# МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (ВлГУ)

На правах рукописи

#### Аль-Хулейди Нашван Амин

Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики.

Специальность 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 Л.Т.

### СОДЕРЖАНИЕ

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ	5
ВВЕДЕНИЕ	7
ГЛАВА 1. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ ПО ИСКУССТВЕННЫМ НЕЙРОННЬ	JМ
СЕТЯМ	. 13
1.1 Нейросетевой анализ в задачах обработки сигналов и изображений	
различной природы	. 13
1.2 Специфические особенности применения нейросетевых технологий для	
задач обработки биоэлектрических сигналов	. 17
1.3. Базовые принципы реализации искусственных нейронных сетей	. 19
1.3.1 Искусственная нейронная сеть и ее архитектура	. 20
1.3.2 Методы обучения ИНС.	. 28
1.3.3 Типы нормализации	. 33
1.4 Критерии эффективности нейронных сетей	. 35
1.5 Примеры практического применения ИНС для распознавания	
биоэлектрических сигналов	. 38
1.6. Выводы	. 41
ГЛАВА 2. СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ И СРЕДСТВА АНАЛИ	[3A
БИОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ	. 44
2.1. Основные особенности биоэлектрического сигнала, характе-ризующего	
работу сердца	. 44
2.2. Основные методы оценки вариабельности сердечного ритма	. 45
2.2.1. Статистические методы	. 48
2.2.2. Геометрический метод.	. 49
2.2.3. Корреляционная ритмограмма-скаттерграмма	. 54
2.2.4. Спектральные методы анализа ВСР	. 59
2.2.5. Автокорреляционный анализ	62
2.3. Программные средства анализа вариабельности сердечного ритма	64
2.3.1. Автономный регистратор ритма сердечных сокращений	64
2.3.2 Программа HRV	. 65

2.3.3. Комплекс кардиографический (ВАРИКАРД-АКСИОН) 66
2.4. Выводы
ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКИ И
АНАЛИЗА ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА69
3.1. Базовые основы создания образа в системах анализа вариабельности
сердечного ритма на основе ИНС
3.1.1 Выбор оптимального варианта автоматизированного анализа
скаттерграмм по их бинарному изображению в искусственной нейросети. 73
3.2 Исследование процедуры кодирования соответствия входов и выходов
ИНС при классификации вариабельности сердечного ритма
3.2.1 Кодирование выходов ИНС для БД «Типы ВСР»75
3.2.2 Кодирование выходов ИНС для БД «Типы аритмий сердца» 78
3.3. Варианты построения структурной схемы ИНС для анализа ВСР 79
3.4. Исследование ИНС для анлиза ВСР на основе Matlab 82
3.5. Основные этапы экспериментального исследования структуры ИНС для
анализа ВСР
3.6. Алгоритмы автоматизации исследования структур ИНС в задачах анализа
вариабельности сердечного ритма
3.6.1 Алгоритмы исследования структуры ИНС типа многослойный
персептрон для анализа ВСР
3.6.2. Алгоритмы исследования структуры ИНС модульного типа для анализа
BCP 87
3.7 Алгоритм оценки оптимального число нейронов скрытого слоя нейронной
сети для анализа ВСР
3.8. Выводы
ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИИ
ПРИМЕНЕНИЯ ИНС ДЛЯ АНАЛИЗА ВСР94
4.1. Результаты экспериментального исследования ИНС для базы данных
«Типы BCP»95

4.1.1 Результаты исследования ИНС «Многослойный персептрон» для базы
данных «Типы BCP»95
4.1.2 Результаты исследования ИНС модульного типа для базы данных
«Типы BCP»
4.1.3 Сопоставительный анализ результатов исследования ИНС типа
многослойный персептрон и структуры модульного типа для базы данных
«Типы BCP»
4.2. Результаты экспериментального исследования ИНС для базы данных
«Типы аритмий сердца»
4.2.1 Результаты исследования ИНС «Многослойный персептрон» для базы
данных «Типы аритмий сердца»
4.2.2 Результаты исследования ИНС модульного типа для базы данных
«Типы аритмий сердца»
4.2.3 Сопоставленый анализ результатов ИНС многослойный персептрон и
структуры модульного типа для базы данных «Типы аритмий сердца» 119
4.3. Прикладное программное обеспечение для анализа вариабельности ритма
сердца
4.4. Выводы
Заключение
Библиографический список
Приложение

### СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

АКФ – Автокорреляционная функция

Амо – Амплитуда моды

БПФ – Быстрое преобразование Фурье

ВПР – Вегетативный показатель ритма

ВлГУ - Владимирский государственный университет

ВСР – Вариабельность сердечного ритма

ВЧ – Высокочастотный

ДО – Достоверноотрицательная

ДП – Достоверноположительная

ИВР – Индекс вегетативного равновесия

ИН – Индекс напряжения регуляторных систем

ИНС – Искусственные нейронные сети

КИ – Кардиоинтервал

КРГ – Корреляционная ритмограмма

ЛО – Ложноотрицательная

ЛП – Ложноположительная

Мо – Мода

НС – Нейронные сетей

НЧ – Низкочастотный

OB – Обучающая выборка

ОНЧ - Очень низкочастотный

ПАПР – Показатель адекватности процессов регуляции

ПК – Персональный компьютер

ПСС – Период сердечного сокращения

РБФ – Радиально-базисная функция

РС – Ритм сердца

С – Специфичность

СКО – Среднеквадратическое отклонение

ССЗ – Сердечнососудистые заболевания

ССС – Сердечнососудистая система

СТЗ – Система технического зрения

Т - Точность

Ч – Чувствительность

ЧСС – Частота сердечных сокращений

ЭКГ – Электрокардиограмма

ЭКС – Электрокардиосигнал

TP – TotalPower

ΔX – Вариационный размах

#### Введение

#### Актуальность проблемы.

Использование искусственных нейронных сетей для обнаружения, распознавания и классификации объектов, сигналов и изображений является одной из основных задач радиотехники, применительно к различным областям науки и техники.

Задачей классификации является отнесение образца к одному из нескольких попарно не пересекающихся множеств. Примером таких задач является медицинская диагностика, где необходимо определить, например, тип заболевания [15].

Искусственные нейронные сети (ИНС) являются системами обработки информации, отличающимися от обычных систем параллельным характером передачи информации и наличием процесса саморегуляции для обеспечения заданной целевой функции. Указанные свойства способствуют их применению в медицинской диагностике с целью оказания помощи врачам в процессе принятия решения относительно наличия той или иной патологии[51].

Одним из методов диагностики нарушений сердечно-сосудистой системы применительно к задачам профилактической медицины является анализ информации о вариабельности сердечного ритма (ВСР), оценка которой основана на математическом анализе динамики изменений частоты сердечных сокращений (ЧСС). Данный метод основан на рассмотрении сердечного ритма (СР) как случайного процесса, представленного временным рядом кардиоинтервалов, к которому применимы различные методы обработки [51,112], в т.ч. нейросетевые.

Перспективными направлениями анализа биоэлектрического сигнала несущего информацию о вариабельности ритма сердца считаются геометрические методы и корреляционная ритмография. Они более корректны для оценки нестационарных процессов, которые характерны для биологических систем [103].

Большой вклад в развитие направления ИНС для диагностики электрокардиосигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца, внесли многие российские ученые и специалисты, в том числе Конюхов В. Н., Овчинкина Т.В., Митин В.В., Кузьмин А.А. Григорьев Д.С., Спицын ВТ, и зарубежные авторы — Вильям Бакст., Babak M.A., Seyed K.S., Hoher M., Kestler H.A., Palm G. и др.

**Целью** данной работы является разработка системы нейросетевой обработки и анализа биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца, обеспечивающей повышение эффективности и качества функциональной диагностики сердечной деятельности.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- 1. Провести анализ литературы по существующим подходам и методам обработки и распознавания образов гистограммы и скаттерграммы и эффективности применения искусственных нейронных сетей (ИНС) в задаче анализа и классификации типов вариабельности сердечного ритма.
- 2. Сформировать необходимый объем обучающих и тестовых данных записей кардиоинтервалограмм здоровых людей и людей с нарушениями ритма на основе значений гистограмм и скаттерграмм.
- 3. Провести исследования вариантов кодирования выходов искусственных нейронных сетей для решения задачи анализа скаттерграмм и гистограмм ритма сердца, обеспечивающей получение достоверной информации о функционировании сердца.
- 4. Разработать специализированные алгоритмы автоматизации проведения экспериментальных исследований ИНС с целью выбора архитектуры и оптимальных параметров нейронной сети для сформированных обучающих баз данных.
- 5. Провести экспериментальные исследования разработанной нейросетевой системы обработки и анализа биоэлектрического сигнала,

несущего информацию о вариабельности сердечного ритма, и оценить эффективность её функционирования на основе выбранных критериев.

**Объектом исследования** является использование искусственных нейронных сетей для обнаружения, распознавания и классификации объектов, сигналов и изображений в радиотехнических устройствах .

**Предметом исследования** является разработка методики и алгоритмов нейросетевого анализа биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца.

Методы исследования. Для решения поставленных выше задач были использованы методология системного анализа, теории радиотехники и ИНС, распознавания образов и цифровой обработки сигналов, корреляционная ритмография, геометрический метод анализа вариабельности сердечного ритма (ВСР), статистика и методология экспериментальных исследований. В процессе работы использовался программный пакет Neural Network Toolbox системы Matlab 7.

Прикладное программное обеспечение для анализа вариабельности ритма сердца разрабатывалось с помощью программной среды Neural Network Wizard и Delphi.

**Научная новизна работы.** В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

- 1. Методики создания образов скаттерграмм по их бинарному изображению и образов гистограмм биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца.
- 2. Методика кодирования входов и выходов искусственных нейронных сетей для анализа скаттерграмм и гистограмм ритма сердца.
- 3. Алгоритм поиска оптимального размера ИНС, отличающийся дополнительным циклом уточнения результата. Для выбора зоны поиска оптимального количества нейронов в скрытых слоях персептрона использовалась теорема Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена.

#### Практическая значимость работы заключается в следующем:

- 1. Разработанное прикладное программное обеспечение предназначено для оценки и анализа вариабельности ритма сердца для состояний "нормы" и наиболее часто встречающихся отклонений от нормы с чувствительностью 86,9%, специфичностью 92,1% и точностью 90,9%, а также анализ семи типов аритмий сердца с чувствительностью 84.5%, специфичностью 98.7% и точностью 97%.
- 2. Предложенные методики формирования входных образов для ИНС на основе скаттерграммы по её бинарному изображению и по значениям гистограмм, позволяют сократить себестоимость и время проведения процедуры функциональной диагностики сердца.
- 3. Разработанное программное обеспечение анализа ВСР может быть использовано для мониторинга функционального состояния работы сердца при проведении диспансеризации и профилактических обследований в различных организациях.

**Личный вклад автора.** Выносимые на защиту положения предложены и реализованы автором самостоятельно в ходе выполнения научно-исследовательских работ на кафедре биомедицинских и электронных средств и технологий (БЭСТ) Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых.

#### Достоверность:

- выводов и рекомендаций, сформулированных в диссертации, подтверждается результатами тестирования на основе баз данных записи кардиоинтервалограмм из архива PhysioNet и записи кардиоинтервалограмм студентов ВлГУ, а также экспериментальными исследованиями и апробацией разработанных специализированных нейросетевых блоков анализа ВСР;
- выбора оптимального размера ИНС, отличающегося дополнительным циклом уточнения результата, подтверждается тем, что выбор зоны поиска оптимального количества нейронов в скрытых слоях персептрона был

осуществлен на основе следствия из теоремы Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена;

- оценки эффективности обучения подтверждается использованием общепризнанных критериев оценки эффективности нейросетевых методов анализа, а именно, чувствительность, специфичность и точность.

#### Основные научные положения, выносимые на защиту.

- 1. Методики создания образов электрокардиосигнала (ЭКС) на основе использования гистограммы и скаттерграммы ритма сердца, обеспечивающие получение достоверной информации для распознавания функциональных отклонений в работе сердце.
- 2. Методика кодирования выходов искусственных нейронных сетей для анализа скаттерграмм и гистограмм биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца, позволяющая сократить количество выходов ИНС.
- 3. Модифицированный алгоритм поиска оптимального размера ИНС, отличающийся дополнительным циклом уточнения результата. Выбор зоны поиска оптимального количества нейронов в скрытых слоях персептрона определяется по формуле, являющейся следствием из теорем Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена.

Результаты внедрения работы. Основные теоретические и практические результаты работы внедрены в научно-исследовательской деятельности и в учебный процесс кафедры биомедицинских и электронных средств и технологий Владимирского государственного университета имени А.Г. и Н.Г. Столетовых при подготовке студентов факультета радиофизики, электроники и медицинской техники по направлению 201000 «Биотехнические системы и технологии». Подтверждено актом внедрения. Созданное программное обеспечение прошло апробацию в кардиоцентре ГБУЗ ВО «Городская больница N-4 г. Владимира».

В соответствие с заключением о полезности диссертационной работы методика кодирования входов и выходов ИНС, а также модифицированная

методика нахождения оптимального числа нейронов скрытого слоя ИНС представляют научно-практический интерес для ОАО «Владимирское КБ радиосвязи» при решении проектных задач, связанных с обработкой радиотехнических сигналов и изображений.

#### Апробация работы.

Основные научные и практические результаты работы докладывались и обсуждались на 8-й международной научно-технической конференции «Перспективные технологии в средствах передачи информации», г. Владимир, Международной конференции «Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы», г. Рязань, 2009 г.; IX международной научно-технической конференции «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии»-ФРЭМЭ-2010, г. Владимир; X международной научно-технической конференции «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии»-ФРЭМЭ-2012, г. Владимир.

#### Публикации,

Самостоятельно и в соавторстве по материалам диссертации опубликованы 10 работ, в том числе 3 в профильных журналах, рекомендованных ВАК РФ, 1 на всероссийской конференции, 1 на международном молодежном конкурсе, 5 на международных конференциях.

#### Структура и объём диссертации.

Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения и библиографического списка, включающего 111 наименований и 2 приложений. Объём диссертации: 143 страницы машинописного текста, 73 рисунка и 42 таблицы.

### ГЛАВА 1. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ ПО ИСКУССТВЕННЫМ НЕЙРОННЫМ СЕТЯМ.

## 1.1 Нейросетевой анализ в задачах обработки сигналов и изображений различной природы.

Решаемые нейронными сетями задачи весьма разнообразны, что способствует их широкому применению в различных областях науки и технологий, в том числе в радиотехнике, медицине, экономике и др [104].

Анализ литературы показывает множество практических примеров использования нейросетевого анализа в задачах обработки сигналов и изображений различной природы.

В работе [65] рассмотрено математическое моделирование обнаружителей сигналов, использующих алгоритмы Байеса, Хемминга, Кохонена, двухслойного персептрона и нейронной сети с радиально-базисными активации (РБФ). На основании теоремы Хехт-Нильсена разработана архитектура и алгоритмы нейросетевых обнаружителей сигналов на основе нейронных сетей Хемминга, Кохонена и двухслойного персептрона. С помощью вычислительного эксперимента исследована работа данных моделей в условиях шумов и помех. Авторы предложили алгоритм эффективного обучения нейронной сети с РБФ. Представлены результаты вычислительного эксперимента. Проведен сравнительный анализ качества обнаружения сигналов рассмотренными методами.

В рамках решения задачи прогнозирования и расчета потерь электроэнергии в распределительных сетях напряжением 0.420 кВ в работе [90] проведен сравнительный анализ ряда нейросетевых архитектур и алгоритмов обучения. В качестве обучающих данных были использованы данные, полученные из параметров модели режимов электросети. Было определено, что наиболее эффективными типами нейросетей (НС) для данной задачи являются многослойный персептрон и сеть каскадной корреляции Фальмана. При этом обучать многослойный персептрон рекомендуется

посредством использования объединенного алгоритма обратного распространения и сопряженных градиентов.

В работе [88] предложена методика классификации радиосигналов с использованием нейронной сети встречного распространения. Автор рассматривал модели для классификации случайных и детерминированных радиосигналов. Также, было проведено исследование зависимости параметров нейронной сети от качества распознавания различных видов сигналов.

В работе [82] представлены результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания патологических изменений электрической активности сердца. Производилось сравнение многослойного персептрона и модульной структуры организации нейронной сети. Авторы сформировали две базы данных: база данных патологий сердца и база данных аритмий. Они были сгруппированы в несколько основных классов и разделены на две независимые базы данных: обучающую и тестовую. Исследования показали, что повышенная чувствительность патологиям, низкая погрешность К И возможность неограниченного расширения числа анализируемых патологий делает модульную структуру, вероятно, оптимальным выбором для решения задачи анализа электрокардиосигнала. Все веса НС инициализируются случайными величинами (с равномерным распределением). Для исключения влияния случайности на результаты обучения все действия повторяются по 3 раза для каждого значения количества нейронов скрытого слоя исследуемых структур [82,84,70]. Исследование производится путём многократного обучения искусственных нейронных сетей с различным объёмом скрытого слоя.

В работе [89] представлен новый метод верификации подписей, основанный на их рассмотрении как бинарных изображений, в пространстве признаков преобразования Радона. Полученные изображения, содержащие основные локальные изменения анализируемой подписи, подаются на нейронную сеть, использующую алгоритм обратного распространения ошибки. Экспериментальные данные показали надежность верификации в пределах 95-98 %.

В работе [100] разработаны методы и алгоритмы применения в системе технического зрения (СТЗ) нейронных сетей для распознавания с заданной точностью массового количества объектов природного происхождения с сильной визуальной внутриклассовой вариабельностью системе технического зрения. Необходимое количество нейронов в скрытых слоях персептрона автор определил по формуле, являющейся следствием из теорем Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена. По требованию теоремы Хехт-Нильсена в нейронных сетях как для первого (скрытого), так и для второго (выходного) слоя использованы сигмоидальные передаточные функции с настраиваемыми параметрами.

Автор предложил подход к построению нейронной сети на основе многослойного персептрона, позволяющий провести распознавание максимального уровня точности, выбран подходящий алгоритм обучения. для сети типа многослойный персептрон хороший результат Показано, что обеспечивается при использовании метода сопряженных градиентов и классического алгоритма обратного распространения ошибки. В работе проведены эксперименты по проверке работоспособности и эффективности разработанной нейронной сети на различных объектах природного Применение нейросетевого классификации происхождения. механизма обеспечивает 98,5 % правильного разделения по сортам злаковых, масличных и бобовых культур, а также 100 % выделение примесей из сортосмеси.

В работе [92] предложена процедура первичной параметрической оптимизации активационных функций модели нейронной сети для решения прикладных задач обработки изображений, основанная на использовании критерия идеального наблюдателя. Приводятся результаты численных исследований, показывающие, что оптимизированная сеть имеет более высокую вероятность сходимости и скорость обучения, а также обеспечивает более эффективное решение задачи выделения объектов на изображениях по сравнению с неоптимизированной нейронной сетью.

В работе [91] разработана методика построения структуры нейронной сети (НС) прямого распространения с одним скрытым слоем, предназначенной классификации монохромных изображений. В ДЛЯ качестве входных параметров НС используются предварительно вычисленные параметры сегмента изображения, а выходным параметром является вероятность принадлежности изображаемого объекта к тому или иному классу. Исследована методика сегментации монохромных изображений, a также методика определения наиболее важных для функционирования НС параметров сегмента. Представлена структура нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем, предназначенная для классификации радиолокационных изображений морской поверхности при решении задачи экологического мониторинга.

В работе [40] для повышения эффективности работы НС предложено формализовать процесс предобработки данных, состоящий в совмещении нормализации исходных данных с повышением их равномерности распределения по нормализованному интервалу. Авторы рассматривали сети с сигмоидальными нелинейными преобразователями. Данная функция является одной из наиболее распространенных. Она представляет собой нелинейную функцию с насыщением, так называемую логистическую или сигмоидальную функцию [93]. Предложенный авторами алгоритм преобразования позволяет повысить равномерность распределения, что приводит улучшению различимости обучающей выборки (ОВ). Предварительные эксперименты показали повышение скорости обучения НС на 41%.

В работе [94] предпринята попытка улучшить параметры сходимости алгоритмов обучения НС, основанных на методе градиентного спуска, за счет упрощения обучающей выборки (ОВ) на ранних этапах обучения с последовательным усложнением (детализацией) на последующих этапах.

Использование адаптивного упрощения ОВ позволяет снизить время и, что более важно, повысить качество обучения НС. Это достигается, в основном, за счет снижения избыточной подробности обучающего множества на ранних

этапах обучения, что вполне характерно для естественных обучающихся систем. Используемые в подходе преобразования относятся только к исходным данным и не затрагивают алгоритма настройки весовых коэффициентов НС. совместимым со многими подход известными ускоренного обучения НС, тем самым, давая дополнительный выигрыш во времени и качестве обучения. С целью дальнейшего развития подхода проведено исследование неравномерного упрощения ОВ, когда коэффициент упрощения различен для каждого набора и определяется с учетом ошибки НС на данном наборе, а не на всей выборке в среднем. Проведенный анализ позволил автору выделить ряд критичных задач, которые успешно решаются с использованием нейросетевой технологии, и что способствует получению ощутимого прироста эффективности РЛС. С их помощью может быть достигнуто увеличение дальности на 20-300%, снижение временных затрат в 2-3 раза, снижение числа ложных целей на 1-2 порядка, повышение точности выдаваемых координат целей в 1,5-2 раза, приближение к качеству работы человека в неформализуемых задачах в 2 раза.

Приведенный краткий обзор вариантов применения ИНС для решения различных научно-практических задач свидетельствует об их широких возможностях и перспективности дальнейшего развития и внедрения нейросетевых технологий там, где ставится задача обнаружения, распознавания и классификации объектов, сигналов и изображений.

# 1.2 Специфические особенности применения нейросетевых технологий для задач обработки биоэлектрических сигналов.

Специфика медицины заключается в том, что большинство задач в ней относятся к классам задач диагностики, прогнозирования, выбора стратегии лечения и др. Медицинские задачи практически всегда имеют несколько способов решения и "нечеткий" характер ответа, совпадающий со способом выдачи результата нейронными сетями [98].

Все неалгоритмируемые или трудноалгоритмируемые задачи, решаемые нейронными сетями, можно классифицировать на два принципиально различающихся типа в зависимости от характера ответа - задачи классификации и задачи предсказания [95,98].

Обширная группа медицинских задач относится к задачам классификации, целью которых является определение принадлежности определенного объекта к соответствующему классу [98].

В 1990 году Вильям Бакст из Калифорнийского университета в Сан-Диего использовал нейронную сеть (многослойный персептрон) ДЛЯ распознавания инфаркта миокарда у пациентов, поступающих в приемный покой с острой болью в груди. Его целью было создание диагностического инструмента, способного помочь врачам, которые не в силах справиться с потоком данных, характеризующих состояние поступившего больного. Свою задачу исследователь усложнил, поскольку анализировал данные только тех пациентов, кого уже направили в кардиологическое отделение. Бакст использовал лишь 20 параметров, среди которых были возраст, пол, локализация боли, реакция на нитроглицерин, тошнота и рвота, потение, обмороки, частота дыхания, учащенность сердцебиения, предыдущие инфаркты, диабет, гипертония, вздутие шейной вены, ряд особенностей электрокардиограмм (ЭКГ) и наличие значительных ишемических изменений [34,97].

Нейросеть продемонстрировала точность 92% при обнаружении инфаркта миокарда и дала только 4% случаев сигналов ложной тревоги, ошибочно подтверждая направление пациентов без инфаркта в кардиологическое отделение. Итак, налицо факт успешного применения искусственных нейронных сетей в диагностике заболевания.

Идеальный метод диагностики должен иметь стопроцентные значения критериев распознавания, в качестве которых в теории ИНС используются чувствительность и специфичность. Во-первых, не пропускать ни одного действительно больного человека и, во-вторых, не пугать здоровых людей.

Чтобы застраховаться, можно и нужно стараться, прежде всего, обеспечить стопроцентную чувствительность метода - нельзя пропускать заболевание. Но как правило, это сопровождается низкой специфичностью метода, когда у многих людей врачи подозревают заболевания, которыми на самом деле пациенты не страдают [34,97].

В [95,96] представлена задача интерпретации ЭКГ с помощью ИНС для диагностики злокачественных желудочковых аритмий. Трехслойная сеть с 230 входными синапсами была обучена на 190 пациентов (114 с хронической сердечной недостаточностью и 34 с дилятационной миокардиопатией).

Цель исследования — распознавание наличия (у 71 пациента) и отсутствие (у 119 пациентов) желудочковой тахикардии. Результаты тестирования сравнивались с логическим методом интерпретации данных. Показано, что нейросетевой тест обладает большей чувствительностью (73% по сравнению с 70% для логического метода) и специфичностью (83 и 59%) [95].

#### 1.3. Базовые принципы реализации искусственных нейронных сетей.

Искусственные нейронные сети (ИНС) являются системами обработки информации, отличающимися от обычных систем параллельным характером передачи информации и наличием процесса саморегуляции для обеспечения заданной целевой функции. Указанные свойства способствуют их применению в медицинской диагностике с целью оказания помощи врачам в процессе принятия решения относительно наличия той или иной патологии [63].

В этом случае ИНС должна быть обучена с помощью доступных образцов данных с целью обеспечения требуемого (заданного) соотношения между входами и выходами и достижения выполнения целевой функции ИНС при вводе новых данных [63].

В научной литературе известно множество различных структур нейронных сетей, различающихся свойствами нейронов, связями и методами обучения.

Для выбора наиболее подходящей нейронной сети при решении задачи классификации и распознавания патологии, требуется проведение анализа основных вариантов построения и реализации ИНС.

#### 1.3.1 Искусственная нейронная сеть и ее архитектура.

Искусственный нейрон представляет собой элементарный функциональный модуль, из множества которых строятся НС. Он является моделью живого нейрона головного мозга, однако лишь в смысле осуществляемых им преобразований, а не способа функционирования.

Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с биологическими нервными клетками мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены.

Искусственный нейрон обладает группой синапсов однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также наделен аксоном выходной связью данного нейрона, с которой сигнал поступает на синапсы следующих нейронов. На рисунке 1.1 представлена обобщенная структура искусственного нейрона [41,42,43,44,45,49].

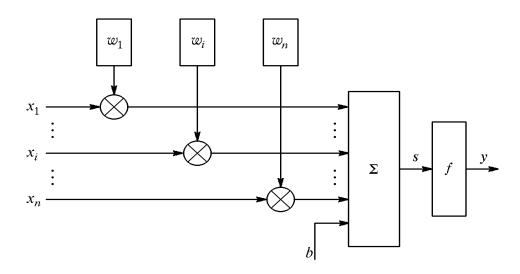


Рис. 1.1. Структура искусственного нейрона.

Каждый синапс характеризуется значением синаптической связи или ее весом wi. Текущее состояние нейрона определяется, как взвешенная сумма его входов:

$$S=\sum_{i=0}^{n} Xi \cdot Wi,$$

где; Хі- выход і- го нейрона; Wі-вес і- го нейрона;

Выходное значение нейрона — функция его состояния:  $y = \varphi(s)$ , которая называется активационной функцией.

Активационная функция нейрона φ(s) определяет нелинейное преобразование, осуществляемое нейроном. Существует множество видов функций активации, но более всего распространены функции, представленные в таблице 1.1, а их графическое изображение на рисунке 1.2.

Таблица 1.1. Различные виды функции активации.

Название	Аналитическое	Описание	
функции	выражение		
Функция	$\varphi(s) =$	В литературе известно, как модель Мак-	Рис.
единичного		Каллока-Питца. Здесь выходной сигнал	1.2.a
скачка	$\{1, ecлus \ge 0 \\ 0, ecлus < 0 \}$	нейрона принимает значение 1, если	
(пороговая	\ 0, еслиs < 0	индуцированное локальное поле этого ней-	
функция)		рона не отрицательно, и 0 в противном	
		случае [46,47,48,71].	
Кусочно-	$\varphi(s) =$	В данном случае а=1, и коэффициент	Рис.
линейная		наклона линейного участка выбран	1.2.
функция	( 1, еслиs ≥ a	единичным, а вся функция может	б
	$\left  \left. \left. \left. \left. \left. \left. \left. \left. \left. \right. \right. \right. \right. \right. \right. \right. \right  \right. \right  > -a$	интерпретироваться как аппроксимация	
	$\left( -1, ecлиa \leq -a \right)$	нелинейного усилителя. При бесконечно	
		большом коэффициенте наклона линейного	
		участка функция вырождается в пороговую	
		[46,71].	
Сигмоидальная	$\varphi(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}$	Наиболее широко используемый тип	рис.
функция	$\psi(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}$	активационной функции. Введена по	1.2.в
	где <i>а</i> — параметр,	аналогии с пороговой функцией, но везде	
	определяющий	является строго монотонно возрастающей,	
	наклон функции.	непрерывной и дифференцируемой.	
		Дифференцируемость является важным	
		свойством для анализа ИНС и некоторых	
		методов их обучения[46,47,48, 71].	
		Варьирование наклона (а) позволяет	
		получить разные виды сигмоиды. Чаще	
		используется $a=1$ . В случае бесконечно	
		большого а сигмоидальная функция	
		вырождается в пороговую.	

Функция	$\varphi(s) =$	Функция имеет область значений от —1 до	рис.
гиперболическ	( 1, eслиs > 0	+1, является симметричной относительно	1.2.д
оготангенса	$\begin{cases} s, ecnus = 0 \end{cases}$	начала координат [71,50], т.е является	
	(-1, ecлus < 0	нечетной функцией индуцированного	
		локального поля.	
	То есть:	Нечетность этой функции делает ее удобной	
	$\varphi s = sign(s)$ .	для решения задач управления [46].	

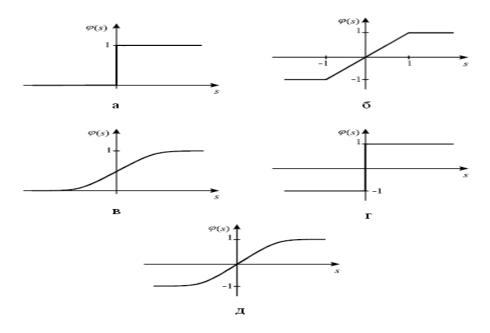


Рис. 1.2 Типы активационных функций.

Анализ научной литературы показывает, что наиболее часто в качестве активационной функции используется сигмоидальная [40,93,100].

В связи с этим в данной работе предлагается также использовать сигмоидальною функцию.

В настоящее время существует множество способов задания структур нейронных сетей. Как известно, все типы нейронных сетей условно разделяются на:

 а) сети прямого распространения, в которых сигналы от нейрона к нейрону передаются в четко заданном направлении – от входов сети к ее выходам; б) сети с обратными связями, в которых выходные значения любого нейрона сети могут переходить к его же входам.

Это дает возможность нейронной сети моделировать более сложные процессы, например, временные, но делает выходы подобной сети нестабильными, зависящими от состояния сети на предыдущем цикле. На рисунке 1.3 представлена конфигурация наиболее распространенных типов нейронных сетей [60,76].

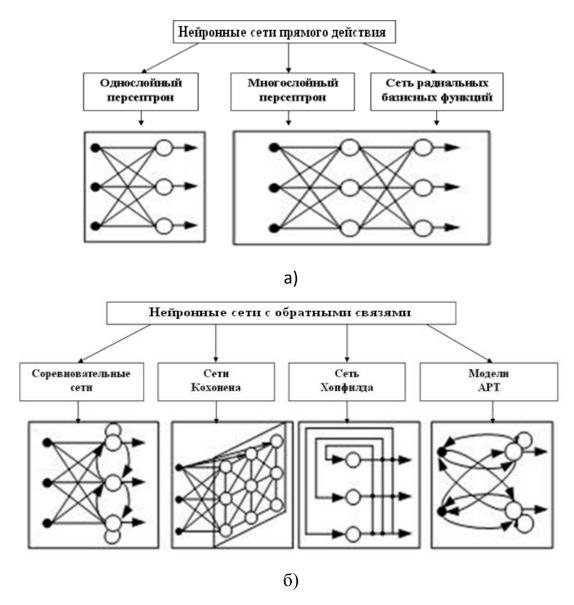


Рисунок 1.3 – Систематизация архитектур нейронных сетей: а) нейронные сети прямого действия, б) нейронные сети с обратными связями [53].

Традиционная нейронная сеть прямого распространения представляет собой систему взаимодействующих нейронов, каждый из которых выполняет определенное функциональное преобразование над сигналами [67, 68, 71].

В таких сетях нейроны входного слоя получают входные сигналы, преобразуют их и передают нейронам первого скрытого слоя, далее срабатывает первой скрытый слой и т.д. до выходного, который выдает выходные сигналы для интерпретатора пользователя. Если не оговорено противное, то каждый выходной сигнал предыдущего слоя подается на вход всех нейронов последующего слоя [70,66,44].

Наиболее популярный класс нейронных сетей прямого распространения образуют многослойные перцептроны. Основным способом обучения многослойного персептрона является метод обратного распространения ошибки [59].

В таблице 1.2 приведено описание структуры многослойного персептрона и модульной нейронной сети, состоящей из нескольких параллельно расположенных нейросетевых модулей, построенных на основе структуры многослойного персептрона.

Таблица 1.2. Многослойный персептрон и модульная нейросетевая структура.

№	Наименование	Описание	Особенность	Примечание
1	Многослойный	Каждый нейрон может	Сеть позволяет	Слои нейронов,
	персептрон	посылать выходной	выделять	расположенные
	(Рис. 1.4а)	сигнал только в	глобальные между входным и	
		следующий слой и	свойства данных за	выходным
		принимать входные	счет наличия	называются
		сигналы только с	дополнительных	скрытыми, так как не
		предыдущего слоя.	синаптических	получают и не
			связей и	передают данные
			повышения уровня	непосредственно из
			взаимодействия	внешней среды.
			нейронов [62,64].	
2	Модульная	Модульный вариант	В процессе	Сеть изначально
	нейронная сеть	нейронной сети состоит	обучения сети	искусственно
	(Рис. 1.4б)	из нескольких	изменяются только	разделена на
		параллельно	веса тех связей,	одинаковые
		расположенных	которые соединяют	нейронные модули,
		нейросетевых модулей,	друг с другом	количество которых
		построенных на основе	нейроны разных	определяется

	структуры	модулей [8].	количеством
	многослойного		распознаваемых
	персептрона.		классов.

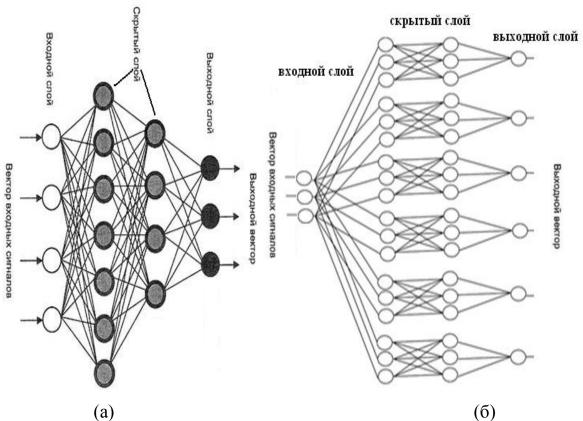


Рис. 1.4 – Схема многослойного персептрона (a) и модульный вариант нейронной сети (б).

Определение числа скрытых слоев и числа нейронов в каждом слое зависит от конкретной задачи. Анализ литературы показывает, что вопрос нахождения оптимального числа нейронов скрытого слоя не имеет однозначного решения по причине отсутствия устоявшейся методики [70].

Согласно теореме Колмогорова-Арнольда - Хехт-Нильсена, для любого множества непротиворечивых между собой пар произвольной размерности ( $\mathbf{X}_q$ ,  $\mathbf{D}_q$ ),  $q=1,\ldots,Q$ , существует двухслойный персептрон с сигмоидными активационными функциями и с конечным числом нейронов, который для каждого входного вектора  $\mathbf{X}_q$  формирует соответствующий ему выходной вектор  $\mathbf{D}_q$ .

Таким образом, доказывается принципиальная возможность построения нейронной сети, выполняющей преобразование, заданное любым множеством

различающихся между собой обучающих примеров, и установлено, что такой универсальной нейронной сетью является двухслойный персептрон, т.е. персептрон с одним скрытым слоем, причем активационные функции его нейронов должны быть сигмоидными.

Необходимое количество нейронов в скрытых слоях персептрона можно определить по формуле, являющейся следствием из теорем Арнольда – Колмогорова – Хехт-Нильсена [79,86]:

$$\frac{N_y Q}{1 + \log_2(Q)} \le N_w \ge N_y \left(\frac{Q}{N_y} + 1\right) (N_x + N_y + 1) + N_y,$$

где  $N_y$  — размерность выходного сигнала;

Q — число элементов множества обучающих примеров;

N<sub>w</sub> — необходимое число синаптических связей;

 $N_x$  — размерность входного сигнала.

Оценив с помощью этой формулы необходимое число синаптических связей  $N_{\rm w}$ , можно рассчитать необходимое число нейронов в скрытых слоях. Например, число нейронов скрытого слоя двухслойного персептрона будет равно

$$N = \frac{N_y}{N_x + N_y}.$$

Аналогично можно рассчитать число нейронов в сетях с большим числом слоев [79,86].

Определение числа скрытых слоев и числа нейронов в каждом слое зависит от конкретной задачи. Анализ литературы показывает, что вопрос нахождения оптимального числа нейронов скрытого слоя не имеет однозначного решения по причине отсутствия устоявшейся методики.

В [65,100] выбор необходимого количества нейронов в скрытых слоях персептрона определен по формуле, являющейся следствием из теорем Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена.

В данной работе использовалсь также теорема, для определения зон исследования количества нейронов в скрытых слоях.

Нейросети с обратными связями могут быть слоисто-циклическими, слоисто-полносвязанными и полносвязанно-слоистыми (таблица 1.3).

	Таблица 1.3 Кла	ассификация ИНС	с обратными связями.
--	-----------------	-----------------	----------------------

Наименование	Описание	Особенность
слоисто-	Отличаются тем, что слои	Все слои равноправны и могут,
циклические	замкнуты в кольцо: последний	как получать входные сигналы,
	слой передает свои выходные	так и выдавать выходные.
	сигналы первому.	
слоисто-	Состоят из слоев, каждый из	В каждом слое цикл работы
полносвязанные	которых представляет собой	распадается на три части: прием
	полносвязную сеть, а сигналы	сигналов с предыдущего слоя,
	передаются как от слоя к слою,	обмен сигналами внутри слоя,
	так и внутри слоя.	выработка выходного сигнала и
		передача к последующему слою.
полносвязанно-	По своей структуре аналогичны	В них не разделяются фазы
слоистые	слоисто полносвязанным.	обмена внутри слоя и передачи
		следующему, на каждом такте
		нейроны всех слоев принимают
		сигналы от нейронов, как своего
		слоя, так и последующих.

Таким образом, сети с обратными связями являются динамическими, так как в силу обратных связей в них модифицируются входы нейронов, что приводит к изменению состояния сети [53].

В качестве примера сетей с обратными связями на рисунке 1.5 представлены частично-рекуррентные сети Элмана и Джордана [79,70].

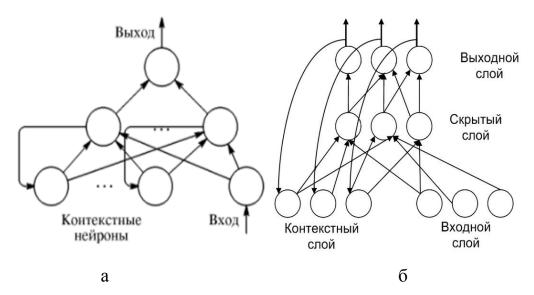


Рис.1.5 Частично-рекуррентные сети: а - Элмана; б — Джордана.

Выбор структуры ИНС осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Для решения некоторых отдельных типов задач уже существуют оптимальные, на сегодняшний день, конфигурации [64].

В данной работе особое внимание уделено исследованию нейронных сетей, прямого распространения на основе многослойного перцептрона и модульной структуры, построенной на многослойном персептроне, что объясняется хорошими результатами их применения для решения ряда задач медицинской диагностики, приведенными в [5,51,52,54,70,82,83].

#### 1.3.2 Методы обучения ИНС.

Способность к обучению представляет собой фундаментальное свойство мозга. В контексте искусственных нейронных сетей процесс обучения может рассматриваться как настройка архитектуры сети, а также весов связей для эффективного выполнения поставленной задачи. Для этого применяются обучающие примеры. Свойство сети обучаться на примерах делает их более привлекательными по сравнению с системами, которые работают по заранее заложенным правилам, сформулированным экспертами [53].

Среди всех существующих методов обучения можно выделить два класса: детерминированный и стохастический.

Детерминированный метод [72] итеративно корректирует параметры сети, основываясь на ее текущих параметрах, а также величинах входов, фактических и желаемых выходов. Ярким примером этого метода является метод обратного распространения ошибки.

Алгоритм обратного распространения ошибки основывается на правиле градиентного спуска и является самым популярным методом обучения многослойного персептрона [57]. Целью применения этого метода является минимизация выходной ошибки путем коррекции весов в направлении, определяемом частными производными:

$$\partial \mathbf{E}/\partial w_{ij}$$
,

где Е- суммарная квадратичная ошибка, определяемая по формуле [57]:

$$\mathrm{E} = rac{1}{2} \cdot \sum_i (t_i - o_i)^2$$
 ,

где  $o_i$ - реальный выход нейрона i, а  $t_i$ - желаемое значение.

Частные производные для выходного слоя определяются следующим образом:

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial w_{ij}} = (\mathbf{t}_i - \mathbf{o}_i).f'(\mathbf{o}_i).\mathbf{o}_j,$$

где  $f'(\sigma_i)$  - первая производная функции активации.

В данной работе используется сигмоидальная функция.

В [57] данный алгоритм представлен для сети, слои которой обозначаются i, j, k и т.д с выходного слоя по входной, а  $\sigma_i$  представляет взвешенную сумму элементов вектора, являющегося входным для слоя i. Веса после вычислений производных обновляются с помощью формулы:

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

где η - коэффициент обучения.

Для узлов первого скрытого слоя относительно выходного частная производная вычисляется как:

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial w_{ik}} = \left[ \sum_{i} (\mathbf{t}_i - \mathbf{o}_i) \cdot f'(\mathbf{\sigma}_i) \cdot w_{ij} \right] \cdot f'(\mathbf{\sigma}_i) \cdot \mathbf{o}_k.$$

На рисунке 1.6 представлена структура алгоритма обратного распространения ошибки.

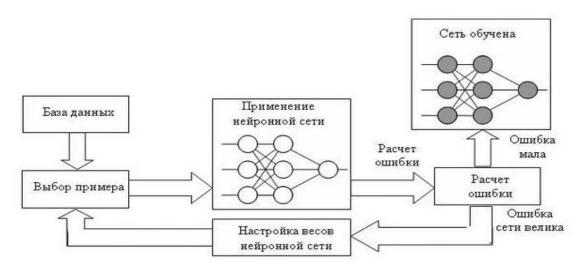


Рис. 1.6 Структура алгоритма обратного распространения ошибки.

Стохастические методы обучения [72] изменяют параметры сети случайным образом. При этом сохраняются только те изменения, которые привели к улучшениям. Однако при применении стохастического метода обучения существует вероятность попадания в область локального минимума. Проблема локального минимума показана на рисунке 1.7.

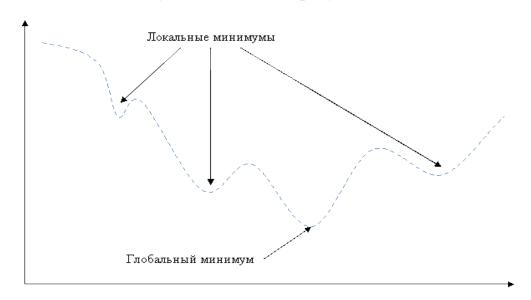


Рис.1.7. Проблема локальных минимумов [76].

Сеть может попасть в локальный минимум, в то время как рядом есть более глубокий минимум. В точке локального минимума все направления ведут вверх, и сеть не способна из него самостоятельно выбраться. Если при градиентном спуске попасть в такой минимум, то сеть не будет настроена на оптимальную производительность [75,76].

Для исключения подобных проблем используют различные способы. Полезная стратегия для избежания подобных проблем это способ постепенного уменьшения среднего размера случайных шагов коррекции [70,72,74,84].

Процесс функционирования нейронной сети, которые она способна выполнять, зависит от величин синоптических связей. Поэтому, задавшись определенной структурой нейронной сети, отвечающей определенной задаче, необходимо найти оптимальные значения для всех весовых коэффициентов.

Данный этап называется обучением нейронной сети, и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать во время

эксплуатации поставленные перед ней задачи. Важнейшими параметрами обучения являются: качество выбора значений весовых коэффициентов и время, которое необходимо затратить на обучение. Как правило, два этих параметра связаны между собой обратной зависимостью и их приходится выбирать на основе компромиса.

В настоящее время все алгоритмы обучения нейронных сетей можно разделить на два больших класса: обучение с учителем и без учителя [78,58]. Краткая характеристика парадигмы обучения НС с учителем (рис. 1.8) и без учителя (рис. 1.9) представлена в таблице 1.4.

Таблица 1.4 парадигмы обучения ИНС.

Парадигмы обучения НС.	Описание	Особенность	Примечание
Обучение с учителем (Рис. 1.8)	Концептуально участие учителя рассматривается как наличие знаний об окружающей среде, представленных в виде пар вход-выход. При этом сама среда неизвестна обучаемой НС при подаче учителю и обучаемой сети обучающего вектора из окружающей среды. Учитель на основе встроенных знаний формирует и передает обучаемой НС желаемый отклик, соответствующий данному входному вектору. Этот желаемый результат представляет собой оптимальные действия, которые должна выполнить НС.	Параметры сети корректируются с учетом обучающего вектора и сигнала ошибки. Сигналом ошибки является разность между желаемым сигналом и текущим откликом НС. Корректировка параметров выполняется пошагово с целью имитации НС поведения учителя. Эта эмуляция в некотором статистическом смысле должна быть оптимальной.	В процессе обучения знания учителя передаются в сеть в максимально полном объеме. После окончания обучения учителя можно отключить и позволить нейронной сети работать со средой самостоятельно [71,79,55].

Обучение	Существует лишь	Является намного	Можно
без	независимая от задачи	более правдоподобной	воспользоваться
учителя.	мера качества	моделью обучения с	правилом
(Рис. 1.9)	представления, которому	точки зрения	конкурентного
	должна научиться	биологических корней	обучения. Например,
	нейронная сеть, и	ИНС. Обучающее	можно использовать
	свободные параметры сети	множество состоит	нейронную сеть,
	оптимизируются по	лишь из входных	состоящую из двух
	отношению к этой мере.	векторов [111].	слоев (входного и
			выходного). Входной
			слой получает
			доступные данные.
			Выходной слой
			состоит из нейронов,
			конкурирующих друг
			с другом за право
			отклика на признаки,
			содержащиеся во
			входных данных
			[69,77,80].

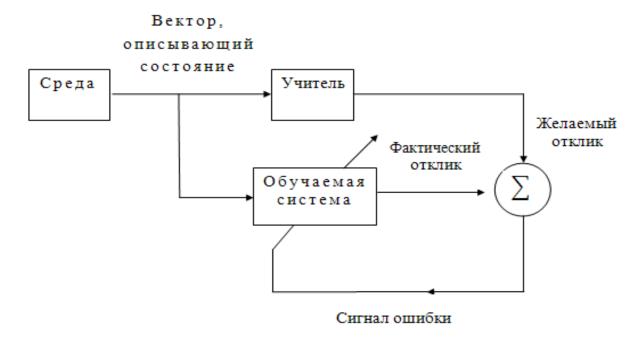


Рис. 1.8. Блочная диаграмма обучения с учителем.

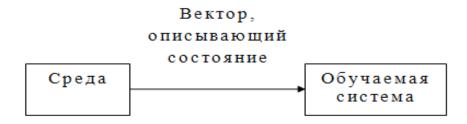


Рис. 1.9. Блочная диаграмма обучения без учителя.

У каждого вида обучения есть своя ниша задач и по большому счету они не пересекаются. На данный момент существует и запатентовано большое количество архитектур нейронных сетей и методов их обучения. Основными (исходными) являются — для обучения с учителем это «алгоритм обратного распространения ошибки». В [89,90,100] использован алгоритм обратного распространения для решения различных задач.

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.

#### 1.3.3 Типы нормализации.

При реализация ИНС одним из основных этапов процедуры обработки является нормализация, суть которой заключается в предварительной обработке входных данных, при которой значения признаков, образующих входной вектор, приводятся к некоторому заданному диапазону [70,73].

Нормализация необходима, так как исходные значения признаков могут изменяться в очень большом диапазоне и работа аналитических моделей (в том числе и НС с такими данными может оказаться некорректной.

Так, в одном входном векторе могут содержаться значения, существенно отличающиеся друг от друга например, возраст и доход клиента.

Данная ситуация может иметь место и для значений одного признака, например, доходы клиентов могут различаться в десятки и сотни раз. Такой дисбаланс между значениями признаков может вызвать неустойчивость работы модели, ухудшить результаты обучения и замедлить его процесс.

После нормализации все входные данные приводятся к некоторому диапазону (например, [0...1] или [-1...1]), что позволяет моделям работать с ними более корректно.

Существует множество способов нормализации данных. В таблице 1.5 приведены наиболее часто используемые в научно-практических задачах типы нормализации [73].

На таблице 1.5. Тип наименование.

Наименование	Описание	Достоинства	Недостатки
Линейная	Предпочтительна в том случае, когда	Не искажает	Влияет на
нормализация	значения переменной х <sub>і</sub> плотно	форму	процесс
	заполняют определенный интервал.	сигнала.	обучение $.\tilde{x}$ .
	Если в данных имеются редкие		
	выбросы, намного превыщающие		
	типичный разброс, то в этих случаях		
	следует ориентироваться при		
	нормировке не на экстремальные		
	(граничные) значения, а на типичные,		
	среднее и дисперсия [101].		
	∼ x − min		
	$\tilde{\mathbf{x}} = \frac{\mathbf{x} - \min}{\max - \min}$		
	где $x$ - исходное значение параметра; $\tilde{x}$ -		
	значение, подаваемое на вход НС.		
Экспоненциаль	В подобных ситуациях, а также в	Понижает	Вносит в
ная	случае, когда значение входных данных	ошибку при	сигнал новые
нормализация	лежит в диапазоне $(0, \infty)$ , можно	обучении.	нелинейные
	использовать нормировку с помощью		свойства[70].
	функции вида:		
	1		
	$\tilde{x} = \frac{1}{1 + e^{-x}},$		
	где х- исходное значение параметра; $\tilde{x}$ -		
	значение, подаваемое на вход НС		
	, , , ,		

Анализ основных вариантов построения и реализации ИНС позволил выбрать параметры ИНС , в том числе функция активации; парадигма и метод обучения; тип нормализации.

В качестве архитектуры ИНС были выбраны многослойный персептрон и модульная нейросетевая структура, основанная на многослойном персептроне.

#### 1.4 Критерии эффективности нейронных сетей.

Одной из важных задач в медицине является скрининг. Суть его заключается в применении теста для установления факта наличия или отсутствия некоторого заболевания в определённой популяции исследуемого населения. Решение, которое должно быть принято, носит бинарный характер [30,70,83]. Причем, вводятся следующие обозначения:

- А ситуация, когда пациенты имеют определённую патологию;
- N ситуация, когда пациенты не имеют этой патологии;
- P(A) и P(N) априорные вероятности, которые соответственно обозначают доли в тестовой популяции страдающих данным заболеванием пациентов и нормальных пациентов;
- *T*<sup>+</sup>- представляет собой положительный результат скрининга (показывает присутствие заболевания);
- $T^-$  представляет собой отрицательный результат (отсутствия заболевания). В результате возникают ситуации, приведенные в таблице 1.6.

Таблица 1.6. возможные варианты принимаемых решений.

No	Наименование	описание
1	Достоверноотрицательная	ситуация, когда тест является отрицательным для
	(ДО)	пациента, который не имеет заболевания.
2	Достоверноположительная	ситуация, когда тест является положительным для
	(ДП)	пациента, имеющего заболевание.
3	Ложноотрицательная	ситуация, когда тест является отрицательным для
	(ЛО)	пациента, имеющего заболевание (ошибка І рода).
4	Ложноположительная	ситуация, когда тест является положительным для
	(ЛП)	пациента, который не имеет заболевания (ошибка II
		рода).

Как известно, ошибки при проверке статистических гипотез могут быть двух родов. Ошибка первого рода заключается в отрицании основной гипотезы, когда на самом деле она верна. Ошибка второго рода состоит в том, что отрицается конкурирующая гипотеза, когда она верна. В приведенной таблице 1.6 это соответствует третьему и четвертому случаю соответственно.

Что является положительным событием, а что – отрицательным, зависит от конкретной задачи. Например, если прогнозируется вероятность наличия

заболевания, то положительным исходом будет класс "Больной пациент", отрицательным — "Здоровый пациент". И наоборот, если необходимо определить вероятность того, что человек здоров, то положительным исходом будет класс "Здоровый пациент", и так далее [99].

При исследовании ИНС полученные результаты, как правило, определяются с помощью оценки чувствительности, специфичности и точности, которые являются критериями эффективности функционирования нейросети [30,70,83].

Значения чувствительности и специфичности характеризуют обобщающую способность сети, и используются в случаях, когда необходимо дать клиническую или диагностическую интерпретацию решений, основанных на статистических характеристиках или логических правилах и принимаемых с использованием векторов образов.

Модель с высокой чувствительностью часто дает истинный результат при наличии положительного исхода (обнаруживает положительные примеры). Наоборот, модель с высокой специфичностью чаще дает истинный результат при наличии отрицательного исхода (обнаруживает отрицательные примеры). Если рассуждать в терминах медицины — задачи диагностики заболевания, где модель классификации пациентов на больных и здоровых называется диагностическим тестом, то получится следующее:

- Чувствительный диагностический тест проявляется в гипердиагностике максимальном предотвращении пропуска больных;
- Специфичный диагностический тест диагностирует только доподлинно больных. Это важно в случае, когда, например, лечение больного связано с серьезными побочными эффектами и гипердиагностика пациентов не желательна [99].

В таблице 1.7 приведено краткое описание рассмотренных критериев эффективности функционирования нейросети.

Таблица 1.7 Критерии эффективности функционирования ИНС.

Наименование	Описание	формула
Чувствительность (Ч)	Определяется долей положительных результатов скрининга (присутствие заболевания) в общем количестве пациентов, имеющих отличие от нормы. Отражает способность обнаруживать присутствие искомого заболевания.	$\mathbf{H} = \frac{\Pi\Pi}{\Pi\Pi + \Pi\Omega} \ ,$ где $\Pi\Pi - \Pi = \Pi\Pi - \Pi = \Pi\Pi$ ПО -ложноотрицательная
Специфичность (C)	Определяется долей отрицательных результатов скрининга (отсутствие заболевания) в общем количестве пациентов, не имеющих отличий от нормы. Показывает точность определения отсутствия исследуемого заболевания.	$C = \frac{DO}{DO + DD} \; ,$ где $DO = DO $
Точность (Т)	Соотношение числа достоверно- положительных и достоверноотри- цательных заключений к общему числу окончательных диагнозов. Точность является объективным отражением процесса ложноотри-ц- ательной (невыявления заболевания) и ложноположительной (гипердиа- гностики заболевания) ситуаций [87].	$T = \frac{\Pi\Pi + \PiO}{\Pi\Pi + \PiO} \ ,$ где $\Pi\Pi - \PiO $

В настоящее время наблюдается положительная динамика роста числа заболеваний сердечно-сосудистой системы. В связи с этим все более актуальной становится проблема своевременной и качественной диагностики, а так же постановка верного диагноза за короткий срок. С другой стороны в сложившихся социально-экономических условиях сельской местности, а так же городах районного значения наблюдается нехватка квалифицированных специалистов в области кардиологии [35].

Одним из важных направлений является применение нейронных сетей в диагностике сердечно сосудистой системы (ССС) [82,84,7034,97,95].

Ниже приведены несколько практических примеров нейросетевой технологии для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний и анализа BCP.

## 1.5 Примеры практического применения ИНС для распознавания биоэлектрических сигналов.

В настоящее время большое количество исследований направлено на создание и использование методологии, новых математических методов обработки И анализа медицинских сигналов. Комплексная обработка измерительной информации позволяет оптимальным образом выполнить оценку функционального состояния сердечно-сосудистой системы на базе неинвазивных технологий. Методы интеллектуальной поддержки принятия решений врача, основанные на компьютерной обработке и анализе данных, еще не имеют достаточно широкого применения, хотя автоматизированный анализ информации уже позволяет решать ряд медицинских задач, в частности, связанных co стратегией лечения больного, диагностированием функционального состояния сердечно-сосудистой системы (ССС) и других заболеваний [107, 108,109].

В работе [110] разработан метод распознавания отклонений от нормы на ЭКГ на основе совместного применения дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) и искусственной нейронной сети (НС).

ЭКГ. Авторы предложили метол анализа И классификации заключающийся в вейвлет-анализе сигналов и нейросетевом распознавании многослойного образов на основе персептрона. Осуществлен выбор оптимальных вариантов базисной вейвлет-функции и алгоритма обучения персептрона. Ими оказались вейвлет-функция Добеши четвертого порядка и алгоритм Левенбергам-Марквардта для обучения нейронной сети.

В работе [107] разработана система поддержки принятия решения, а также создание программного обеспечения компьютерных технологий оценки функционального состояния (ССС) на основе прогностических моделей, обеспечивающие повышение уровня качества медицинской диагностики.

В результате исследований предложен метод оценки функционального состояния (ССС), основанный на построении моделей в виде нейронечетких сетей, обучаемых на выборках данных, полученных от пациентов

кардиологического профиля. Особенностью предложенной модели является то, что она позволяет делать краткосрочные прогнозы, обеспечивая требуемую точность при большом объеме входной информации.

Применение гибридных нейронных сетей и топологического портрета странного аттрактора, как одного из факторов для мониторинга оценки функционального состояния сердечно- сосудистой системы, позволяет повысить точность постановки диагноза и обеспечить оперативное принятие врачебного решения [107].

В работе [10] проведены исследования по выбору информативных признаков вариабельности ритма сердца и параметров дыхания.

Были созданы пять групп выборок для пяти экспериментов. Выборки формировались следующим образом.

- 1. Формирование обучающих и тестовых выборок RR-интервалов без какой-либо предобработки;
- 2. Создание массива нормированных RR-интервалов с использованием нелинейной функции вида:

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = f\left(\frac{\mathbf{x}_i - \tilde{\mathbf{x}}_i}{\sigma_i}\right); \ f(\mathbf{a}) = \frac{1}{1 + e^{-a}},$$

где  $\tilde{\mathbf{x}}_i \equiv \frac{1}{p} \sum_{a=1}^p \mathbf{x}_i^a$ — среднее значение RR-интервалов;

$$\sigma_i^2 \equiv \frac{1}{p-1} \sum_{a=1}^p (\mathbf{x}_i^a - \tilde{\mathbf{x}}_i)^2$$
 —их дисперсия.

После такого преобразования значения RR-интервалов распределяются по закону, близкому к равномерному, что теоретически должно улучшать качество обучения HC.

- 3. Формирование массива статистических параметров RR-интервалов: медиана, среднеквадратическое отклонение СКО, коэффициент асимметрии, коэффициент эксцесса, определяемых на массиве в 100 RR-интервалов, а также вычисленных за средний период дыхания.
- 4. Формирование массива RR-интервалов, нормированных относительно амплитуды огибающей дыхания, так называемые GG-интервалы. Для GG-

интервалов проводится также нормировка и определяются статистические параметры, что и для RR-интервалов в предыдущем случае.

5. Формирование массива мощностей спектров RR-интервалов и массива общих мощностей спектра амплитуд огибающих дыхания[10].

Для исследования возможности диагностики по необработанным векторам RR-интервалов использовался двухслойный персептрон. Количество нейронов в скрытом слое менялось от 2 до 18 в зависимости от размерности входного вектора. Структура сети с двумя нейронами в скрытом слое и входным вектором размерностью 50 представлена на рисунке 1.10.

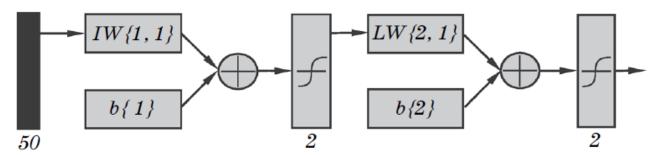


Рис.1.10. Пример нейронной сети с пятьюдесятью входами и двум нейронами в скрытом слое.

Авторы проводили серии экспериментов с сетями различной конфигурации, а именно, с различным числом нейронов в скрытом слое (от 2 до 18), различными наборами входных признаков и с обучающими выборками разных размеров. Во время обучения ошибка не превышала 0,01 для всех экспериментов.

После обучения на вход НС подавались данные из тестовых выборок, которые не участвовали в обучении, и определялось качество классификации как процент верно диагностированных патологий.

Наилучшие результаты были получены в том случае, когда в качестве входных признаков использовались статистики RR-интервалов и дисперсия огибающей кривой дыхания, определенные на 100 RR-интервалах для HC с числом нейронов в скрытом слое, равном восьми[10].

В работе [21] нейронные сети использовались для автоматической классификации пяти классов аритмий сердца (нормокардия, желудочковая экстрасистолия, мерцание желудочков, мерцательная аритмия и блокада сердца).

Авторы использовали линейные и нелинейные методы анализ BCP для обучения нейронной сети.

Полученные результаты показывают, что предложенные методы являются эффективными для классификации нарушений сердечного ритма, с приемлемой точностью. Очевидно, что сочетание линейных и нелинейных функций вместе с использованным классификатором является очень эффективным.

Преимуществом этого метода по сравнению с другими подходами является то, что в его основе лежит использование RR-интервала, который может быть выделен с высокой точностью даже на зашумленной или сложной записи ЭКГ, в то время как извлечение других параметров ЭКГ или любой другой тип анализа ЭКГ серьезно страдает от шума.

В результате, можно сделать вывод, что биоэлектрический сигнал ВСР может быть использован в качестве надежного индикатора различных видов сердечных заболеваний.

#### 1.6. Выводы

В данной главе был представлен обзор научной литературы по применению ИНС для обработки и анализа сигналов и изображений различной природы, а также специфические особенности решения задачи обработки биоэлектрических сигналов.

Также были рассмотрены теоретические вопросы создания ИНС, в том числе структуры ИНС, функции активации, методы и алгоритмы обучения нейросетей, тип нормализации входных образов и критерии эффективности нейронных сетей.

Анализ научной и специальной литературы позволяет сделать обоснованные выводы, на основе которых далее решается задача создания ИНС для анализа вариабельности сердечного ритма.

- 1. Из рассмотренных вариантов структуры ИНС для решения поставленных в диссертации задач представляет интерес исследование нейронных сетей прямого распространения типа многослойный персептрон, а также модульная структура, основанная на многослойном персептроне.
- 2. 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.
- 3. В качестве функции активации целесообразен выбор сигмоидальной функции, которая является гладкой функцией, т.е дифференцируемой на всей временной оси, а также позволяет изменять параметры нелинейности для точной настройки нейронов.
- 4. Для ИНС необходимо, чтобы входные данные лежали в диапазоне [0..1], в то время, как исходные данные проблемной области могут лежать в любом диапазоне, что требует выбора способа нормирования данных. В данной работе выбрана линейная нормализация входных значений, т.к она не искажает форму сигнала.
- 5. В качестве критериев эффективности нейронных сетей выбираются чувствительность, специфичность и точность, как наиболее часто используемые на практике.
- 6. Определение числа скрытых слоев и числа нейронов в каждом слое зависит от конкретной задачи. Анализ литературы показывает, что вопрос нахождения оптимального числа нейронов скрытого слоя не имеет однозначного решения по причине отсутствия устоявшейся методики.

В данной работе для определения необходимого количества нейронов в скрытых слоях персептрона предполагается использовать формулу, являющуюся следствием из теорем Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена.

### ГЛАВА 2. СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ И СРЕДСТВА АНАЛИЗА БИОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ.

## 2.1. Основные особенности биоэлектрического сигнала, характеризующего работу сердца.

Человек в качестве объекта исследования представляет собой чрезвычайно сложное явление, предполагающее учет огромного количества переменных, внешних и внутренних факторов, порой очень динамичных, вследствие чего анализ его поведения и деятельности, в том числе коммуникативной, неизбежно требует особого подхода, особого стиля и способа интерпретации [102].

Исследование электрических волновых процессов в организме человека является одним из важнейших этапов при диагностике состояния как организма в целом, так и отдельных его органов. Так детальное исследование электрических процессов в сердечной мышце привело к созданию метода электрокардиографии[39].

Одним из самых распространенных и эффективных методов исследования динамики сердца и диагностики режима его функционирования является анализ электрокардиограммы (ЭКГ) - графического представления разности потенциалов, регистрируемой в процессе электрокардиографии [27].

В настоящее время электрокардиография широко применяется в медицине и экспериментальной физиологии. С ее помощью можно изучать динамику распространения возбуждения в сердце, а также судить о различных нарушениях сердечной деятельности. Форма ЭКГ зависит от индивидуальных особенностей организма, его функционального состояния, от размеров и положения сердца в грудной клетке [27].

Одним из современных методов оценки взаимосвязи сердца и нервной системы, рассчитываемых на основе электрокардиограммы, является вариабельность сердечного ритма (BCP) [36,39].

Анализ ВСР включает в себя ряд измерений вариаций последовательных интервалов RR синусового происхождения, которые дают представление о тонусе автономной системы [106].

Структурная схема основных этапов обработки и анализа ЭКГ приведена, на рисунке 2.1

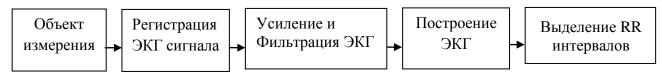


Рис. 2.1- Структурная схема обработки и анализа ЭКГ

Главная задача обработки и анализа ЭКГ- это выделить полезный сигнал на фоне помех при минимизации его искажений в процессах обработки ЭКГ и распознавания R-зубцов. После нахождения R-зубцов определяются RR-интервалы.

#### 2.2. Основные методы оценки вариабельности сердечного ритма.

Физиологические функции, наиболее среди важная них кровообращение, BO временной организации являются периодическими Периодический кровообращения порождается процессами. характер циклической деятельностью сердца и единица измерения его - один сердечный цикл.

Длина сердечного цикла – период сердечных сокращений. Обратная к нему величина, которая более удобна и потому применяется на практике частота сердечных сокращений (ЧСС).

Изменения ЧСС от цикла к циклу являются результатом ее многоконтурного многоуровневого иерархического нелинейного управления регуляторными системами, включающими в широком смысле вегетативную и гуморальную регуляцию[11].

Один из наиболее обобщающих показателей активности вегетативной нервной системы является вариабельность сердечного ритма (ВСР)[36].

Вариабельность сердечного ритма определяется при длительной записи электрокардиограммы (ЭКГ) с последующим измерением временных интервалов между RR-интервалами. Чем сильнее различие между соседними R-R интервалами, тем больше вариабельность сердечного ритма (рис. 2.2) [8,17].

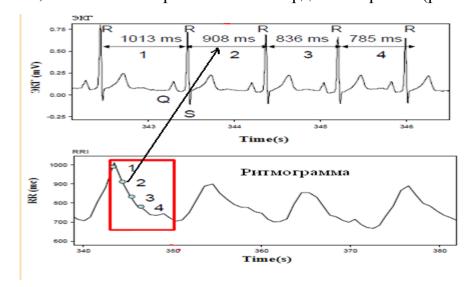


Рис. 2.2. Схема формирования ритмограммы.

Графическим представлением последовательности R-R интервалов за определенный временной промежуток является кардиоинтервалограмма, которая наглядно показывает вариабельность сердечного ритма (ВСР). Если по оси абсцисс откладывается время, то она называется ритмограммой, а если номер кардиоинтервала (КИ), то кардио-интервалограммой [27].

Кардиоинтервалограмма обычно изображается в виде столбиковых диаграмм, а ритмограмма традиционно представляется в виде кривой (рис. 2.3).

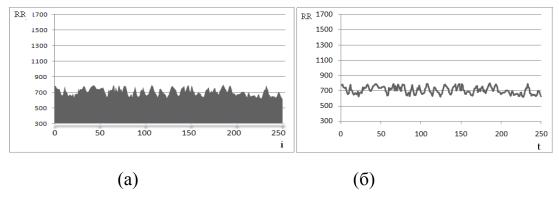


Рис.2.3. Кардиоинтервалограмма (а) и ритмограмма (б).

Существуют свои особенности построения ритмограммы, связанные с тем, что по оси абсцисс откладывается время в секундах, а R-R интервалы отличаются по длительности и не соответствуют целой секунде [27,9].

Анализ ВСР является важным методом оценки состояния механизмов регуляции физиологических функций в организме человека, в том числе общей активности регуляторных механизмов, нейро-гормональной регуляции сердца, соотношения между симпатическим и парасимпатическим отделами вегетативной нервной системы [3,32].

Обзор литературы показывает, что основными методами анализа ВСР являются: статистические, геометрические, автокорреляционный анализ, корреляционная ритмография и спектральный анализ [3]. На рисунке 2.4. приведена структурная схема основных методов анализа ВСР.

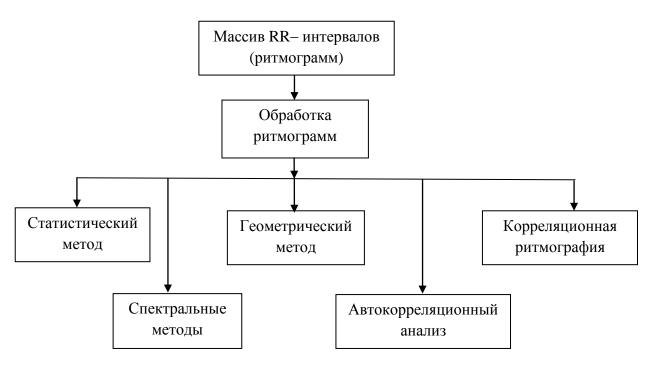


Рис. 2.4. Структура основных методов анализа ВСР.

Каждой из указанных методов имеет свое достоинства, недостатки и область применения. Ниже приведены основные методы анализа сердечного ритма.

#### 2.2.1. Статистические методы.

Статистические методы основаны на измерении RR -интервалов, а также на сравнении показателей. Они дают количественную оценку вариабельности.

Пациент после обследования получает кардиоинтервалограмму, которая представляет собой совокупность RR-интервалов, которые отображаются друг за другом [36].

В табл. 2.1. приведены основные параметры вариабельности сердечного ритма которые оцениваются с помощью статистических методов.

Таблица 2.1.	Статистические	параметры дл	я анализа ВСР.
--------------	----------------	--------------	----------------

№	Параметр	Определение параметра	Оценка
1	PNN50 (%)	Доля соседних интервалов R-R, которые различаются более чем на 50 мс.	Их значения определяются преимущественно влиянием парасимпатического отдела вегетативной нервной системы и являются в основном отражением синусовой дыхательной аритмии.
2	RMSSD(MC)	Квадратный корень из среднего квадрата разности значений соседних интервалов R-R.	Величина RMSSD является мерой ВСР с малой продолжительностью циклов.
3	SDNN(MC)	Стандартное отклонение от средней длительности всех интервалов.	Значение SDNN - интегральный показатель, характеризующий ВСР в целом, зависит от воздействия как симпатического, так и парасимпатического отделов вегетативной нервной системы.
4	SDANN(MC)	Стандартное отклонение от среднего значения R-R интервалов, вычисленного для каждого 5-минутного участка записи ЭКГ.	Характеризует ВСР с большой продолжительностью циклов.

Все эти показатели короткопериодических изменений оценивают высокочастотные составляющие вариаций сердечного ритма и имеют высокую степень корреляции между собой.

Эти методы используются для непосредственной количественной оценки BPC в исследуемый промежуток времени. При их применении

кардиоинтервалограмма рассматривается как совокупность последовательных временных промежутков - интервалов RR [19,14,4].

#### 2.2.2. Геометрический метод.

Сущность геометрического метода (построение гистограммы), используемые при изучении закона распределения кардиоинтервалов как случайных величин. При ЭТОМ строится кривая распределения кардиоинтервалов (гистограмма) и определяются ее основные характеристики: Мо (Мода), Амо (амплитуда моды), МхDMn (вариационный размах), описание которых приведено в таблице 2.2 [11,35].

Таблица 2.2. Показатели, используемые в геометрическом методе анализа BCP.

№	Показатель	Сокращения	Описание
1	Мода	Мо	Наиболее часто встречающееся в данном динамическом ряде значение кардиоинтервала. При нормальном распределении и высокой стационарности исследуемого процесса Мо мало отличается от математического ожидания
2	Амплитуда моды	Амо	Число кардиоинтервалов, соответствующих значению моды, в % к объему выборки.
3	Вариационный размах	ΔΧ	Отражает степень вариативности значений кардиоинтервалов в исследуемом динамическом ряду. Вычисляется по разности максимального (Мх) и минимального (Мп) значений кардиоинтервалов и поэтому при аритмиях или артефактах может быть искажен.
4	Индекс вегетативного равновесия	ИВР= АМо/ΔХ	Определяет соотношение между симпатической и парасимпатической регуляции сердечной деятельности
5	Вегетативный показатель ритма	BΠP = 1/Mo *Δ X)	Позволяет судить о вегетативном балансе: чем меньше величина ВПР, тем больше вегетативный баланс смещен в сторону преобладания парасимпатической регуляции.
6	Показатель адекватности процессов регуляции	ПАПР = AMo/Mo	Отражает соответствие между уровнем функционирования синусового узла и симпатической активностью
7	Индекс напряжения регуляторных систем	ИН= AMo/2 \( \Delta \( X \infty \) Mo	Отражает степень централизации управления сердечным ритмом

При построении гистограмм первостепенное значение имеет выбор способа группировки данных. Сложился традиционный подход к группировке кардиоинтервалов в диапазоне от 300 до 1700 мс с интервалом в 50 мс [51]. Таким образом, выделяются 29 фиксированных диапазонов длительностей кардиоинтервалов, что позволяет сравнивать гистограммы, полученные разными исследователями.

При этом объем выборки, в которой производится группировка и построение гистограммы, также стандартный - 5 минут. Другой способ построения гистограммы заключается в том, что вначале определяется модальное значение кардиоинтервала, а затем, используя диапазоны по 50 мс, формируется гистограмма в обе стороны от моды [6].

Форма гистограммы зависит от конкретного физиологического состояния обследуемого человека. При преобладании симпатической регуляции синусового узла отмечается сужение основания гистограммы и смещение ее влево на числовой оси (при тахикардии). При появлении парасимпатического отдела вегетативной нервной системы основание гистограммы расширяется, высота ее снижается, а сама она смещается вправо(при брадикардии)[6].

На рисунке 2.5 изображены три различных вида гистограмм, иллюстрирующие изменение их формы в зависимости от физиологического состояния :норма, тахикардия и брадикардия.

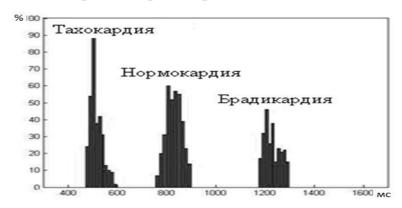


Рис. 2.5. Типы гистограммы [51].

При анализе гистограмм, построенных на коротких участках записи (250 интервалов R-R), практически выделяют несколько типов гистограмм,

описание которых приведено в таблице 2.3, а их графическое изображение приведено на рисунке 2.6.

Таблица 2.3. Типы гистограмм.

№	Наименование тип	Описание	№
	гистограммы		рис.
1	Нормальная	В состоянии покоя у здорового человека распределение	2.6.a
	гистограмма	величин интервалов R-R близко к нормальному	
		распределению	
2	Эксцессивная	Характеризуется очень узким основанием и	2.6б
	гистограмма	заостренной вершиной и регистрируется при стрессе и	
		патологических состояниях	
3	Амодальная	При амодальном распределении все настолько	2.6г
	гистограмма	хаотично, что невозможно выделить моду, т.е. наиболее	
	_	вероятное или доминирующее значение длительности	
		интервала R-R. Подобная гистограмма характерна для	
		фибрилляции предсердий, частой политопной	
		экстрасистолии, множественных артефактов [22].	
4	Полимодальная	При этом типе кардиоинтервалы распределяются так,	2.6д
	гистограмма.	что есть несколько выраженных, близких по высоте	
		столбиков на гистограмме, каждый из которых мог бы	
		считаться основным, т.е. претендовать на звание моды.	
		В типичном виде такую гистограмму можно наблюдать	
		при аллоритмии [1,22].	

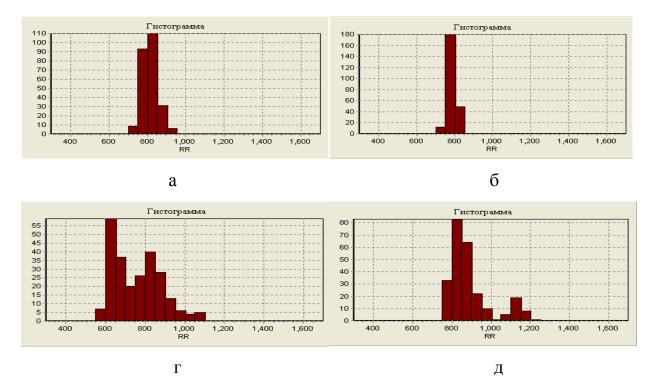


Рис. 2.6. Нормальная гистограмма ритма сердца (а); с эксцессивным распределением (б); с амодальным распределением (г); полимодальная гистограмма (д).

Для здоровых людей в состоянии покоя регистрируется нормальная гистограмма, близкая по виду к симметричной кривой Гаусса.

Для определения степени адаптации сердечно-сосудистой системы к случайным или постоянно действующим агрессивным факторам и оценки адекватности процессов регуляции Р.М. Баевским предложены ряд параметров, являющихся производными классических статистических показателей (индексы Баевского): индекс вегетативного равновесия; вегетативный показатель ритма; показатель адекватности процессов регуляции; индекс напряжения регуляторных систем.

В таблице 2.4 приведены результаты расчета этих показателей для гистограмм, приведенных на рисунке 2.6

Таблица 2.4. Результаты расчета показателей, используемых в геометрическом методе анализа BCP.

Показатель	Нормальная	Эксцессивная	Амодальная	Полимодальная
	гистограмма	гистограмма	гистограмма	гистограмма.
Мода	807 мс	724 мс	635 мс	820 мс
Амплитуда моды	50,8%	74,1%	24,8%	36,8%
Вариационный размах	225 мс	154 мс	545 мс	484 мс
Индекс вегетативного равновесия	225,778	481,169	45,5046	76,0331
Вегетативный показатель ритма	6 1/мс <sup>2</sup>	8 1/мс <sup>2</sup>	3 1/mc <sup>2</sup>	3 1/mc <sup>2</sup>
Показатель адекватности процессов регуляции	63	96	39	45
Индекс напряжения регуляторных систем	139,8871	332,2989	35,83038	46,36162

Нормальные значения ИВР находятся в интервале 100 - 300 ед. Повышение свидетельствует о гипертонусе симпатического отдела, снижение - о ваготонии. Значение ИВР учитывается при получении заключения о состоянии вегетативного гомеостаза [112,113].

ВПР позволяет судить о вегетативном балансе с точки зрения активности автономного контура. Чем выше эта активность, тем меньше величина ВПР, и тем в большей мере вегетативный баланс смешен в сторону преобладания парасимпатического отдела. Нормальные величины ВПР: 7,1- 9,3 [112,113].

Нормальные значения ПАПР: 35-70 единиц. Избыточная централизация проявляется увеличением данного показателя.

Индекс напряжения характеризует степень централизации управления ритмом. У хорошо физически развитых взрослых людей ИН составляет в норме 80 - 140 ед. С суточными колебаниями 70 - 150 ед.

При увеличении симпатического тонуса возрастает значение ИН, и наоборот, при ваготонии он уменьшается. При избыточной активности высших уровней центрального контура происходит резкое повышение ИН (500 - 1000 сл. и более).

Значение ИН учитывается при получении заключения о состоянии вегетативного гомеостаза и о переходном процессе [112,113].

Для определения преобладания симпатической регуляции синусового узла и при появлении парасимпатического отдела вегетативной нервной системы используется геометрический метод, так как он дает четкое видение физиологического состояния человека.

Некоторые показатели, используемые в геометрическам методе анализа ВСР, устойчивы к эпизодам нарушений ритма, проводимости и артефактам записи. Именно поэтому метод применим в случаях, когда многие другие методы анализа ВСР (например, спектральный анализ) проводить не рекомендуется [37].

Главное преимущество геометрического метода - в его относительной нечувствительности к аналитическому качеству серии RR-интервалов, а самый большой недостаток - в необходимости наличия приемлемого количества RR(NN)-интервалов, что требует достаточно длительных (не менее 20 минут) записей [11].

При аритмиях, геометрический метод анализа ВСР малоинформативен, поэтому целесообразно использовать метод корреляционной ритмограммы.

#### 2.2.3. Корреляционная ритмограмма-скаттерграмма.

Сущность метода корреляционной ритмограммы (построение скаттерграммы) заключается в графическом отображении последовательных (предыдущего и последующего) кардиоинтервалов координатной плоскости. При этом по оси абсцисс откладывается величина R- $R_n$ , а по оси ординат - величина  $R-R_{n+1}$ . График и область точек, полученных таким образом, называется корреляционной ритмограммой или скаттерграммой. Этот способ оценки ВСР относится к методам нелинейного анализа и является особенно полезным для случаев, когда на монотонности ритма встречаются редкие и внезапные нарушения. В связи с этим для анализа аритмий используется корреляционная ритмограмма [2,25,28].

При построении скаттерграммы образуется совокупность точек, центр которых располагается на биссектрисе. Расстояние от центра до начала осей координат соответствует наиболее ожидаемой длительности R-R интервалов. Величина отклонения точки от биссектрисы влево показывает, насколько значения RR интервалов короче предыдущего, вправо от биссектрисы насколько он длиннее предыдущего. На практике обычно вычисляются такие показатели скаттерграммы, как длина основного облака, ширина и площадь, описание которых приведено в таблице 2.5.

Таблица 2.5. Показатели скаттерграммы.

No	Показатели скаттерграммы	Описание
1	Длина основного облака (длинная ось эллипса -L)	По физиологическому смыслу этот показатель не отличается от SDNN, то есть отражает суммарный эффект регуляции BCP, но указывает на максимальную амплитуду колебаний длительности интервалов R-R.
2	Ширина скаттерграммы	Перпендикуляр к длинной оси, проведенный через ее середину (w).
3	Площадь скаттерграммы	Вычисляется по формуле площади эллипса: $S=(\pi \cdot L \cdot W)/4$ .

Нормальная скаттерграмма представляет собой фигуру эллипсовидной формы, вытянутой вдоль биссектрисы. Именно такое расположение формы

означает, что к дыхательной прибавлена некоторая величина недыхательной аритмии.

Форма в виде круга означает отсутствие недыхательных компонентов аритмии[7,29].

Узкий овал соответствует преобладанию недыхательных компонентов в общей вариабельности ритма сердца. Зажатость облака скаттерграммы свидетельствует о выраженном стрессе [7]. Образцы корреляционных ритмограмм (КРГ) представлены на рисунке 2.7.

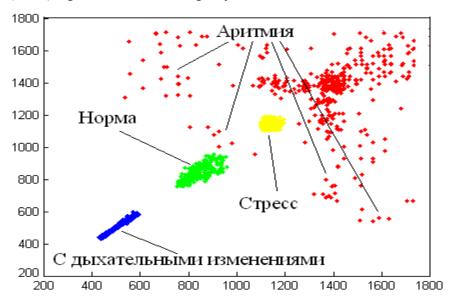


Рис.2.7. Образцы корреляционных ритмограмм (КРГ) – скаттерграмм [20].

Согласно литературным источником при аритмиях, когда методы статистического и спектрального анализа вариабельности сердечного ритма малоинформативны, считается целесообразным использовать оценку корреляционной ритмограммы.

Известно множество видов аритмий, различающихся как проявлением, так и происхождением. В связи с этим далее приводятся сведения о наиболее распространенных видах аритмий (табл. 2.6) и их проявлении на скаттерграмме и ритмограмме (рис. 2.8-2.13).

Таблица 2.6. Наиболее распространенные виды аритмий.

№	Наименование виды аритмий	Описание	No nuo
1	Аллоритмии (при постоянной бигеминии)	Ритмограмма представляет из себя характерный "заборчик", т.е группирование кардоинтервалов по 3-м четко различимый уровням, а на скаттерграмме появляются только 2 совокупности точек [22].	рис.
2	Аллоритмии (при тригеминии)	На ритмограмме наблюдается повторное чередование трех различных по длительности циклов. На скаттерграмме образуются три совокупности точек, располагающихся слева от биссектрисы, справа от нее внизу и над биссектрисой. Расстояние последней совокупности от вертикальной оси координат равно длительности основного сердечного цикла [12,22].  Совокупность точек на биссектрисе отсутствует, если нет двух одинаковых по длительности сердечных циклов	2.9
3	Парасистолия	Изменчивость интервала сцепления является основным признаком парасистолии на ритмограмме. Если парасистолы регистрируются достаточно редко, то для их выявления необходима достаточно длительная регистрация ритмограмме. На скаттерграмме если основной ритм достаточно стабилен, то парасистолы выявляются в виде точек, располагающихся вдоль линии, начинающейся слева от основной совокупности (иногда непосредственно от нее) и идущей горизонтально к левой оси координат [22]. Эта группа точек представляет совокупность всех интервалов сцепления.	2.10
4	Сино- аурикулярная блокада по типу Мобитц-1	Характерна периодика Самойлова Венкебаха – постепенное увеличении времени проведения от клеток, генерирующих импульсы, до клеток предсердий, что выражается в закономерном и своеобразном изменении длительности сердечных циклов. На скаттерграмме это выражается в появлении точки справа от биссектрисы, причем горизонтальная координата этой точки почти в 2 раза больше вертикальной координаты. Следующая точка появляется высоко и левее биссектрисы, так как после выпадения одного синусового импульса сердечный ритм начинает новый цикл периодики[12]. Последующие точки будут располагаться слева от биссектрисы, перемещаясь вниз и приближаясь к биссектрисе. Число точек равно числу сердечных сокращений от выпадения до выпадения.	2.11
5	Сино- аурикулярная блокада типа Мобитц-2	Сокращении от выпадения до выпадения.  Характеризуется скоплением на биссектрисе точек, соответствующих основному ритму, и точек справа и слева от биссектрисы, соответствующих переходу к длинным интервалам от коротких и переходу от длинных интервалов к коротким. На биссектрисе, могут быть точки соответствующие двум и более длинным циклам, следующим один за другим [12,22].	2.12

6	Опиноннов	A DUTANTIA TRANSPORTO THEO VONOVERNIOVORGA MATERIALISMO	2.12
6	Одиночная экстрасистола	Аритмия данного типа характеризуется интервалом сцепления, который при данном ритме короче среднего интервала сердечных сокращений не менее, чем на 20%. Поэтому на ритмограмме экстрасистола сразу обращает на себя внимание и выглядит как последовательность короткого и длинного столбика ритмограммы [12].	2.13
		На скаттерграмме экстрасистола характеризуется возникновением точки или скоплением точек (рис. 2.13, область А), расположенных слева от основной	
		совокупности точек (основного облака). Расстояние от	
		точки до вертикальной (левой) оси координат будет соответствовать интервалу сцепления. Расстояние от экстрасистолической точки до горизонтальной (нижней)	
		оси координат определяется длительностью предшествующего экстрасистоле сердечного цикла.	
		Постэкстрасистолические интервалы вместе с интервалами сцепления определяют положение точек, расположенных	
		справа от биссектрисы и ниже основной совокупности	
		точек (область Б). Расстояние от горизонтальной оси до этих точек по вертикали соответствует величине	
		интервалов сцепления. Расположение их по горизонтали	
		соответствует длительностям постэкстрасистолических	
		интервалов. Третья область (В) на скаттерграмме распола-	
		гается над основной совокупностью точек (если постэкстрасистолический интервал длиннее нормального) [22].	
7	Политопные	Экстрасистолы, обусловленные функционированием	2.14
	экстрасистолы	нескольких эктопических очагов и, соответственно,	2.1 1
	r	образующие эктопические комплексы с разными	
		интервалами сцепления, а нередко и разной формы,	
		называются политопными [22].	
		На скаттерграмме соответствующие этим экстрасистолам	
		точки группируются в две совокупности слева от	
		основного облака (рис. 2.14). В тех случаях, когда	
		политопные экстрасистолы, имея одинаковую форму, отличаются от нормальной длительности R-R	
		интервалов только длительностью интервалов сцепления	
		(от 100 и более мс), только скаттерграмма позволяет без	
		дополнительного измерения обнаружить, что	
		экстрасистолы политопные.	

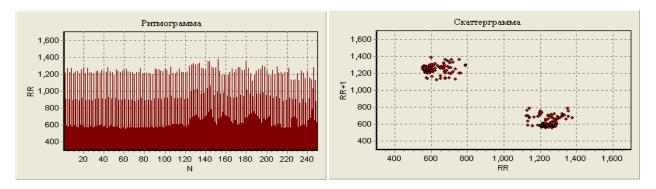


Рис. 2.8. Постоянная бигеминия на ритмограмме и скаттерграмме.

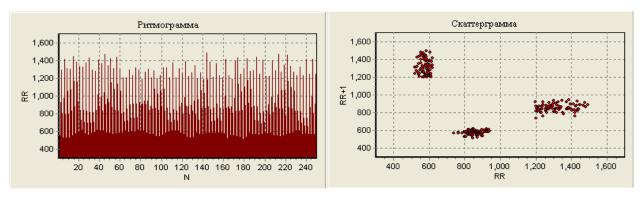


Рис. 2.9. Тригеминия на ритмограмме и скаттерграмме.

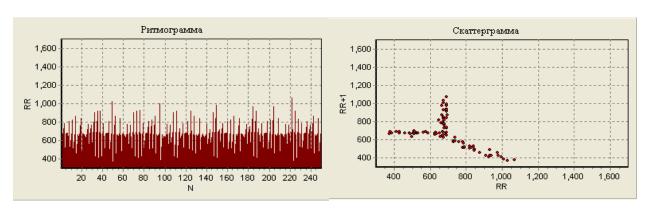


Рис. 2.10. Парасистолия на ритмограмме и скаттерграмме.

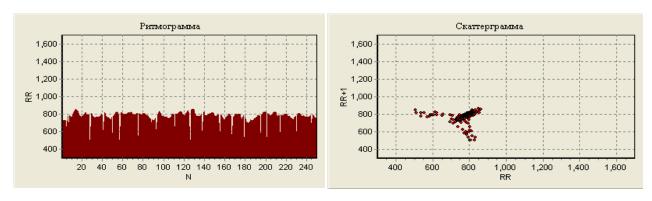


Рис. 2.11. Сино-аурикулярная блокада по типу Мобитц-1.

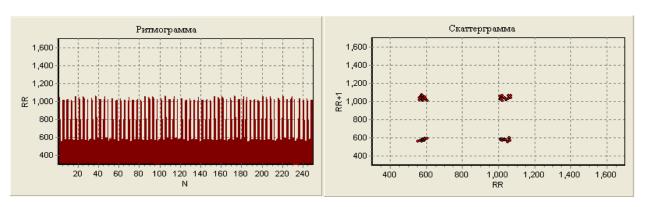


Рис. 2.12. Сино-аурикулярная блокада по типу Мобитц-2.

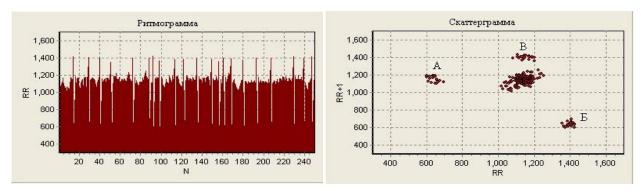


Рис. 2.13. Одиночная экстрасистола на ритмограмме и скаттерграмме.

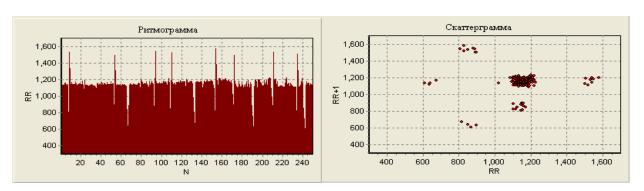


Рис. 2.14. Политопные экстрасистолы на ритмограмме и скаттерграмме.

#### 2.2.4. Спектральные методы анализа ВСР.

В настоящее время спектральные методы анализа вариабельности сердечного ритма (ВСР) находят очень широкое распространение. Анализ спектральной плотности мощности колебаний дает информацию о распределении мощности в зависимости от частоты колебаний.

Использование спектрального анализа позволяет количественно оценить различные частотные составляющие колебаний ритма сердца и наглядно графически представить соотношения разных компонентов сердечного ритма (СР), отражающих активность определенных звеньев регуляторного механизма [11,19].

Существуют параметрические и непараметрические методы спектрального анализа. К первым относится авторегрессионный анализ, ко вторым - быстрое преобразование Фурье (БПФ) и периодограммный анализ.

Обе группы методов дают сравнимые результаты. На рисунке 2.15 приведена структурная схема методов спектрального анализа.



Рис. 2.15. Структурная схема методов спектрального анализа

Параметрические, и особенно авторегрессионные, методы требуют соответствия анализируемого объекта определенным моделям. Общим для всех классических методов спектрального анализа является вопрос использования функции окна. Основное назначение окна - уменьшение величины смещения в периодограммных спектральных оценках [19].

Существуют определенные различия спектрального оценивания данных при применении периодограммного метода с равномерным окном и использовании различных уровней межсегментного сдвига и различного числа отсчетов на сегмент.

Увеличение разрешения при возрастании межсегментного сдвига и числа отсчетов на сегмент влечет за собой появление массы дополнительных пиков в спектре и увеличение амплитуды пиков в правой половине спектра.

При спектральном анализе BCP важное значение имеет объем анализируемой выборки. При коротких записях (5 минут) выделяют три основных диапазона частот (ВЧ диапазон, НЧ диапазон и ОНЧ диапазон), рекомендуемые для исследования [31,19].

Типичная спектрограмма BCP при использовании метода быстрого преобразования Фурье (БПФ) приведена на рисунке 2.16

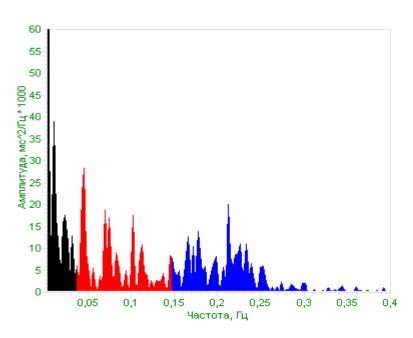


Рис. 2.16.Типичная спектрограмма BCP при использовании метода быстрого преобразования Фурье (БПФ).

При анализе длительных записей выделяют ультранизкочастотный компонент с частотами выше 0,003 Гц. Обычно для каждого из компонентов вычисляют абсолютную суммарную мощность и среднюю мощность в диапазоне, значение максимальной гармоники и относительное значение в процентах от суммарной мощности во всех диапазонах (Total Power — TP). При этом TP определяется как сумма мощностей в диапазонах (ВС, НС и ОНЧ).

Спектральный анализ основывается на утверждении о том, что в норме низкие частоты в спектре преобладают над высокими. Если возрастает мощность высоких частот, то обнаруживается наличие патологических процессов [38, 84].

Преимущества параметрических методов состоят в более гладких спектральных компонентах, простой обработке спектра, а также точной оценке его мощности даже при малом числе образцов. Их основной недостаток в необходимости верификации факта, что выбранная модель адекватна.

Преимущество непараметрических методов (БПФ) в их простоте и большой скорости вычисления, недостаток – в статистической неустойчивости получаемых результатов [11].

#### 2.2.5. Автокорреляционный анализ.

Вычисление и построение автокорреляционной функции динамического ряда RR-интервалов, направлено на изучение внутренней структуры этого ряда как случайного процесса. Автокорреляционная функция (АКФ) представляет собой график динамики изменений коэффициентов корреляции, получаемых при последовательном смещении анализируемого динамического ряда на одно число по отношению к своему собственному ряду [11].

После первого сдвига на одно значение коэффициент корреляции тем меньше единицы, чем более выражены дыхательные волны (рис.2.17).

Если в исследуемой выборке доминируют медленноволновые компоненты, то коэффициент корреляции после первого сдвига будет лишь незначительно ниже единицы (рис. 2.17 в середине и внизу). Последующие сдвиги ведут к постепенному уменьшению корреляционных коэффициентов.

Автокоррелограмма позволяет судить о скрытой периодичности сердечного ритма CP [19].

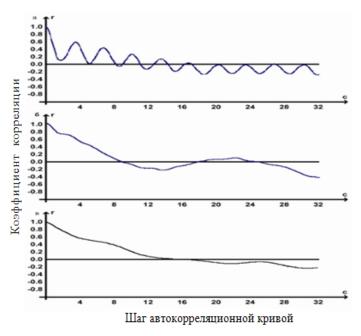


Рис. 2.17. Образцы автокоррелограмм с выраженными дыхательными волнами (вверху), с преобладанием медленных (в середине) и очень медленных (внизу)

волн

В качестве количественных показателей автокоррелограммы анализа рекомендуются показатели, представленные в таблице 2.7 [19].

Таблица 2.7 Показатели автокорреляционного анализа.

№	Показатели	Описание	
	автокорреляционного анализа		
1	C1	Значение коэффициента корреляции после первого сдвига.	
2	C0	Число сдвигов, в результате которого значение коэффициента корреляции становится отрицательным.	

Существуют также методы цифровой фильтрации и методы нелинейной динамики для анализа ВСР, краткое описание которых приведено в таблице 2.8.

Таблица 2.8 Методы цифровой фильтрации и методы нелинейной динамики.

№	Наименование	Применение	Возможность реализации
1	Методы цифровой фильтрации	Предназначены для быстрого анализа коротких участков записи ЭКГ (менее 5 минут) и позволяют дать количественную оценку периодических компонентов ВСР. Используется несколько вариантов цифровой фильтрации. Например, скользящее усреднение по определенному числу последовательных кардиоинтервалов.	Для определения медленных волн 1-го порядка применяют усреднение по 5 или 9 кардиоинтервалам. Для выделения медленных волн 2-го порядка усреднение по 23 или 25 кардиоинтервалам.
2	Методы нелинейной динамики	Многообразные влияния на ВСР, включая нейрогуморальные механизмы высших вегетативных центров, обусловливают нелинейный характер изменений сердечного ритма, для описания которых требуется использование специальных методов.	Для описания нелинейных свойств вариабельности используются: сечение Пуанкаре, кластерный спектральный анализ, графики аттрактора, сингулярное разложение, экспонента Ляпунова, энтропия Колмогорова и др. Перечисленные методы в настоящее время представляют лишь исследовательский интерес и их практическое применение ограничено [26].

В результате анализа методов получения исходной информации для распознавания ВСР, было выявлено, что перспективными методами анализа ВСР представляются геометрические методы и корреляционная ритмография. Они более корректны для оценки нестационарных процессов, которые характерны для биологических систем [103].

Явная простота измерения ВСР способствует ее применению в практическом здравоохранении. Многие приборы уже сейчас предоставляют возможность автоматического измерения ВСР и обеспечивают кардиологов, простым инструментом как для научных, так и для клинических исследований.

Тем не менее, оценка важности и значимости множества различных показателей ВСР более сложна, чем обычно считалось и может служить источником неправильных выводов и/или излишне оптимистичных или необоснованных предсказаний [16]. Ниже приведены несколько программных продуктов для анализа ВСР.

#### 2.3. Программные средства анализа вариабельности сердечного ритма.

В настоящее время существует множеств программных средств для анализа вариабельности сердечного ритма. Далее будут рассмотрены три программных продукта, наиболее часто используемых для оценки динамики изменения ритма сердца.

### 2.3.1. Автономный регистратор ритма сердечных сокращений.

В работе [13] описывается автономный малогабаритный прибор функциональной диагностики — регистратор периодов сердечных сокращений (ПСС), обеспечивающий запись ритмограммы сердечных сокращений человека в течение суток с последующей передачей накопленной информации в персональный компьютер (ПК) для ее математической обработки. На рисунке 2.18 для примера представлено одно из окон программы.

Программа позволяет:

- 1. Принимать данные из памяти регистратора и задавать параметры его работы через последовательный интерфейс RS\_232 со скоростью до 38400 бит/с.
- 2. Сохранять ритмограммы, электрокардиограммы ЭКС и сведения о пациентах в базе данных Paradox 5.0 с высокой степенью уплотнения.
- 3. Осуществлять оценку 11 статистических и 15 физиологических параметров как для всей ритмограммы, так и для ее отдельных участков.
- 4. Отображать на экране и на бумажном носителе графики ритмограмм и ЭКС, а также гистограммы и скаттерограммы плотности распределения значений RR-интервалов, их спектры [13].

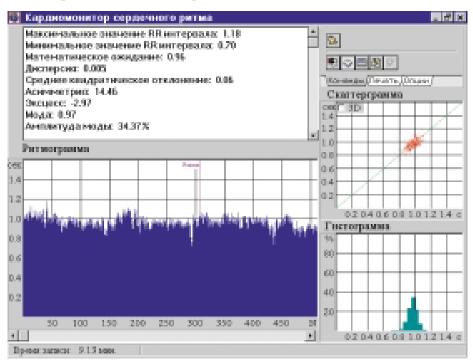


Рис. 2.18. Окно программы автономного регистратора сердечных сокращений.

### 2.3.2 Программа HRV

В работе [24] представлена программа HRV, которая позволяет анализировать вариабельность сердечного ритма (ВСР) при помощи графиков: ритмограммы, гистограммы, скаттерграммы, спектрального анализа, волнового анализа и численных значений статистических параметров ВСР:

- SDNN, RMSSD, NN50, pN50;
- Triangular Index, TINN, Moda;

- Total power, VLF, LF, HF, LF/HF;
- Мода, Амплитуда Моды, Вариационный размах, ИН, ВПР, ИВР, ПАПР. Программа **HRV** может работать как отдельно, так и быть запущенной как дополнительные исследования из программы **KARDX** (Рис. 2.19) [24].

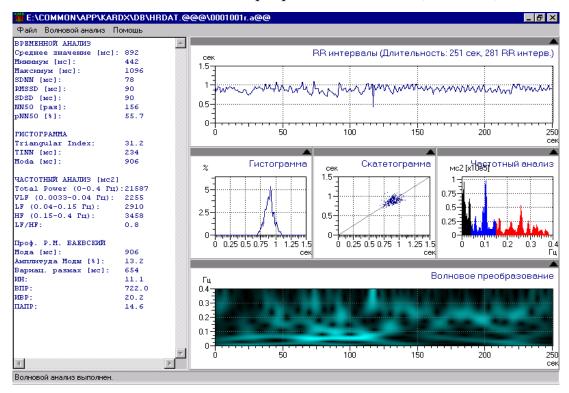


Рис. 2.19. Программа HRV.

### 2.3.3. Комплекс кардиографический (ВАРИКАРД-АКСИОН).

В [23] описывается комплекс кардиографический для анализа вариабельности сердечного ритма «Варикард-Аксион» созданный специально для оснащения рабочего места врача общей (семейной) практики.

Данный комплекс решает задачи по оценке адаптационных возможностей организма на основе анализа вариабельности сердечного ритма и съему электрокардиограммы, проведению ее полной автоматической расшифровки с обмером амплитудно-временных параметров и выдачей предварительного диагноз-заключения [23].

Варикард является устройством, обеспечивающим ввод электрокардиосигналов с конечностных электродов в персональный компьютер для обработки с помощью ПО, входящего в состав комплекса.

При обработке решается задача оценки адаптационных возможностей организма на основе анализа вариабельности сердечного ритма (ВСР).

- 1. Построение гистограмм.
- 2. Автокорреляционный анализ.
- 3. Построение скаттерграммы.
- 4. Спектральный анализ.

Результаты анализа ВСР могут быть просмотрены на экране ПК. Кроме того при анализе оценивается степень напряжения регуляторных систем, что позволяет объективно судить об адаптационных возможностях и функциональных резервах организма.

Для наглядного отображения результатов оценки функционального состояния по данным анализа вариабельности ритма сердца используется схема типа «Светофор». В ней предусмотрены зеленая, желтая, красная зоны состояний, которые соответственно характеризуют нормальное состояние человека, донозологическое (переходное между здоровьем и болезнью) и предпатологическое состояние, требующее внимание врача [23,18].

#### **2.4.** Выводы

Анализ основных методов оценки вариабельности сердечного ритма позволяет сделать следующие выводы:

1. Проведенный анализ литературы показывает, что основными методами анализа сердечного ритма является статистические методы, геометрические методы, корреляционная ритмограмма, спектральные методы, автокорреляционный анализ, методы цифровой фильтрации и методы нелинейной динамики, имеющие свои особенности и области применения. Так, геометрические методы позволяют оценить физиологическое человека. Для распознавания аритмий, когда методы статистического, и спектрального анализа вариабельности сердечного ритма малоинформативны или неприемлемы, целесообразно использовать оценку корреляционной ритмограммы.

- 2. Анализ современных методов исследования вариабельности сердечного ритма показал, что анализ гистограммы и скаттерграммы ритма сердца является более корректными для оценки нестационарных процессов, которые характерны для биологических систем. В связи с этим в данной работе для анализа ВСР используются геометрические методы (гистограмма) и корреляционная ритмограмма (скаттерграмма).
- 3. Нейросетевой анализ обладает достаточной гибкостью, обеспечивает нелинейную обработку исходных данных, имеет хорошую обобщающую способность и возможность обучения. В связи с этим целью настоящей работы является исследование целесообразности и особенностей применения нейронных сетей в автоматизированном анализе ВСР.

Применительно к задачам профилактической медицины в качестве базового сигнала для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ) используется динамика сердечного ритма, из которого извлекаются параметры, используемые в ИНС для классификации.

На основе указанных выводов далее решается задача исследования эффективности применения ИНС для анализа вариабельности сердечного ритма с целью получения информации о функциональном состоянии сердца.

# ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАФИЧЕСКОГО СИГНАЛА.

Ранее было показано, что одним из важных направлений является разработка системы нейросетевой обработки и анализа биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности сердечного ритма.

На основе анализа теории ИНС была выбрана структура и топология искусственной нейронной сети (ИНС), методы и алгоритмы обучения, функция активации, тип нормализации и критерии оценки нейросетевых систем. С целью исследования целесообразности применения нейронных сетей для решения задач анализа вариабельности сердечного ритма необходима разработка алгоритмов распознавания их и соответствующего программного обеспечения.

B главе 2 были анализа ВСР. рассмотрены основные методы **BCP** Перспективными разработками представляются ДЛЯ анализа геометрические методы (гистограммы) и корреляционная ритмография (скаттерграммы). Они более корректны для оценки нестационарных процессов, которые характерны для биологических систем.

Результаты этого анализа положены в основу разработки структуры ИНС, алгоритмов программ для создания обучающих и тестовых баз данных, а также проведения исследований возможности и целесообразности применения ИНС для анализа вариабельности сердечного ритма.

## 3.1. Базовые основы создания образа в системах анализа вариабельности сердечного ритма на основе ИНС.

Образ — классификационная группировка в системе классификации, выделяющая определенную группу объектов по некоторому признаку.

Образное восприятие мира это одно из свойств живого мозга, позволяющее разобраться в бесконечном потоке воспринимаемой информации и сохранять ориентацию в разрозненных данных о внешнем мире. Воспринимая

внешний мир, всегда производим классификацию информации, т. е. разбиваем их на группы похожих, но не тождественных явлений [70,85].

Способность восприятия внешнего мира в форме образов позволяет с определенной достоверностью идентифицировать бесконечное число объектов на основании ознакомления с конечным их числом, а объективный характер основного свойства образов позволяет моделировать процесс их распознавания[70,85].

В данной работе рассматривается проблема автоматического анализа ВСР. Для определения преобладания симпатической регуляции синусового узла и при появлении парасимпатического отдела вегетативной нервной системы используются геометрические методы, так как они дают четкое видение физиологического состояния человека.

Ранее было показано, что при аритмиях, когда методы статистического и спектрального анализа вариабельности сердечного ритма малоинформативны, целесообразно использовать оценку корреляционной ритмограмм.

Именно поэтому в данной работе значительное внимание уделяется анализу скаттерграмм и гистограмм ритма сердца с целью получения информации о наличии (или отсутствии) тех или иных патологий, в том числе классификации различных типов аритмий только с помощью скаттерграмм, которые являются полезным способом в таких случаях (аритмии), когда на фоне монотонного ритма встречаются редкие и внезапные нарушения (наличие аритмии) в отличие от гистограммы которая, является малоинформативной или неприемлемой в таких случаях. Причем, патологии, связанные с аритмией ритма сердца, были выделены в отдельную базу данных.

Во всех случаях для исследований методов обработки и анализа ВСР необходимо создание двух независимых баз данных: обучающой и тестовой.

Первая база данных используются при разработке и отладке алгоритма анализа, например для обучения нейронных сетей. Вторая — для проверки достоверной работы разрабатываемой системы на неизвестных данных. От методики создания таких баз данных зависит функционирование и

возможности системы обработки и анализа ВСР, так как в ней закладываются основные правила предварительной обработки RR-интервалов и выделения информативных признаков с помощью гистограммы (значения гистограмм - попаданий RR-интервалов) или скаттерграммы (образы скаттерграммы по их бинарному изображению).

В соответствие с рекомендациями определения величини минимально достаточного объема выборки, приведенными в [113], образы гистограмм строятся на основе 250 последовательных кардиоинтервалов. В данной работе образы гистограмм содержат значения попаданий RR-интервалов в диапазон от 300 до 1700 с шагом 50 (в результате чего получается 29 значений). Выбор такого диапазона значений RR- интервалов (от 300 до 1700 мс с шагом 50мс) обусловлен общеизвестными требованиями к построению гистограммы ритма сердца [51].

Образы скаттерграммы строятся тоже на основе 250 последовательных кардиоциклов путём разбиения полученного изображения на равные сегменты и последующей его бинаризацией (рис.3.1).

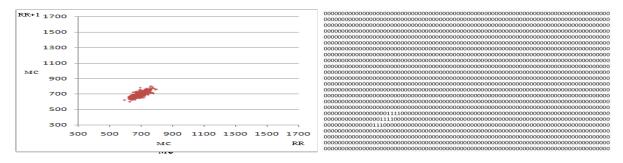


Рис. 3.1. Скаттерграмма и её бинарная матрица

Для создания базы данных был использован архив PhysioBank [80], который содержит хорошо структурированный массив цифровых записей физиологических сигналов и связанных с ними данных для применения биомедицинским сообществом в исследованиях [84]. Были использованы также записи кардиоинтервалограмм студентов ВлГУ, спортсменов и людей с нарушениями ритма сердца в городе Владимире.

В данной работе были созданы две обучающие базы «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца».

На основе собранных данных были сформированы выборки, объемы которых представлены в табл.3.1.

Таблица 3.1. Состав базы данных «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца».

Наименование БД	Обучающая	Тестовая	Всего записи
	БД	БД	БД
База данных «Типы ВСР»	420	418	838
База данных «Типы аритмий сердца»	410	405	815

Для случая оценки и анализа BCP, обучающая база дает общее представление о вариабельности ритма сердца и содержит 6 типов, соответствующих тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также наличию аритмии, стресса и нарушению дыхания и их комбинации.

С помощью гистограмм исходные данные были разделены на три основные группы : нормокардия, тахикардия и брадикардия.

С целью повышения достоверности результатов дифференцирования пациентов на условно здоровых людей или имеющих отклонения от нормы в ритма сердца дополнительно был исследован метод корреляционной ритмографии (скаттерграмма) (см. главу 2 разделы 2.2.2. и 2.2.3).

На рис 3.2 представлена возможная структура базы данных для случая оценки и анализа ВСР.

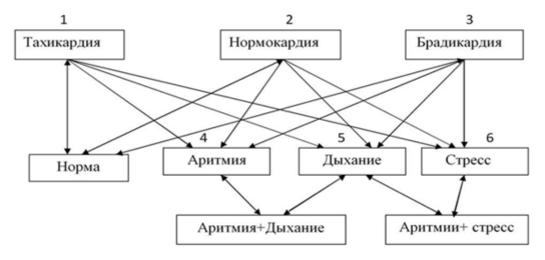


Рис.3.2 Структура базы данных для оценки и анализа ВСР.

Как было ранее описано, что перспективными разработками для анализа ВСР представляются геометрические методы (гистограмма) и корреляционная ритмография (скаттерграмма). Поэтому в данной базе для выделения информативных признаков использовались значения гистограмм -попаданий RR-интервалов в диапазон от 300 до 1700 с шагом 50 (в результате чего получается 29 значений), и бинарную матрицу скаттерграмм.

Как было указано ранее, в данной работе патологии, связанные с аритмией, выделены в отдельную базу данных.

Существует множество видов аритмий, различающихся как проявлением, так и происхождением. В связи с этим дополнительно была создана обучающая база данных, отвечающая за наличие или отсутствие аритмий в ритме сердца.

Обучающая база содержит наиболее часто встречающиеся 7 видов аритмий (см. главу 2, табл 2.5):

аллоритмии (при постоянной бигеминии); аллоритмии (при тригеминии); парасистолия; сино-аурикулярная блокада по типу Мобитц-1; сино-аурикулярная блокада типа Мобитц-2; одиночная экстрасистола и политопные экстрасистолы.

Ранее было показано что, для классификации различных типов аритмий целесообразно использовать скаттерграммы.

# 3.1.1 Выбор оптимального варианта автоматизированного анализа скаттерграмм по их бинарному изображению в искусственной нейросети.

Операции распознавания на изображениях определенных объектов, как правило, предваряются обработкой изображений для создания условий, повышающих эффективность и распознавание искомых свойств изучаемых объектов.

На стадии бинаризации объект изображения (скаттерграмма) преобразовывается в бинарную матрицу данных, отражающую яркостные показатели каждого пикселя.

Для выбора оптимального варианта автоматизированного анализа скаттерграмм по их бинарному изображению в искусственной нейросети, создавались образы скаттерграмм с различным количеством пикселей в матрице (30\*30, 60\*60, 90\*90, 120\*120, 150\*150) [105].

На основе данной процедуры были сформированы пять баз данных, содержащих 900, 3600, 8100, 14400 и 22500 пикселей в бинарной матрице скаттерграмм. Для автоматизации анализа бинарных изображений скатерограммы использованы искусственные нейронные сети.

В качестве критериев эффективности функционирования нейросети (НС) использовались чувствительность, специфичность и точность.

Результат исследования HC в задачах анализа скаттерграммы показан на рисунке 3.3.

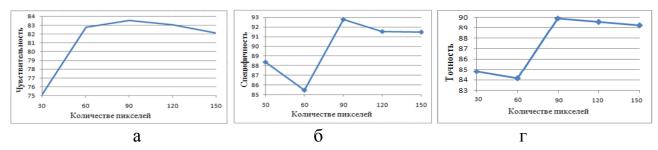


Рис 3.3 Результаты тестирования нейронных сетей при анализе скаттерграммы по её бинарному изображению: а – зависимость между количеством пикселей и чувствительностью, б - зависимость между количеством пикселей и специфичностью, г -зависимость между количеством пикселей и точностью.

Из рис. 3.3 а,б,г следует, что значения чувствительности, специфичности и точности являются высокими, а именно, находятся в интервалах 82-83.6%, 91.5-92.8% и 89.2-89.9%, соответственно, при количестве пикселей больше 60\*60 (3600).

Вычислительный эксперимент показывает, что при увеличении количества пикселей до 22500 процесс обучения сильно замедляется, в то время как значения чувствительности, специфичности и точности изменяются незначительно. Из рисунке 3.3 следует, что при количестве пикселей 90\*90

(8100) НС имела лучшие значение средних показатели чувствительности — 83.6%, специфичности — 92.8% и точности — 89.9.

Поэтому в данной работе бинарная матрица скаттерграммы содержит 90\*90 пикселей.

# 3.2 Исследование процедуры кодирования соответствия входов и выходов ИНС при классификации вариабельности сердечного ритма.

#### 3.2.1 Кодирование выходов ИНС для БД «Типы ВСР»

Для обучения нейронной сети в случае первой обучающей базы данных «Типы BCP» существует два метода кодирования выходов.

В первом методе кодируются выходы искусственных нейронных сетей на 6 выходов, а во втором на 18 выходов.

Ранее было показано, что для случая оценки и анализа ВСР обучающие базы содержат 6 типов, соответствующих тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также наличию аритмии, нарушению дыхания, влиянию стресса и их комбинации.

Таким образом, формируются три основных группы, в каждой из которых имеется 6 подгрупп (то есть 18 классов). В результате были созданы два метода кодирования выходов, имеющие различное число эталонов. Одна из них содержит 6 эталонов значений ритма сердца, соответствующих тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также наличию аритмии, стресса и нарушению дыхания.

Результат формирования БД эталонов из 6 основных классов и кодирования выходов ИНС в соответствии с типами гистограмм или скаттерограмм представлен в таблице 3.2.

Таблица 3.2- Кодирование выходов ИНС (6 эталонов).

Тип гистограмм ил	и скаттерограмм	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6
	Норма						0
"Симпатического"	Аритмия	1	0	0	1	0	0
типа	Дыхание	1	0	0	0	1	0
(Тахикардия)	Аритмия и дыхание	1	0	0	1	1	0
	Стресс	1	0	0	0	0	1

	Стресс и аритмии	1	0	0	1	0	1
	Норма	0	1	0	0	0	0
Нормы	Аритмия	0	1	0	1	0	0
(Нормокардия)	Дыхание	0	1	0	0	1	0
	Аритмия и дыхание	0	1	0	1	1	0
	Стресс	0	1	0	0	0	1
	Стресс и аритмии	0	1	0	1	0	1
	Норма	0	0	1	0	0	0
"Парасимпатического"	Аритмия	0	0	1	1	0	0
типа	Дыхание	0	0	1	0	1	0
(Брадикардия)	Аритмия и дыхание	0	0	1	1	1	0
	Стресс	0	0	1	0	0	1
	Стресс и аритмии	0	0	1	1	0	1

Второй метод кодирования (таблица 3.3) содержит 18 эталонов, где каждый класс имеет свои собственные значения.

Таблица 3.3- Кодирование выходов ИНС (18 эталонов).

	1																	
Тип образа гистограмм или	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
скаттерограмм	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Симпатическая активность	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Симпатическая активность	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
+ аритмии																		
Симпатическая активность	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
+дыхание																		
Симпатическая активность	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
+аритмии+дыхание																		
Симпатическая активность	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
+ стресс																		
Симпатическая активность	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
+ стресс+аритмии																		
Нормокардия	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Нормокардия+аритмия	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Нормокардия+ дыхание	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Нормокардия+аритмия+	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
дыхание																		
Нормокардия + стресс	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Нормокардия+стресс+	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
аритмии																		
Парасимпатическая	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
активность																		
Парасимпатическая	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
активность +аритмии																		
Парасимпатическая	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
активность+дыхание																		
Парасимпатическая	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
активность+аритмии+																		
дыхание																		

Парасимпатическая	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
активность+ стресс																		
Парасимпатическая	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
активность+стресс+аритмии																		

Сравнительный анализ результатов исследования определяются с помощью оценки чувствительности, специфичностии и точности, как наиболее часто используемых критериев эффективности функционирования нейросети [30,70,83].

Результат исследования HC в задачах анализа гистограммы показан на рисунке 3.4.

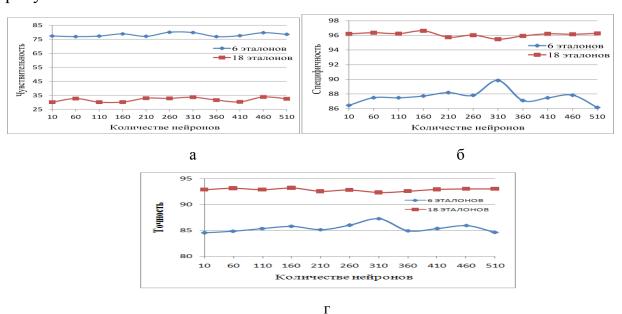
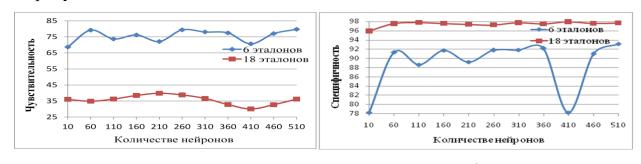
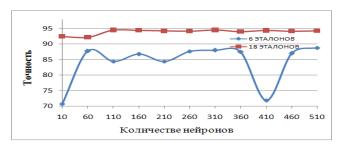


Рис 3.4. Результаты тестирования нейронных сетей при анализе гистограмм (а - зависимость между количеством нейронов и чувствительностью, б - зависимость между количеством нейронов и специфичностью, г-зависимость между количеством пикселей и точностью).

Результат исследования HC в задачах анализа скаттерграммы показан на рисунке 3.5.



a



Г

Рис 3.5. Результаты тестирования нейронных сетей при анализе скаттерграмм (а - зависимость между количеством нейронов и чувствительностью, б - зависимость между количеством нейронов и специфичностью, г -зависимость между количеством пикселей и точностью).

Из рис. 3.4а, 3.5а следует, что чувствительность системы автоматической диагностики вариабельности сердечного ритма при использовании 6 эталонов выше на 40%, чем при использовании 18 эталонов. При этом специфичность и точность системы автоматической диагностики ритма сердца уменьшилась примерно на 10%, 8% соответственно по сравнению с использованием 18 эталонов (рис. 3.4б,г и 3.5б,г), но осталась достаточно высокой (более 80%).

Это можно объяснить тем, что при использовании 6 эталонов, количество обучающих данных каждого класса увеличивается и, как следствие, увеличивается чувствительность.

Уменьшения количества выходов меньше 6 эталонов приводит к нарушению целостности структуры БД, из-за отсутствия информации а некоторых классах.

### 3.2.2 Кодирование выходов ИНС для БД «Типы аритмий сердца».

Как было указано ранее, в данной работе для анализа аритмий сердца, выделены в отдельную базу данных.

Для обучения нейронной сети в случае аритмий (рис.3.7) предлагается структура соответствия состояний его входов и выходов (процедура кодирования), приведённая в таблице 3.4. Здесь: тип образа аритмии—бинарная матрица скаттерграмма 90\*90 пикселей (бинарная матрица преобразуется в

вектор 8100 значение входов ИНС),  $Y_1$ – выход, соответствующий норме,  $Y_1...Y_N$  – выходы, соответствующие типы аритмий, в данном случае N=8.

Таблица 3.4. Структура кодирования соответствия состояния входов и выходов ИНС для БД типов аритмий сердца.

No	Тип образа аритмии	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8
1	Отсутствие аритмии	1	0	0	0	0	0	0	0
2	Аллоритмии (при постоянной бигеминии)	0	1	0	0	0	0	0	0
3	Аллоритмии (при тригеминии)	0	0	1	0	0	0	0	0
4	Парасистолия	0	0	0	1	0	0	0	0
5	Сино-аурикулярная блокада (Мобитц-1)	0	0	0	0	1	0	0	0
6	Сино-аурикулярная блокада (Мобитц-2)	0	0	0	0	0	1	0	0
7	Одиночная экстрасистола	0	0	0	0	0	0	1	0
8	Политопные экстрасистолы	0	0	0	0	0	0	0	1

#### 3.3. Варианты построения структурной схемы ИНС для анализа ВСР.

Ранее было показано, что наилучшим вариантом архитектуры ИНС для решения задачи анализа ВСР является многослойный персептрон. На рисунке 3.6 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.

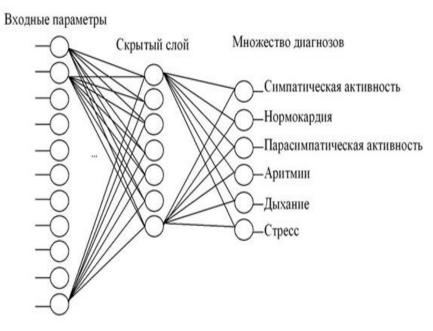


Рис.3.6. Структура многослойного персептрона для анализа ВСР.

Как видно из рисунка 3.6, представленная HC является полносвязной, т.е. каждый нейрон одного слоя связан со всеми нейронами соседних слоёв.

Многослойные персептроны имеют три основные отличительных атрибутов [71,79]:

1. Каждый нейрон сети обладает нелинейную функцию активации. Важно подчеркнуть, что данная нелинейная функция является гладкой (всюду дифференцируемой). Ранее было описано, что самой популярной формой функции, удовлетворяющей этому требованию, является сигмоидальная, определяемая логистической функцией:

$$\varphi(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}} \quad , \tag{3.2}$$

где  $\varphi(s)$  - функция активации, а - параметр, определяющий наклон функции.

- 2. Сеть имеет один или несколько скрытых слоев нейронов, не являющихся частью входа или выхода сети. Эти нейроны позволяют сети обучаться решению сложных задач, последовательно извлекая наиболее важные значения из входного образа.
- 3. Сеть содержит высокой степенью связности, реализуемой посредством синоптических соединений.

Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощность многослойного персептрона в задачах анализа ВСР.

Тем не менее результаты исследования мозга человека показывают, что он построен по функциональному принципу (слух, зрение и т.п.) [42,44,70]. Очевидно, аналогичный принцип может быть положен в основу построения ИНС для анализа ВСР. Поэтому в данной работе исследуется также модульная структура для анализа ВСР. На рисунке 3.7 приведена структура модульного вариант нейронной сети для анализа 7 типов (классов) аритмий.



Рис. 3.7 – Модульная структура нейронной сети для анализа аритмий.

Модульный вариант НС, как сказано в главе 1 (раздел 1.3.1), состоит из нескольких параллельно расположенных нейросетевых модулей, построенных на основе структуры многослойного персептрона (рис.3.5).

Можно выделить следующие отличия от многослойного персептрона:

- 1. Нейроны различных НС модулей не соединены между собой;
- 2. Каждый нейросетевой модуль может иметь количество скрытых слоёв, число нейронов и направлен на распознавание одного класса.

Преимуществом данной структуры является то, что каждый модуль концентрирует свои ресурсы на распознавание только одного класса, что, должно уменьшить вероятность ошибки неверного заключения для всей системы в целом. Также модульной вариант позволяет расширять функциональные возможности ИНС путем увеличения количества модулей, а следовательно, количество доступных для распознавания различных видов ВСР без переобучения всей системы.

Несмотря на явные преимущества модульного варианта НС анализа ВСР, его отдельные модули не имеют информации о функциональном состоянии сердечно-сосудистой системы. В связи с этим представляет научный интерес исследование обоих вариантов структуры ИНС для анализа вариабельности сердечного ритма и сопоставительный анализ полученных результатов с точки зрения обоснованного выбора варианта построения нейросетевых блоков анализа вариабельности сердечного ритма.

#### 3.4. Исследование ИНС для анлиза ВСР на основе Matlab

Широко известный пакет MATLAB которой имеет большие возможности работы с ИНС. В том числе "Neural Network Toolbox", входящий в стандартную поставку MATLAB.

Преимущество пакета MATLAB состоит в том, что при его применении нет ограничений для моделей нейронных сетей и их параметров. Здесь имеется возможность самостоятельно строить ту сеть, которая считается оптимальной для решения поставленной задачи. Применение "Neural Network Toolbox" совместно с другими средствами MATLAB открывает широкое поле для эффективного комплексного применения современных математических методов для решения самых разных задач прикладного и научного характера.

В работе разработана библиотека функций Matlab для исследования нейронных сетей при анализе вариабельности сердечного ритма (табл.3.5).

Таблица 3.5 – Назначение специализированных подпрограмм нейросетевого анализа BCP.

Подпрограмма	Назначение
HistImage.m	Функция создания образа гистограммы
ScattImage .m	Функция создания образа скатеррграммы по изображению
Testscript.m	Программа создания обучающей и тестовой базы данных образов.
NNWScript.m	Функция построения, обучения и проверки нейронной сети.
AutoIssledovanie.m	Программа для проведения исследования обучения нейронных сетей.

### 3.5. Основные этапы экспериментального исследования структуры ИНС для анализа ВСР.

Исходя из выше изложенного, экспериментальные исследования работы ИНС для анализа ВСР проводятся поэтапно в соответствии со структурой, представленной на рис.3.8.

Сначала идет создание образов гистограмм и скаттерграмм по их бинарному изображению (содержащее 90\*90 пикселей см. раздел 3.1.1), в результате чего формируются образы для БД «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца» (блок 1). Затем следует разделение каждой из этих баз данных на две (блоки 2 и 3) обучающую и тестовую

Далее в блоке 4 идет изменение числа нейронов скрытого слоя. Причём изменение происходит от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов.

Указанный диапазон определяется по формуле, являющейся следствием из теорем Арнольда — Колмогорова — Хехт-Нильсена, которая была описана в первой главе.

Обучающая БД предназначена для обучения ИНС (блок 5), тестовая БД предназначена для тестирования ИНС и оценки чувствительности, специфичности и точности распознавания заданного класса (блок 6).

Вследствие случайности распределения весовых коэффициентов синапсов ИНС при инициализации, значения чувствительности, специфичности и точности должны усредняться за несколько полных циклов обучения (не менее 3 раза).

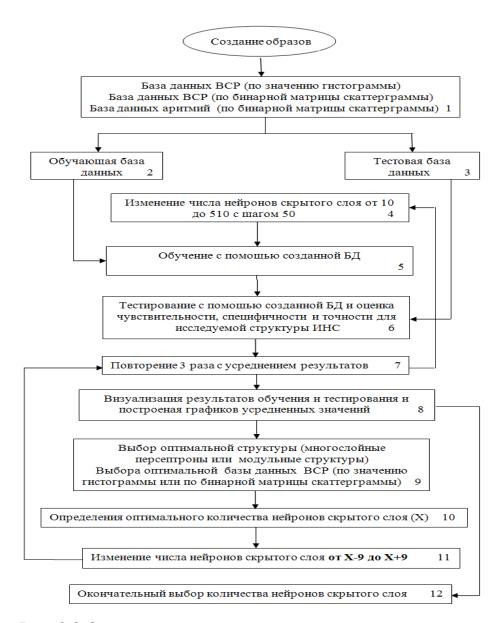


Рис. 3.8 Основные этапы экспериментального исследования структуры ИНС в задаче анализа ВСР

Все выше описанные процессы исследования структуры «многослойный персептрон» и модульного типа для базы данных типов ВСР (по значению гистограммы и по бинарной матрицы скаттерграммы) и базы данных типов аритмий сердца повторяются 3 раза. Что позволяет оценить основную тенденцию зависимости чувствительности, специфичности и точности от числа скрытых нейронов НС.

В связи с этим в блоках 7 и 8 происходит усреднение результатов и визуализация результатов обучения и тестирования, а именно, построение

графиков усредненных значений чувствительности, специфичности и точности, от количества нейронов скрытого слоя.

В блоке 9 для определения оптимальной структуры нейронной сети, а также значений входов для БД "Типы ВСР" и выбора оптимального количества нейронов скрытого слоя изменение числа нейронов скрытого слоя осуществлось в интервале от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов.

Найденное значение количества нейронов скрытого слоя X (блок 10), уточняется на втором этапе в интервале X-9 до X+9 с шагом 1 (блок 11).

В блоке 12 происходит окончательный выбор количества нейронов скрытого слоя.

# 3.6. Алгоритмы автоматизации исследования структур ИНС в задачах анализа вариабельности сердечного ритма.

В главе 1 был показано что, для обучения ИНС более целесообразно применение метода обратного распространения ошибки. Для исследования ИНС в задачах анализа ВСР, на основе структуры многослойный персептрон и структуры модульного варианта НС, были разработаны соответствующие алгоритмы и программы.

# 3.6.1 Алгоритмы исследования структуры ИНС типа многослойный персептрон для анализа ВСР.

Алгоритмы исследования нейронных сетей для многослойной персептронной структуры нейронной сети для анализа ВСР представлены на рис.3.9.

Исследование НС начинается с очистки памяти (рис.3.9), далее выделяют два основных этапа исследования. На первом этапе — идет изменение числа нейронов скрытого слоя от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов.

Второй этап — выбирается оптимальный количество нейронов скрытого слоя (обозначим как X).

Далее исследуем количество нейронов скрытого слоя в зоне ранее выбранного нейрона (от X-9 до X+9 с шагом 1).

Для каждого этапа осуществляется цикл перебора числа скрытых нейронов, в котором выполняются подпрограммы исследования HC.

Подпрограмма включает в себя загрузку обучающей и тестовой БД, создание НС с заданными параметрами, а затем происходит обучение НС с помощью алгоритма обратного распространения ошибки с применением обучающей БД (до стабилизации ошибки).

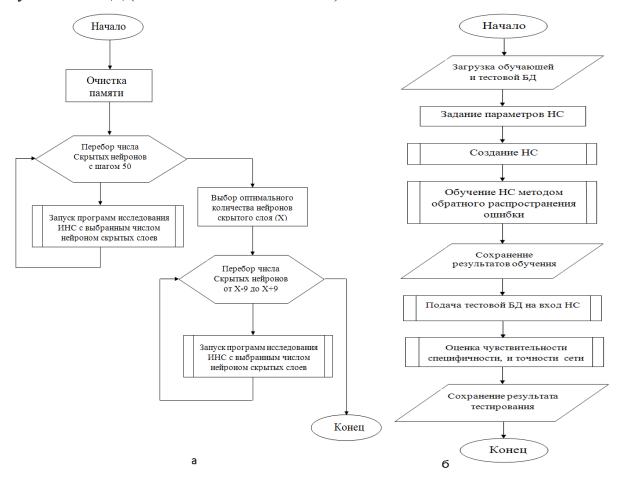


Рис. 3.9. Алгоритмы исследования структуры ИНС многослойный персептрон : а) программы автоматизации исследования НС для анализа ВСР б) подпрограмма исследования НС для анализа ВСР.

Для определения обобщающей способности сети (значения критериев чувствительности, специфичности, и точности) происходит тестирование НС с применением тестовой БД и оценка чувствительности, специфичности и

точности сети. Результаты сохраняются в файле. При завершении процедуры управление передаётся главной программе автоматизации исследований НС (рис.3.9,а).

### 3.6.2. Алгоритмы исследования структуры ИНС модульного типа для анализа ВСР.

Алгоритмы исследования структуры ИНС модульного типа для анализа ВСР представлены на рис. 3.8

Исследование НС начинается с очистки памяти (рис.3.9), далее выделяют два основных этапа исследования. На первом этапе — идет изменение числа нейронов скрытого слоя от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов.

Второй этап — выбирается оптимальное количество нейронов скрытого слоя (обозначим как X).

Далее исследуем количество нейронов скрытого слоя в в зоне ранее выбранного нейрона (от X-9 до X+9 с шагом 1).

Для каждого этапа осуществляется цикл перебора числа скрытых нейронов, в котором выполняются подпрограммы исследования НС для каждого класса отдельно (рис.3.10 б).

Подпрограмма включает в себя загрузку обучающей и тестовой БД, выбор нужного класса из БД, создание НС с заданными параметрами, а затем происходит обучение НС с помощью алгоритма обратного распространения ошибки с применением обучающей БД (до стабилизации ошибки).

Для определения обобщающей способности сети (значения критериев чувствительности, специфичности и точности) происходит тестирование НС с применением тестовой БД и оценка чувствительности, специфичности и точности сети. Результаты сохраняются в файле. При завершении процедуры управление передаётся главной программе автоматизации исследований НС (рис.3.10,а).

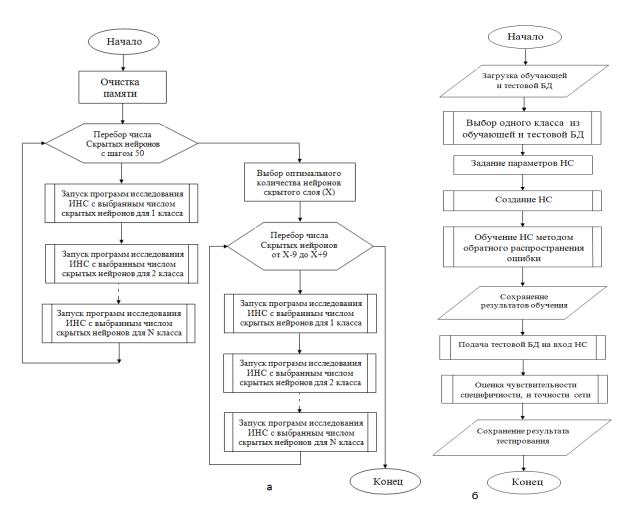


Рис.3.10. Алгоритмы исследования структуры ИНС модульного типа : а) программы автоматизации исследования НС для анализа ВСР б) подпрограмма исследования НС для анализа ВСР.

Так как все веса входов нейронов инициализируются случайными величинами, то для исключения влияния случайности на результаты обучения все действия повторяются по 3 раза для каждого значения количества нейронов скрытого слоя исследуемых структур [70,84].

Исследование производится путём многократного обучения ИНС с различным объёмом скрытого слоя.

# 3.7 Алгоритм оценки оптимального число нейронов скрытого слоя нейронной сети для анализа ВСР.

В данной работе для оценки оптимального число нейронов скрытого слоя нейронной сети для анализа ВСР используется методика, которая была

предложена в [70] в основе, которой лежит использование критериев оценки эффективности работы НС: чувствительность, специфичность и точность. В этом случае для нахождения оптимального числа нейронов скрытого слоя ИНС по структуре «Многослойный персептрон» необходимо произвести исследование показателей чувствительности, специфичности и точности всех групп выходов.

Так как показатели чувствительности, специфичности и точности — это меры достоверного обнаружения патологий и уверенности в их отсутствии соответственно, то в идеале они должны быть близки к 100%.

В реальных условиях при решении задач диагностики, система должна выбрать один из нескольких вариантов диагноза. При этом желательно иметь значения критериев чувствительности, специфичности и точности системы по всем вариантам диагноза равномерно распределенными.

В связи с этим для достижения наиболее равномерного распределения критериев достоверности системы (чувствительности, специфичности и точности по всем вариантам диагнозов) определение оптимального количества нейронов скрытого слоя можно осуществить путем нахождения минимального усредненного значения чувствительности или специфичности по всем выходами сравнивать по точности (обозначим как  $\kappa_{min}$ ). Очевидно, что значение  $\kappa_{min}$  будет определять выход НС, результат которого будет наименее достоверным [70].

Следовательно, можно предположить, что для нахождения оптимального значения числа нейронов скрытого слоя необходимо найти максимальное значение критерия к<sub>тіп</sub> на данном выходе (обозначим как j) и соответствующее ему количество нейронов скрытого слоя [70]. При этом, для данного числа нейронов скрытого слоя на других выходах параметры достоверности (чувствительности, специфичностии точности) будут заведомо выше, чем на выходе j.

Тогда число нейронов скрытого слоя, приходящееся на максимум параметра  $\kappa_{min}$  j-ого выхода, можно считать оптимальным, т.к. критерии

(чувствительность или специфичность или точность), имеющие наиболее отрицательное влияние на достоверность анализа всей системы в целом будут иметь наилучшее значение [70].

Данная методика нахождения оптимального количество нейронов скрытого слоя использована для структуры ИНС «многослойной персептрон». На рис.3.11*а* представлен алгоритм данной методики при проведении экспериментальных исследований этой структуры для базы данных «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца» с целью получения равномерного распределения значений чувствительности, специфичности и точности по каждому классу.

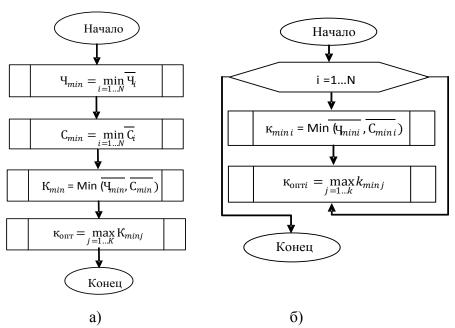


Рис.3.11 Алгоритмы методики нахождения оптимального число нейронов скрытого слоя для структур ИНС а) многослойный персептрон; б) модульного варианта. Где N -количество анализируемых патологий; К - число нейронов [70].

В случае структуры модульного варианта, как сказано выше, каждый класс распознается отдельным модулем нейронной сети. Поэтому поиск оптимального значения нейронов скрытого слоя должен производиться по каждому выходу отдельно. При этом число нейронов скрытого слоя определяется исходя из сопоставления значений критериев (чувствительности, специфичности и точности) с целью выявления критерия с меньшим значением

и последующего определения количества нейронов скрытого слоя, соответствующего максимальному значению данного критерия. После этого определяется значение другого критерия для полученного значения количества нейронов скрытого слоя.

Алгоритм данной методики нахождения оптимального количество нейронов скрытого слоя для структуры ИНС модульного варианта приведен на рис.3.11, б. Далее, этот алгоритм использован в работе при проведении экспериментальных исследований модульного варианта ИНС для баз данных «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца». Такой подход дает возможность выбора такого сочетания значений чувствительности, специфичностии точности, при которых достоверность диагностики будет максимальна.

#### 3.8. Выводы

- **1.** На основе архива PhysioBank, а также записей кардиоинтервалограмм студентов ВлГУ, спортсменов и людей с нарушениями ритма сердца в городе Владимире, сформирован необходимый объем обучающих и тестовых баз данных для "Типы ВСР" и "Типы аритмий сердца".
- 2. Для БД "Типы ВСР" все данные были разделены на три основные группы, характеризующие: "симпатический тип" (Тахикардия), " нормальный тип" (Нормокардия) и " парасимпатический тип" (Брадикардия). Кроме того, каждая группа дополнительно разделялась на подгруппы: "норма", "аритмия", "дыхание", "стресс", а также их комбинации "аритмия и дыхание", "стресс и аритмия". В результате сформированы 18 классов, каждый из которых имеет свой собственный эталон.

С целью исследования влияния количества выходов нейросети, соответствующих классам БД "Типы ВСР", на эффективность её функционирования, была создана еще одна структура базы данных, содержащая 6 классов значений ритма сердца, определяющих 6 выходов ИНС, соответствующих тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также наличию аритмии, стресса и нарушению дыхания.

Для выделения информативных признаков в обучающих выборках здесь также использовались значения гистограмм RR-интервалов и бинарной матрицы скаттерграмм.

3. Проведенный сравнительный анализ результатов исследования двух методов кодирования выходов (18 и 6 классов) искусственных нейронных сетей для БД "Типы ВСР" (по значению гистограмм и по бинарному изображению скаттерграмм), показал что лучшими характеристиками чувствительности обладает сеть, имеющая 6 классов. Специфичность и точность нейросети является высокой в обоих случаях методов кодирования выходов ИНС (более 80%). Это можно объяснить тем, что при использовании 6 классов, количество обучающих данных каждого класса увеличивается и, как следствие, увеличивается чувствительность нейросети.

В связи с этим, в дальнейших исследованиях использовался вариант кодирования выходов искусственных нейронных сетей на 6 классов.

4. Патологии, связанные с аритмией сердца, были выделены в отдельную базу данных и для выделения информативных признаков использовались скаттерграммы, которые в случаях, когда на фоне монотонного ритма встречаются редкие и внезапные нарушения (наличие аритмии) являются более информативным, чем гистограммы.

Обучающая база содержит наиболее часто встречающиеся 7 видов аритмии: аллоритмии (при постоянной бигеминии); аллоритмии (при тригеминии); парасистолия; сино-аурикулярная блокада по типу Мобитц-1; сино-аурикулярная блокада типа Мобитц-2; одиночная экстрасистола иполитопные экстрасистолы.

5. С целью выбора оптимального варианта автоматизированного анализа скаттерграмм по их бинарному изображению в ИНС создавались образы скаттерграмм с различным количеством пикселей в матрице (30\*30, 60\*60, 90\*90, 120\*120, 150\*150). Результаты исследований показали, что при количестве пикселей 90\*90 (8100) нейросеть имела лучшие значения средних

значений показателей чувствительности (83.6%), специфичности (92.8%) и точности (89.9%).

- 6. Анализ литературы по результатам исследования мозга человека показывает, что он построен по функциональному принципу (слух, зрение и т.п.). Очевидно, аналогичный принцип может быть положен в основу построения ИНС для анализа ВСР. В связи с этим, в данной работе рассматривается модульный вариант НС для анализа ВСР.
- 7. Преимущество модульного варианта НС заключается в концентрации ресурсов каждого модуля на распознавание только одного класса, что, должно способствовать уменьшению вероятности ошибки неверного заключения для всей системы в целом. Кроме того, модульный вариант НС системы позволяет расширять функциональные возможности ИНС путем увеличения количества доступных для анализа ВСР модулей без переобучения всей системы.
- 8. Методики нахождения оптимального количества нейронов скрытого слоя для рассмотренных структур ИНС на основе обеспечения равномерного распределения значений чувствительности, специфичности и точности по каждому классу способствуют повышению эффективности работы ИНС и дают возможность выбора такого сочетания значений чувствительности, специфичности и точности, при которых обеспечивается максимальная достоверность распознавания ВСР.

В дальнейшем необходимо провести экспериментальные исследования и сравнительный анализ многослойного персептрона и структуры модульного варианта НС как возможных вариантов построения системы нейросетевых блоков анализа ВСР.

В качестве критериев эффективности исследования данных структур ИНС также будут использоваться чувствительность, специфичность и точность.

# ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИИ ПРИМЕНЕНИЯ ИНС ДЛЯ АНАЛИЗА ВСР.

В данной главе приводятся результаты экспериментального исследования функционирования нейронных сетей на основе структуры «многослойный персептрон» и структуры модульного типа для баз данных «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца». С целью выявления наиболее эффективного варианта построения нейросетевых блоков для аппаратно — программного комплекса функциональной диагностики сердца проведен сравнительный анализ указанных структур по критериям, описанным в главе 1, а именно: а) чувствительности, б) специфичности и в) точности.

В главе 3 были рассмотрены основные этапы экспериментального исследования структуры искусственной нейронной сети для анализа ВСР.

Сначала идет создание образов гистограмм и скаттерграмм по их бинарному изображению, в результате чего формируются образы для БД «Типы ВСР» и «Типы аритмий сердца». Затем следует разделение каждой из этих баз данных на две обучающую и тестовую.

Для рещения задачи оценки количества нейронов скрытого слоя в данной работе проводится двухэтапные исследования. На первом этапе для определения оптимальной структуры нейронной сети, а также значений входов для БД "Типы ВСР" и выбора оптимального количества нейронов скрытого слоя изменение числа нейронов скрытого слоя осуществлось в интервале от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов. Найденное значение количества нейронов скрытого слоя X, уточняется на втором этапе в интервале X-9 до X+9 с шагом 1.

В результате выполнения данной процедуры получены графики зависимости усредненных значений чувствительности, специфичности и точности от количества нейронов скрытого слоя, позволяющие оценить оптимальное количество нейронов скрытого слоя.

### 4.1. Результаты экспериментального исследования ИНС для базы данных «Типы ВСР».

Ранее были показаны результаты исследования метода кодирования выходов для БД «Типы ВСР». Результаты исследования показали, что лучшими характеристиками чувствительности обладала ИНС, которая имела 6 выходов. В связи с этим, в данной работе используется кодирование выходов искусственных нейронных сетей на 6 эталонов.

### 4.1.1 Результаты исследования ИНС «Многослойный персептрон» для базы данных «Типы ВСР».

В главе 3 было показано, что в базе данных «Типы ВСР» для выделения информативных признаков использовались значения гистограмм -попаданий RR-интервалов в диапазон от 300 до 1700 с шагом 50 (в результате чего получается 29 значений), и бинарную матрицу скаттерграмм (90 на 90 пикселей).

Кроме того, было показано что данная база дает общее представление о вариабельности ритма сердца и содержит 6 типов, соответствующих тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также наличие аритмии, стресса нарушению дыхания и их комбинации.

В табл.4.1 сведена общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС типа «многослойный персептрон» для БД «Типы ВСР по значению гистограмм» с указанием номера рисунков. На каждом рисунке представлены получаемые зависимости чувствительности, специфичности и точности от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критериев и номер выхода ИНС.

Табл.4.1 Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС типа «многослойный персептрон» по значению гистограмм.

Наименование	№	Амплитудн	Амплитудный диапазон критерия				
распознанных ВСР по	выхода	Чувствительность	Специфичность	Точность	Рис.		
значению гистограмм	ИНС		•				
Симпатическая	Y1	91,3-97,3	93,9-99,3	93.2-98.8	4.1a		
активность							

Нормокардия	Y2	95,1-98,6	87-96,5	91.8-97.4	4.16
Парасимпатическая	Y3	71,6-93,8	96,4-99,6	93.4-98.8	4.2a
активность					
Аритмии	Y4	63,3-76,4	69,2-73,8	66.1-74	4.2б
Дыхание	Y5	56,4-62	71,6-77,8	66.5-70.3	4.3a
Стресс	Y6	59,1-74	88,1-94,4	81.4-89.6	4.36

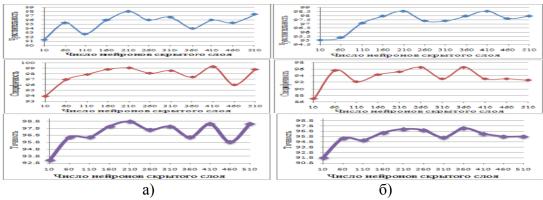


Рис.4.1. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) первого выхода и (б) второго выхода.

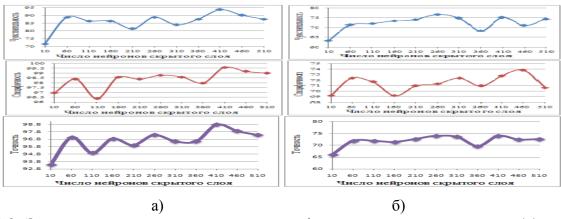


Рис.4.2. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) третьего выхода и (б) четвертого выхода.

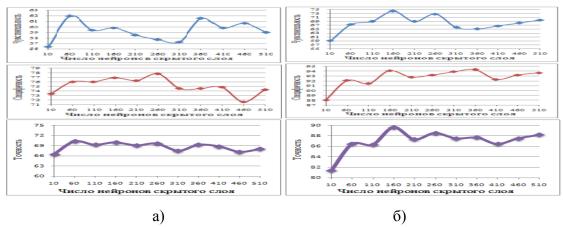


Рис.4.3.Значения чувствительности, специфичности и точности для (а) пятого выхода и (б) шестого выхода.

Анализ приведенных результатов экспериментального исследования зависимостей чувствительности, специфичности и точности для разных выходов ИНС на основе структуры «многослойный персептрон» для базы данных «Типы ВСР по значению гистограмм», показывает, что показатель средней чувствительности пятого выхода минимален среди показателей чувствительности, специфичности и точности других выходов, т.е. является параметром к<sub>тіп</sub>. Поэтому для нахождения оптимального количества нейронов скрытого слоя, находим максимум параметра к<sub>тіп</sub> у пятого выхода и соответствующее ему значение количества нейронов скрытого слоя.

Из рисунке 4.3a видно, что максимуму к $_{min}$  (чувствительности) соответствует (60) нейронов скрытого слоя. Далее определяются значения критериев чувствительности, специфичности и точности, соответствующие тому же числу нейронов скрытого слоя (60) для остальных выходов ИНС.

Результаты исследования ИНС «многослойный персептрон» при оценки и анализа ВСР по значению гистограмм представлены в табл. 4.2.

Табл.4.2. Результаты исследования ИНС «многослойный персептрон» при оценки и анализа ВСР по значению гистограмм.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов скрытого слоя
Y1	95.3	96.9	96.5	
Y2	95.4	95.7	95.5	
Y3	88.9	98.3	97	60
Y4	71.4	72.4	71.9	60
Y5	62	76	70.3	
Y6	67.4	92.1	86.5	

Результаты экспериментального исследования ИНС типа «многослойный персептрон» для БД «Типы ВСР по бинарному изображению скаттерграмм» с указанием соответствующих номеров рисунков в сведены табл.4.3. На каждом рисунке представлены полученные зависимости чувствительности, специфичности и тончоти от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критериев и номера выходов ИНС, представлены на рис. 4.4-4.6.

Табл.4.3 Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС типа «многослойный персептрон» по бинарному изображению скаттерграмм.

Наименование	No	Амплитудны	ій диапазон крит	ерия	No
распознанных ВСР по бинарному изображению скаттерграмм	выхода ИНС	Чувствительность	Специфичность	Точность	Рис.
Симпатическая активность	Y1	82,7-99,7	97,2-99,3	93.4-97	4.4a
Нормокардия	Y2	95,4-98,8	82,7-93,5	90.6-96	4.46
Парасимпатическая	Y3	91,4-98,8	95,6-100	95.5-99.3	4.5a
активность					
Аритмии	Y4	82,2-85,5	84,9-91,8	83.9-88.5	4.5б
Дыхание	Y5	60,7-69,2	69,3-83,9	68.9-76	4.6a
Стресс	Y6	57,6-67,4	94,1-98	88-90.8	4.6б

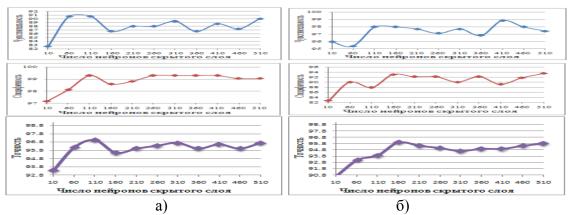


Рис.4.4. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) первого выхода и (б) второго выхода.

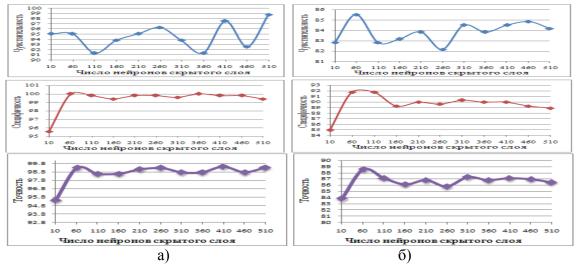


Рис.4.5. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) третьего выхода и (б) четвертого выхода.

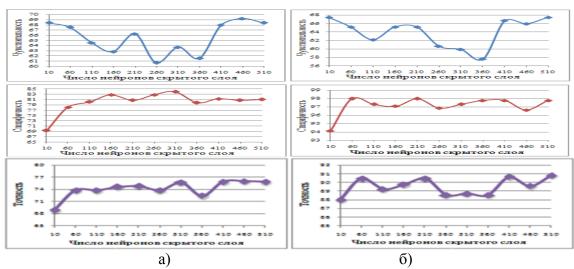


Рис.4.6. Значения чувствительности, специфичности и точности для (а) пятого выхода и (б) шестого выхода.

Анализ приведенных результатов экспериментального исследования зависимостей чувствительности, специфичности и точности для разных выходов ИНС на основе структуры «многослойный персептрон» для базы данных «Типы ВСР по бинарному изображению скаттерграмм», показывает, что показатель средней чувствительности шестого выхода минимален среди показателей чувствительности, специфичности и точности других выходов, т.е. является параметром  $\kappa_{min}$ . Поэтому для нахождения оптимального количества нейронов скрытого слоя, находим максимум параметра  $\kappa_{min}$  у шестого выхода и соответствующее ему значение количества нейронов скрытого слоя.

Из рис.4.66 видно, что максимуму к<sub>тіп</sub> (чувствительности) соответствует (10) нейронов скрытого слоя. Далее определяются значения критериев чувствительности, специфичности и точности, соответствующие тому же числу нейронов скрытого слоя (10) для остальных выходов ИНС. Результаты исследования ИНС «многослойный персептрон» при оценки и анализа ВСР по бинарному изображению скаттерграмм представлены в табл. 4.4.

Табл.4.4. Результаты исследования ИНС «многослойный персептрон» при оценки и анализа ВСР по бинарному изображению скаттерграмм.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов скрытого слоя
Y1	82. 7	97.2	93.4	_
Y2	95.9	82.7	90.6	
Y3	95.1	95.6	95.5	10
Y4	82.8	84.9	83.9	10
Y5	68.4	69.3	68.9	
Y6	67.4	94.1	88	

# 4.1.2 Результаты исследования ИНС модульного типа для базы данных «Типы ВСР».

Результаты экспериментального исследования ИНС структуры модульный тип для БД «Типы ВСР по значению гистограмм» с указанием соответствующих номеров рисунков в табл. 4.5, сведены. На каждом рисунке представлены полученные зависимости чувствительности, специфичности и точности от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критериев и номера выходов ИНС, представлены на рис. 4.7-4.9.

Табл.4.5. Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС структуры «модульный тип» для БД «Типы ВСР по значению гистограмм».

Наименование	$N_{\underline{0}}$	Амплитудн	ый диапазон критер	РИС	No
распознанных ВСР по	выхода				Рис.
значению	ИНС	Чувствительность	Специфичность	Точность	
гистограмм					
Симпатическая	Y1	94-94,7	98,4-99,3	97.2-97.9	4.7a
активность					
Нормокардия	Y2	97,7-99,4	98,3-99,1	97.9-99	4.7б
Парасимпатическая	Y3	100	100	100	4.8a
активность					
Аритмии	Y4	66,7-76,4	65,6-72,4	66.1-74	4.8б
Дыхание	Y5	49,6-62,4	69,9-76,6	63.7-70.5	4.9a
Стресс	Y6	60,6-75,8	95,7-97,5	87.7-91.8	4.9б

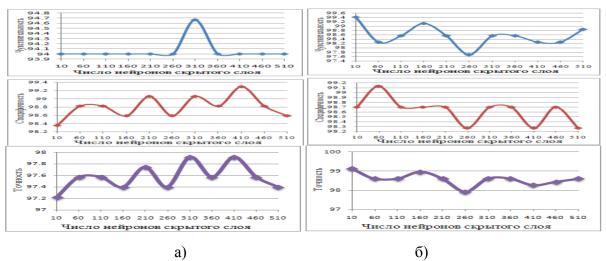


Рис.4.7.Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) первого выхода и (б) второго выхода.

Анализ приведенных на рис. 4.7 зависимостей показывает, что при чувствительности 94,7, специфичности 99,1 и точности 97.9 оптимальное число нейронов скрытого слоя первого выхода составляет 310, а для второго выходапри чувствительности 99.4, специфичности 98.7 и точности 99.1 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 10.

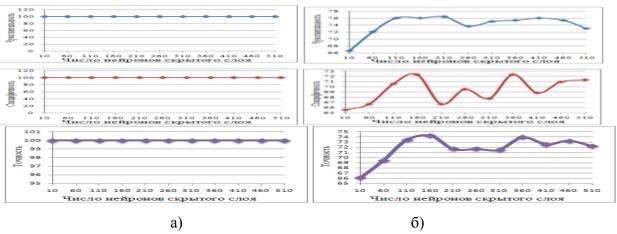


Рис.4.8. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) третьего выхода и (б) четвертого выхода.

Как видно из рис. 4.8, значения чувствительности, специфичности и точности для третьего выхода равна 100 во всех количествах нейронов скрытого слоя поэтому можно брать любое число нейронов скрытого слоя, а для четвертого выхода при чувствительности 76.1, специфичности 72.4 и точности 74.3 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 160.

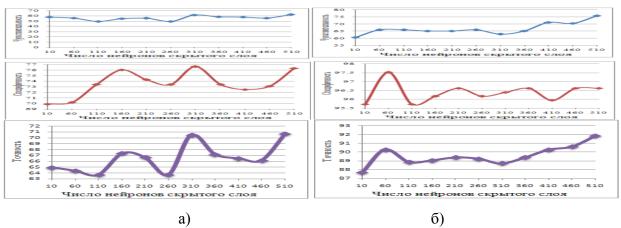


Рис.4.9. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) пятого выхода и (б) шестого выхода.

Из рис. 4.9 следует, что при чувствительности 62.4, специфичности 76.3 и точности 70.7 оптимальное число нейронов скрытого слоя пятого выхода составляет 510, шестого выхода, при чувствительности 75.6 ,специфичности 96.7 и точности 91.8, оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет также 510.

В табл. 4.6 представлены полученные результаты исследования нейронной сети модульного типа для БД «Типы ВСР по значению гистограмм», а именно для каждого выхода ИНС указаны значения критериев (чувствительностии, специфичности и точности) и числа нейронов скрытого слоя.

Табл.4.6. Результаты исследования ИНС модульного типа при оценки и анализа ВСР по значению гистограмм.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов скрытого слоя
Y1	94.7	99.1	97.9	310
Y2	99.4	98.7	99.1	10
Y3	100	100	100	10:510
Y4	76.1	72.4	74.3	160
Y5	62.4	76.3	70.7	510
Y6	75.6	96.7	91.8	510

В табл.4.7 сведена общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС структуры модульный тип для БД

«Типы ВСР по бинарному изображению скаттерграмм» с указанием номера рисунков. На каждом рисунке представлены получаемые зависимости чувствительности, специфичности и точности от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критериев и номер выхода ИНС.

Табл.4.7. Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС структуры «модульный тип» для БД «Типы ВСР по бинарному изображению скаттерграмм».

Наименование	№	Амплитудный диапазон критерия			№
распознанных ВСР по бинарному	выхода ИНС	Чувствительность	Специфичность	Точность	Рис.
изображению скаттерграмм					
Симпатическая	Y1	87.3-94	97.9-99.5	96.2-97.8	4.10a
активность					
Нормокардия	Y2	95.7-99.7	87-98.3	94.6-98.1	4.10б
Парасимпатическая	Y3	96.3-100	99.1-100	99.3-100	4.11a
активность					
Аритмии	Y4	39.4-79,8	80.6-95.3	66.1-80.2	4.11б
Дыхание	Y5	29.9-54,3	57.9-87.1	55.2-65.6	4.12a
Стресс	Y6	41.7-67.4	95.5-99.5	82.3-91.1	4.126

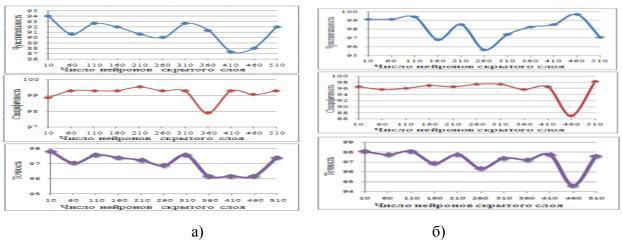


Рис.4.10. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) первого выхода и (б) второго выхода.

Как видно из рис. 4.10, при чувствительности 94, специфичности 98,9 и точности 97.8 оптимальное число нейронов скрытого слоя первого выхода составляет 10, а для второго выхода при чувствительности 99,1,

специфичности 96,5 и точности 98.1 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет также 10.

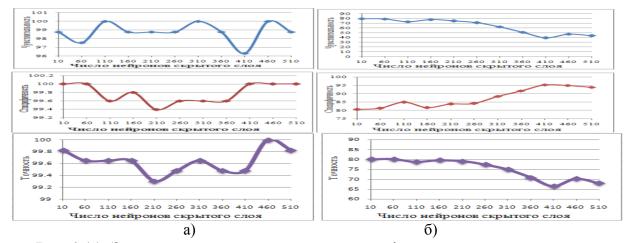


Рис.4.11. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) третьего выхода и (б) четвертого выхода.

Из рис.4.11 следует, что при чувствительности 100, специфичности 100 и точности 100 оптимальное число нейронов скрытого слоя третьего выхода составляет 460, в отличии от шестого выхода, где при чувствительности 79.8, специфичности 80.68 и точности 80.2, оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 10.

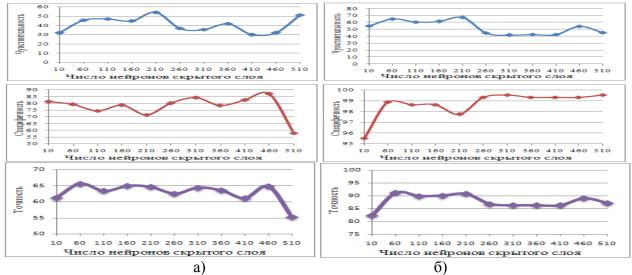


Рис.4.12. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) пятого выхода и (б) шестого выхода.

Анализ приведенных на рис.4.12. зависимостей показывает, что при чувствительности 54.3, специфичности 71.6 и точности 64.6 оптимальное число нейронов скрытого слоя пятого выхода составляет 210, а для шестого выхода при чувствительности 67.4, специфичности 97.7 и точности 90.8 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет также 210.

В табл.4.8, представлены полученные результаты исследования нейронной сети модульного типа для БД «Типы ВСР по бинарному изображению скаттерграмм», а именно для каждого выхода ИНС указаны значения критериев (чувствительности, специфичности и точности) и числа нейронов скрытого слоя.

Табл.4.8. Результаты исследования ИНС модульного типа при оценки и анализа ВСР по бинарному изображению скаттерграмм.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точности	Число нейронов скрытого слоя
Y1	94	98.9	97.8	10
Y2	99,1	96,5	98.1	10
Y3	100	100	100	460
Y4	79.8	80.6	80.2	10
Y5	54.3	71.6	64.6	210
Y6	67.4	97.7	90.8	210

# 4.1.3 Сопоставительный анализ результатов исследования ИНС типа многослойный персептрон и структуры модульного типа для базы данных «Типы ВСР».

Результаты экспериментальных исследований для двух вариантов структурного построения нейросетевого блока (многослойный персептрон и модульного варианта) для случая оценки и анализ ВСР по гистограмме и по скаттерграмме представлены в табл. 4.9 и табл. 4.11.

Среднее значение критериев (чувствительность, специфичность и точности) для исследованных вариантов структурного построения ИНС для базы данных «Типы ВСР» определялось, как среднее арифметическое  $\mathbf{k}_{cp}$  значений чувствительности или специфичности или точности всех выходов ИНС,

соответствующих оптимальной структуре ИНС, определяемой количеством нейронов скрытого слоя, и вычислялась по формуле:

$$\boldsymbol{k_{cp}} = \frac{\sum_{j=1}^{N} K_j}{N}, \qquad (4.1)$$

где  $k_{cp}\,$  - средняя чувствительность или специфичность или точность,

N -количество выходов ИНС,

 $K_{j}$  - значение чувствительность или специфичность или точность j-ого выхода.

Таблица 4.9 - Результаты исследования нейронных сетей при оценке и анализе BCP по гистограмме.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точности	Число		
				нейронов		
	Многосло	йный персептрон				
Y1	95,3	96,9	96,5			
Y2	95,4	95,7	95,5			
Y3	88,9	98,3	97	60		
Y4	71,4	72,4	71,9			
Y5	62	76	70,3			
Y6	67.4	92.1	86.5			
	Модульная структура					
Y1	94,7	99,1	97.9	310		
Y2	99.4	98.7	99.1	10		
Y3	100	100	100	10:510		
Y4	76.1	72.4	74.3	160		
Y5	61.6	76.6	70.7	510		
Y6	75.6	96.7	91.8	510		

Анализ полученных результатов показывает, что наибольшей эффективностью обладает модульная структура построения нейросетевого анализатора гистограмм ритма сердца, для которой средняя чувствительность составила 84.5% (80.1% в случае многослойного персептрона), средняя специфичность — 90.6% (88.6% в случае многослойного персептрона), а средняяточность — 89% (86.2% в случае многослойного персептрона).

Результаты вычисления средней чувствительности, специфичности и точности построения ИНС для базы данных «Типы ВСР по гистограмме» по указанным формулам (4.1) приведены в табл. 4.10.

Табл.4.10. Сопоставительные данные результатов обучения и тестирования ИНС при оценке и анализе ВСР по гистограмме.

Тип структуры ИНС	Средняя	Средняя	Средняя
	чувствительность %	специфичность %	точность%
Многослойный персептрон	80.1	88.6	86.2
Модульная структура	84.5	90.6	89

В таблице 4.11 представлены результаты исследования нейронных сетей при оценке и анализе ВСР по скаттерграмме.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов			
Многослойный персептрон							
Y1	82. 7	97.2	93.4				
Y2	95.9	82.7	90.6				
Y3	95.1	95.6	95.5	10			
Y4	82.8	84.9	83.9				
Y5	68.4	69.3	68.9				
Y6	67.4	94.1	88				
	Модульная структура						
Y1	94	98.9	97.8	10			
Y2	99,1	96,5	98.1	10			
Y3	100	100	100	460			
Y4	79.8	80.6	80.2	10			
Y5	54.3	71.6	64.6	210			
Y6	67.4	97.7	90.8	210			

Анализ результатов исследования нейронных сетей при распознавании скаттерграмм также подтверждает преимущество модульной структуры. Здесь средняя чувствительность составила 82.4% (82% в случае многослойного персептрона), средняя специфичность — 91% (87.3% в случае многослойного персептрона), а средняя точность — 88.6% (86.7% в случае многослойного персептрона).

Результаты вычисления средней чувствительности, специфичности и точности построения ИНС для базы данных «Типы ВСР по скаттерграмме» по указанным формулам (4.1) приведены в табл. 4.12.

Табл.4.12. Сопоставительные данные результатов обучения и тестирования ИНС при оценке и анализе ВСР по скаттерграмме.

Тип структуры ИНС	Средняя чувствительность %	Средняя специфичность %	Средняя Точность %	
Многослойный персептрон	82	87.3	86.7	
Модульная структура	82.4	91	88.6	

Повышенная чувствительность, специфичности и точности к патологиям и возможность неограниченного расширения числа анализируемых патологий позволяет считать модульную структуру оптимальным выбором для решения задачи анализа вариабельности сердечного ритма.

Результаты исследования НС для базы данных «Типы ВСР» показывают, что наибольшей эффективностью распознавания ВСР обладает в случае выделения информативных признаков с помощью гистограммы во всех случаях (кромев случае аритмии). Таким образом в данной базе использовались значения гистограммы для распознавания (тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также нарушению дыхания и влиянию стресса) и для распознавания наличия аритмии использовались образы скаттерграммы по их бинарному изображению.

В таблице 4.13 приведены результаты исследования ИНС для базы данных «Типы ВСР» по модульному варианту.

Табл.4.13. Результаты исследования ИНС для базы данных «Типы ВСР» по модульному варианту.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число	Тип
				нейронов	
		Модульная стру	ктура		
Y1	94,7	99,1	97.9	310	Гистограмма
Y2	99.4	98.7	99.1	10	Гистограмма
Y3	100	100	100	10:510	Гистограмма
Y4	79.8	80.6	80.2	10	Скаттерграмма
Y5	61.6	76.6	70.7	510	Гистограмма
Y6	75.6	96.7	91.8	510	Гистограмма

Для рещения задачи оценки количества нейронов скрытого слоя в данной работе были проведены двухэтапные исследования. На первом этапе для

определения оптимальной структуры нейронной сети, а также значений входов для БД "Типы ВСР" и выбора оптимального количества нейронов скрытого слоя изменение числа нейронов скрытого слоя осуществлось в интервале от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов. Найденное значение количества нейронов скрытого слоя X, уточняется на втором этапе в интервале X-9 до X+9 с шагом 1.

В результате выполнения данной процедуры получены графики зависимости усредненных значений чувствительности, специфичности и точности от количества нейронов скрытого слоя, позволяющие определить оптимальное количество нейронов скрытого слоя.

Из таблицы 4.13 следует, что в случае распознавания парасимпатическая активность показатели чувствительности, специфичности и точности являются максималными (100%). Поэтому второй этап экспериментального исследования для данного класса отсутствует.

Общая информация по результатам второго этапа экспериментального исследования ИНС для БД «Типы ВСР» с указанием номера рисунков приведена в табл.4.18. На рисунках 4.13-4.17 представлены полученные зависимости (чувствительность, специфичность и точность) от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критерия и номера выходов ИНС.

Табл.4.14. Общая информация по результатам второго этапа экспериментального исследования ИНС для БД «Типы ВСР».

Наименование тип	Амплитудн	№		
образа ВСР	Чувствительность	Специфичность	Точность	рис.
Симпатическая	94 – 94,7	98,6-99,3	97,4–98,1	4.13
активность				
Нормокардия	88,8 – 100	84,8–98,7	97,6–99,5	4.14
Аритмии	45,1-86,5	75,3–93,1	68,4-82,6	4.15
Дыхание	55,1 – 64,1	71,3 – 78,7	66.8-72,7	4.16
Стресс	65,2-75,8	95, 3–97,3	88,5-92,4	4.17

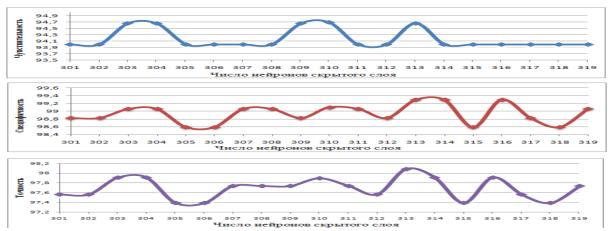


Рис.4.13 Значения чувствительности, специфичности и точности для симпатической активности

Как видно из рис.4.13, при чувствительности 94.7, специфичности 99.3 и точности 98.1 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 313.

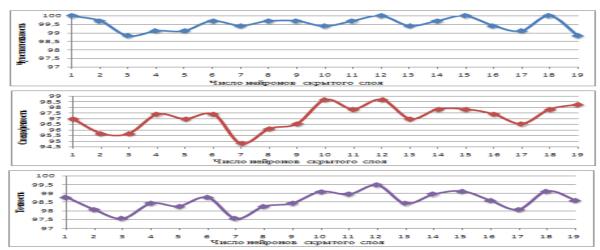


Рис.4.14. Значения чувствительности, специфичности и точности для нормокардии.

Анализ приведенных на рис.4.14 зависимостей показывает, что при чувствительности 100, специфичности 98.7 и точности 99.5 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 12.

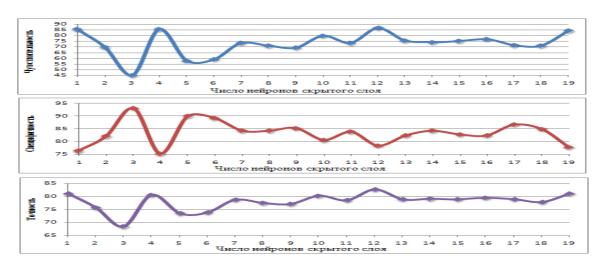


Рис.4.15. Значения чувствительности, специфичности и точности для аритмии.

Из рис. 4.15 видно, что оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 12 при чувствительности 86.5, специфичности 78.5 и точности 82.6.

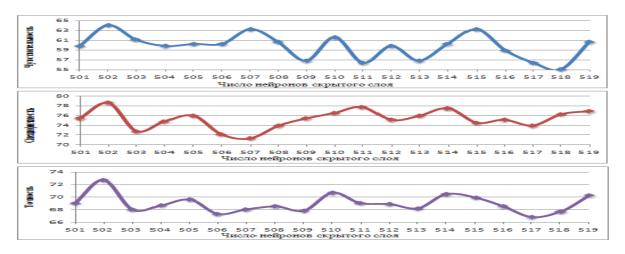


Рис.4.16. Значения чувствительности, специфичности и точности для дыхания

Как видно из рис.4.16, при чувствительности 64,1, специфичности 78,7 и точности 72,7 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 502.

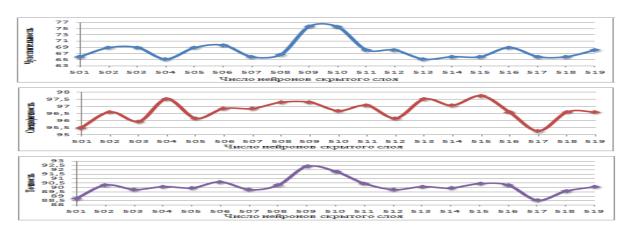


Рис.4.17.Значения чувствительности, специфичности и точности для стресса

Из рис.4.17 следует, что оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 509 при чувствительности 75,8, специфичности 97,3 и точности 92,4. Результаты второго этапа экспериментального исследования ИНС для БД «Типы ВСР» представлены в табл.4.15.

Табл.4.15. Результаты второго этапа экспериментального исследования ИНС для БД «Типы ВСР».

Наименование тип образа ВСР	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов скрытого слоя
Симпатическая активность	94,7	99,3	98,1	313
Нормокардия	100	98,7	99,5	12
Парасимпатическая активность	100	100	100	10:510
Аритмии	86,5	78,5	82,6	12
Дыхание	64,1	78,7	72,7	502
Стресс	75,8	97,3	92,4	509
Среднее	86,9	92,1	90,9	

Предыдущие результаты были выбраны в качестве основы построения нейросетевого блока для прикладного программного обеспечения анализа BCP.

# 4.2. Результаты экспериментального исследования ИНС для базы данных «Типы аритмий сердца».

главе 3 было указано что патологии, связанные с аритмией ритма выделены В отдельную базу данныхи ДЛЯ выделения информативных признаков исползувались скаттерграммы которые являются полезным способом в таких случаях (аритмии), когда на фоне монотонного ритма встречаются редкие и внезапные нарушения (наличие аритмии) в которая, является малоинформативной отличие гистограммы неприемлемой в таких случаях.

# 4.2.1 Результаты исследования ИНС «Многослойный персептрон» для базы данных «Типы аритмий сердца».

В табл.4.16 сведена общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС типа «многослойный персептрон» для БД «Типы аритмий сердца» с указанием номеров рисунков. На каждом рисунке представлены получаемые зависимости чувствительности, специфичности и точности от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критериев и номера выходов ИНС.

Табл.4.16 Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС типа «многослойный персептрон» для БД «Типы аритмий сердца по бинарному изображению скаттерграмм».

Наименование тип	No	Амплитудный диапазон критерия			№
образа аритмии	выхода ИНС	Чувствительность	Специфичность	Точность	Рис.
Отсутствие аритмии	Y1	94,7 - 100	92,2 - 100	93-99.2	4.18a
Аллоритмии (при постоянной бигеминии).	Y2	61,1 – 88,9	95,7-99,5	93-98.2	4.18б
Аллоритмии (при тригеминии)	Y3	83,3-100	88,6–100	89-100	4.19a
Парасистолия	Y4	55,6 – 94,4	96,7 – 100	93.4-99.6	4.19б
Сино-аурикулярная блокада (Мобитц-1)	Y5	62,5 – 100	94,1 – 100	90.8-100	4.20a
Сино-аурикулярная блокада (Мобитц-2)	Y6	46,7–70	92,4 – 98,4	86.4-95.2	4.206

Одиночная	Y7	48,1-55,6	88,1 - 100	83.8-94.7	4.21a
экстрасистола					
Политопные	Y8	55,6 – 66,7	92,9 – 97,1	89.9-94.7	4.21б
экстрасистолы					

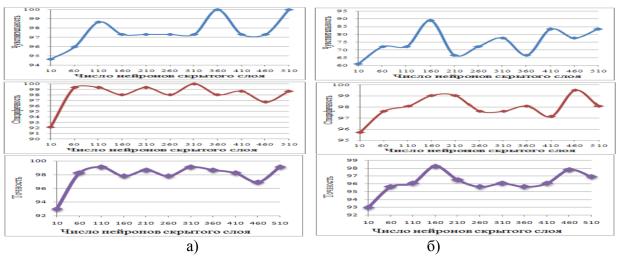


Рис.4.18.Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) первого выхода и (б) второго выхода.

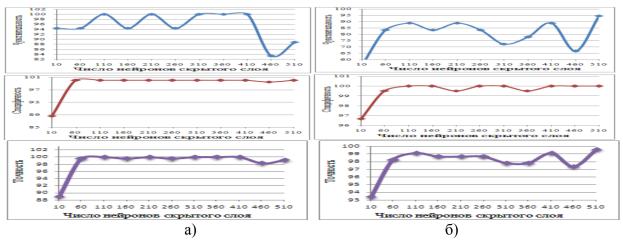


Рис.4.19. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) третьего выхода и (б) четвертого выхода.

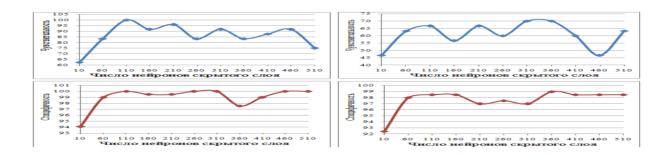




Рис.4.20.Значения чувствительности, специфичности и точности для (а) пятого выхода и (б) шестого выхода.

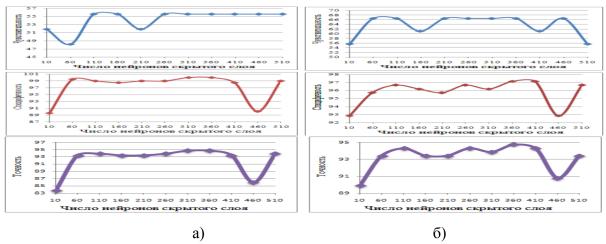


Рис.4.21.Значения чувствительности, специфичности и точности для (а) седьмого выхода и (б) восьмого выхода.

Анализ приведенных результатов экспериментального исследования зависимостей чувствительности, специфичности и точности для разных выходов ИНС на основе структуры «многослойный персептрон» для базы данных «Типы аритмий сердца», показывает, что показатель средней показателей чувствительности шестого выхода минимален среди чувствительности, специфичности и точности других выходов, т.е. является параметром  $\kappa_{min}$ . Поэтому для нахождения оптимального количества нейронов скрытого слоя, находим максимум параметра  $\kappa_{min}$  у шестого выхода и соответствующее ему значение количества нейронов скрытого слоя. Из рис. 4.20.б. видно, что максимуму  $\kappa_{min}$  (чувствительности) соответствует (360) нейронов Далее определяются скрытого слоя. значения критериев чувствительности, специфичности и точности, соответствующие тому же числу нейронов скрытого слоя, (360) для остальных выходов ИНС.

Результаты исследования ИНС «многослойный персептрон» при анализа аритмий сердца представлены в табл. 4.17.

Табл.4.17. Результаты исследования ИНС «Многослойный персептрон» при анализа аритмий сердца.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов
Выход	Тубствительность	Специфичность	ТОЧНОСТВ	скрытого слоя
Y1	100	98	98.6	
Y2	66.7	98.1	95.6	
Y3	100	100	100	
Y4	77.8	99.5	97.8	360
Y5	83.3	97.5	96.1	300
Y6	70	99	95.2	
Y7	55.6	100	94.7	
Y8	66.7	97.143	94.7	

# 4.2.2 Результаты исследования ИНС модульного типа для базы данных «Типы аритмий сердца».

Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС структуры «Модульный тип» для БД «Типы аритмий сердца» с указанием номера рисунков приведена в табл.4.18. На рисунках 4.22-4.25 представлены полученные зависимости (чувствительность, специфичность и точность) от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критерия и номера выходов ИНС.

Табл.4.18. Общая информация по результатам экспериментального исследования ИНС структуре «модульный тип» для БД «Типы аритмий сердца по бинарному изображению скаттерграмм».

Наименование тип	№	Амплитудні	Амплитудный диапазон критерия		
образа аритмии	выхода	Чувствительность	Специфичность	Точность	рис.
	ИНС				
Отсутствие аритмии	Y1	88 - 100	66,7 - 100	77,2-100	4.22a
Аллоритмии (при	Y2	44,4 –100	34,8- 100	39,5-100	4.226
постоянной					
бигеминии).					
Аллоритмии	Y3	38,9–100	34,8-100	39-100	4.23a
(притригеминии).					
Парасистолия	Y4	61,1 – 83,3	11 – 100	16,7-98,7	4.236
Сино-аурикулярная	Y5	33,3 – 95,8	0,5 – 99,5	9,6-96,9	4.24a
блокада (Мобитц-1)					
Сино-аурикулярная	Y6	26,6-76,7	36,4–99	41,7-94,3	4.246
блокада (Мобитц-2)					

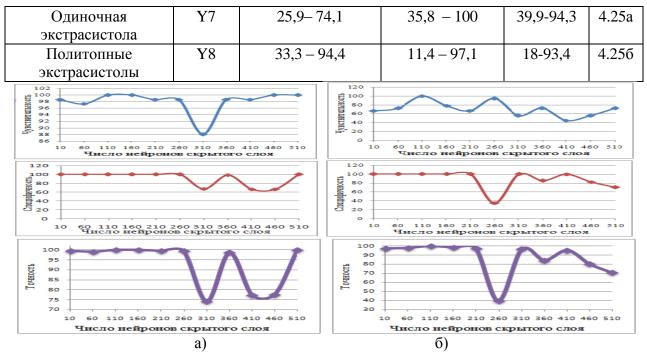


Рис.4.22.Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) первого выхода и (б) второго выхода.

Как видно из рис. 4.22. для первого выхода при чувствительности 100, специфичности 100 и точности 100 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 110, 160 и 510 а для второго выхода при чувствительности 100, специфичности 100 и точности 100 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 110.

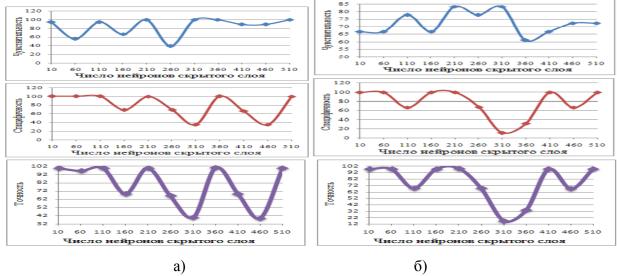


Рис.4.23. Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) третьего выхода и (б) четвертого выхода.

Анализ приведенных на рис. 4.23, зависимостей показывает, что для третьего выхода при чувствительности 100, специфичности 100 и точности 100 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 360, в то время как для четвертого выхода при чувствительности 83.3, специфичности 100 и точности 98.7 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 210.

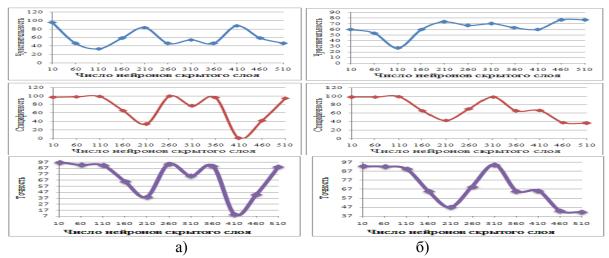


Рис.4.24.Значения чувствительности, специфичности и точности для (а) пятого выхода и (б) шестого выхода.

Из рис.4.24 видно, что оптимальное число нейронов скрытого слоя пятого выхода составляет 10 при чувствительности 95,8, специфичности 97,1 и точности 96.9, а оптимальное число нейронов скрытого слоя шестого выхода составляет 310 при чувствительности 70, специфичности 98 и точности 94.3.

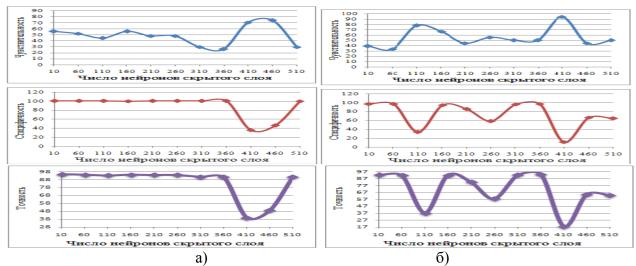


Рис.4.25.Значения чувствительности, специфичности и точности для (a) седьмого выхода и (б) восьмого выхода.

Из рис. 4.25, следует, что оптимальное число нейронов скрытого слоя седьмого выхода составляет 10 при чувствительности 55.6, специфичности 100 и точности 94.7, а для восьмого выхода оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 160 при чувствительности 66.7, специфичности 94.3 и точности 92.1.

Результаты исследования ИНС «многослойный персептрон» при распознавании аритмий сердца представлены в табл. 4.19.

Табл.4.19. Результаты исследования ИНС «модульный тип» при анализа аритмий сердца.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов скрытого слоя
Y1	100	100	100	110, 160 и 510
Y2	100	100	100	110
Y3	100	100	100	360
Y4	83,3	100	98,7	210
Y5	95,8	97,1	96,9	10
Y6	70	98	94,3	310
Y7	55,6	100	94,7	10
Y8	66,7	94,3	92,1	160

# 4.2.3 Сопоставленый анализ результатов ИНС многослойный персептрон и структуры модульного типа для базы данных «Типы аритмий сердца».

Результаты экспериментальных исследований для двух вариантов структурного построения нейросетевого блока (многослойный персептрон и модульного типа) для случая распознавания аритмии ритма сердца представлены в табл.4.20.

Таблица 4.20 - Результаты исследования нейронных сетей при распознавании аритмии сердца по скаттерграмме.

Выход	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов			
	Многослойный персептрон						
Y1	100	98	98.6				
Y2	66.7	98.1	95.6				
Y3	100	100	100	360			
Y4	77.8	99.5	97.8				
Y5	83.3	97.5	96.1				
Y6	70	99	95.2				

Y7	55.6	100	94.7				
Y8	66.7	97.143	94.7				
	Модульная структура						
Y1	100	100	100	110, 160 и 510			
Y2	100	100	100	110			
Y3	100	100	100	360			
Y4	83,3	100	98.7	210			
Y5	95,8	97,1	96.9	10			
Y6	70	98	94.3	310			
Y7	55,6	100	94.7	10			
Y8	66,7	94,3	92.1	160			

Анализ полученных результатов показывает, что наибольшей эффективностью обладает модульная структура построения нейросетевого анализатора аритмий сердца, для которой средняя чувствительность составила 83.9% (77.5% в случае многослойного персептрона), средняя специфичность – 98.7% (как и в случае многослойного персептрона) а средняя точность 97.1% (96.6% в случае многослойного персептрона).

Аналогично выше изложенному, по результатам, приведенным в табл.4.20, определяются: средняя чувствительность, средняя специфичность, и средняя точность для исследованных структур ИНС БД «Типы аритмий сердца», значения которых приведены в табл.4.21.

Табл.4.21. Сопоставительные данные результатов обучения и тестирования ИНС при распознавании аритмии сердца.

Тип структуры ИНС	Средняя чувствительность %	Средняя специфичность %	Средняя точность %
Многослойный персептрон	77,5	98,7	96,6
Модульная структура	83,9	98,7	97,1

Анализ полученных экспериментальных данных показывает, что наибольшей эффективностью распознавания аритмий сердца обладает также модульная структура построения нейросетевого блока.

Из таблицы 4.20 следует, что в случае распознавания отсутствия аритмии, аллоритмии (при постоянной бигеминии) и аллоритмии (при тригеминии) показател чувствительности, специфичности и точности являются

максимальными (100%). Поэтому второго этапа экспериментального исследования для этих классов отсутствует.

Общая информация по результатам второго этапа экспериментального исследования ИНС для случая распознавания аритмии сердца с указанием номера рисунков приведена в табл. 4.22. На рисунках 4.26- 4.30. представлены полученные зависимости (чувствительность, специфичность и точность) от числа нейронов скрытого слоя, а также амплитудный диапазон изменений указанных критерия и номера выходов ИНС.

Табл.4.22. Общая информация по результатам второго этапа экспериментального исследования ИНС для случая распознавания аритмии сердца.

Наименование тип	Амплитудні	Амплитудный диапазон критерия		
образа аритмии	Чувствительность	Специфичность	Точность	рис.
Парасистолия	61,1 -88,9	2,4–100	9,2–98,7	4.26
Сино-аурикулярная	0-100	82,8–100	84,6–97,4	4.27
блокада (Мобитц-1)				
Сино-аурикулярная	43,3-96,7	9,6–98,5	21,1–94,7	4.28
блокада (Мобитц-2)				
Одиночная	37–55,6	84,6 – 100	78,9–94,7	4.29
экстрасистола				
Политопные	22,2-83,3	26,2 –94,3	30,7-92,1	4.30
экстрасистолы				

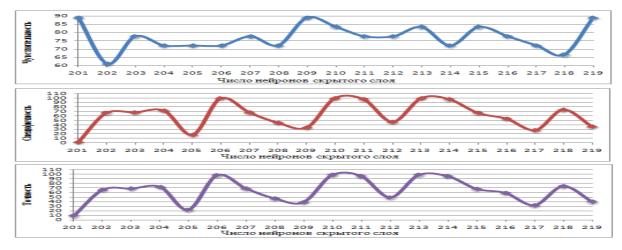


Рис.4.26.Значения чувствительности, специфичности и точности для парасистолы

Как видно из рис. 4.26, при чувствительности 83,3, специфичности 100 и точности 98,7 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 210, и 213.

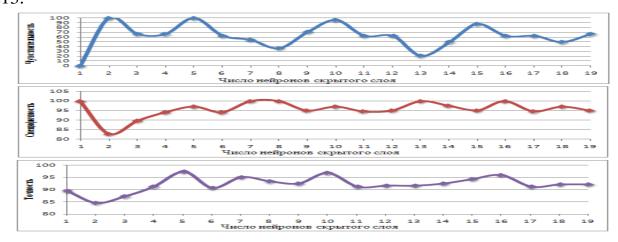


Рис.4.27. Значения чувствительности, специфичности и точности для сино-аурикулярной блокаде (Мобитц-1).

Анализ приведенных на рис. 4.27 зависимостей показывает, что при чувствительности 100, специфичности 97,1 и точности 97,4 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 5.

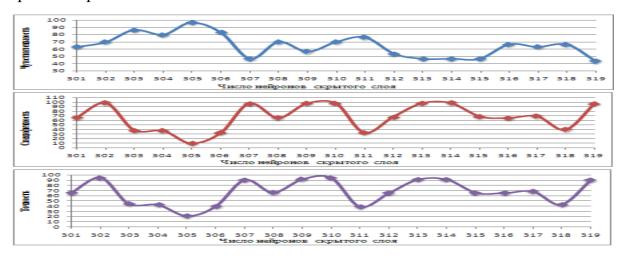


Рис.4.28. Значения чувствительности, специфичности и точности для сино-аурикулярной блокаде (Мобитц-2).

Из рис. 4.28 следует, что оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 302 при чувствительности 70, специфичности 98,5 и точности 94,7.

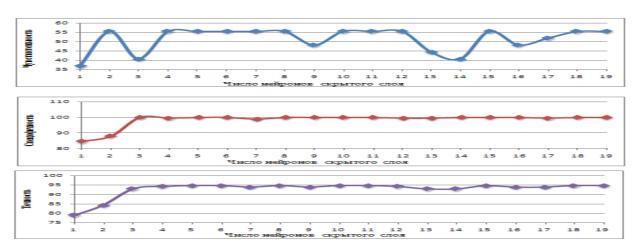


Рис.4.29. Значения чувствительности, специфичности и точности для одиночной экстрасистолы.

Как видно из рис. 4.29, при чувствительности 55,6, специфичности 100 и точности 94,7 оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет 5, 6, 8, 10, 11, 15, 18 и 19.

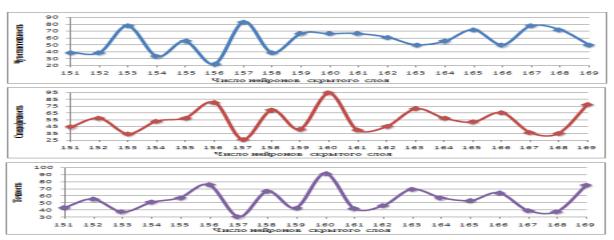


Рис.4.30.Значения чувствительности, специфичности и точности для политопной экстрасистолы

Из рис.4.30 следует, что оптимальное число нейронов скрытого слоя составляет также 160 (результаты первого этапа) при чувствительности 66,7, специфичности 94,3 и точности 92,1.

Результаты второго этапа экспериментального исследования ИНС для случая распознавания аритмии ритма сердца представлены в табл. 4.23.

Табл.4.23. Результаты второго этапа экспериментального исследования ИНС для случая распознавания аритмии ритма сердца.

Наименование тип образа аритмии	Чувствительность	Специфичность	Точность	Число нейронов
Отсутствие аритмии	100	100	100	110, 160 и 510
Аллоритмии (при постоянной бигеминии)	100	100	100	110
Аллоритмии (притригеминии)	100	100	100	360
Парасистолия	83,3	100	98,7	210, и 213
Сино-аурикулярная блокада (Мобитц-1)	100	97,1	97,4	5
Сино-аурикулярная блокада (Мобитц-2)	70	98,5	94,7	302
Одиночная экстрасистола	55,6	100	94,7	10,11,15,18 и 19
Политопные экстрасистолы	66,7	94,3	92,1	160
Среднее	84.5	98.7	97	

Предыдущие результаты были выбраны в качестве основы построения нейросетевого блока для прикладного программного обеспечения анализа ВСР.

# 4.3. Прикладное программное обеспечение для анализа вариабельности ритма сердца.

На основе результатов научных исследований анализа вариабельности сердечного ритма, полученных в данной диссертации, разработано прикладное программное обеспечение для анализа ВСР.

Разработанная структурная схема прикладного программного обеспечения для анализа BCP на основе модульной структур показана на рис. 4.31.

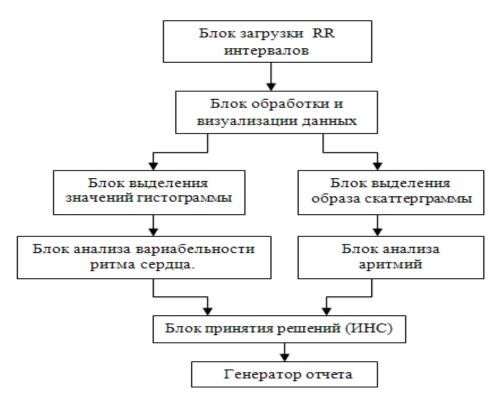


Рис.4.31 Структурная схема разработанного прикладного программного обеспечения.

Программа состоит из 8 блоков: загрузки RR интервалов, обработки и визуализации данных, выделения значений гистограммы, выделения образа скаттерграммы, блок анализа вариабельности ритма сердца, блок анализа аритмий, блок принятия решений и генератор отчёта.

**Блок загрузки RR интервалов** предназначен для импорта массива RR интервалов из текстового файла.

**Блок обработки и визуализации данных** предназначен для построения RR-интервалограммы, гистограммы и скаттерграммы (соотношение между соседними RR-интервалами). В результате обеспечивается возможность наблюдения вариабельности ритма сердца.

**Выделение значений гистограммы** состоит из двух этапов. На первом этапе вычисляется количество попаданий RR-интервалов в диапазоны от 300 до 1700 с шагом 50. Следующим этапом является линейная нормализация сигналов для приведения амплитуд всех входных сигналов в установленный динамический диапазон входных нейронов сети (от 0 до 1).

**Выделение образа скаттерграммы.** Образы скаттерграммы строятся на основе 250 последовательных кардиоциклов путём разбиения полученного изображения на равные сегменты и последующей его бинаризацией.

**Блок анализа вариабельности ритма сердца.** Распознавание (5 типов): тахикардии; брадикардии; нормокардии; дыхание; стресс и их комбинации. Для распознавания наличия аритмии использовались образы скаттерграммы по их бинарному изображению.

**Блок анализа аритмий** предназначен для определения наличия или отсутствия аритмии. В том числе распознавание 7 видов аритмий (аллоритмии (при постоянной бигеминии); аллоритмии (при тригеминии); парасистолия; сино-аурикулярная блокада по типу мобитц-1; сино-аурикулярная блокада типа мобитц-2; одиночная экстрасистола и политопные экстрасистолы).

**Блок принятия решений** осуществляет постобработку результатов нейросетевого анализа.

**Генератор отчёта** формирует последовательность и структуру выходного отчёта о проведённом исследовании. Отчёт включает в себя два раздела: информацию об исследовании; общее представление о вариабельности ритма сердца и анализ аритмий сердца.

В качестве примера на рисунке 4.32 приведены результаты нейросетевого анализа вариабельности ритма сердца, полученные с помощью разработанной программы.

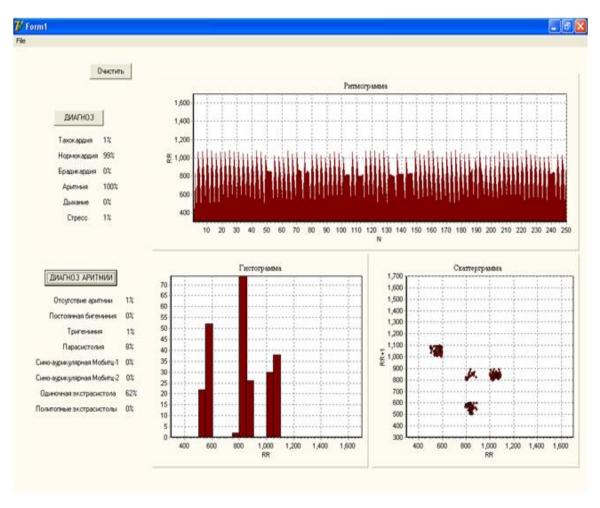


Рис.4.32 Интерфейс прикладного программного обеспечения.

Как видно из рис.4.32 разработанная программа позволяет строить сразу несколько графиков, получаемых при анализе вариабельности сердечного ритма (ВСР): (ритмограмма, гистограмма и скаттерграмма ритма сердца).

Отчёт включает в себя два раздела: первый раздел дает общее представление о вариабельности ритма сердца, второй раздел обеспечивает оценку и анализ наиболее часто встречающихся типов аритмий сердца.

#### 4.4. Выволы

Исследование производилось путём многократного обучения искусственных нейронных сетей разного объёма скрытого слоя.

После обучения каждая HC проходила тестирование с использованием описанной выше независимой базы данных значений гистограмм и бинарной матрицы скаттерграмм ритма сердца.

1. Для рещения задачи оценки количества нейронов скрытого слоя в данной работе были проведены двухэтапные исследования. На первом этапе для определения оптимальной структуры нейронной сети, а также значений входов для БД "Типы ВСР" и выбора оптимального количества нейронов скрытого слоя изменение числа нейронов скрытого слоя осуществлось в интервале от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов. Найденное значение количества нейронов скрытого слоя X, уточняется на втором этапе в интервале X-9 до X+9 с шагом 1.

В результате выполнения данной процедуры получены графики зависимости усредненных значений чувствительности, специфичности и точности от количества нейронов скрытого слоя, позволяющие определить оптимальное количество нейронов скрытого слоя.

- 2. В качестве основы построения ИНС для разработки прикладного программного обеспечения анализа ВСР была выбрана модульная структура нейросетевого блока, обеспечивающая большую эффективность распознавания ВСР и аритмий сердца, что подтверждено результатами проведенных исследований.
- 3. Результаты исследования нейронных сетей для базы данных «Типы ВСР» показывают, что во всех случаях (кроме случаев аритмий) наибольшая эффективность распознавания тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также нарушению дыхания и влиянию стресса достигается при использовании в качестве источника информации гистограммы путем выделения её образа. Для распознавания наличия аритмий использовались образы скаттерграммы по их бинарному изображению.
- 4. Разработанное прикладное программное обеспечение для анализа вариабельности ритма сердца, предназначено для использования в системах автоматизированного анализа функционального состояния-сердечно сосудистой системы. В результате выполнения программы выдается информация о наличии или отсутствии отклонений в вариабельности ритма сердца, а также оценку и анализ наиболее часто встречающихся аритмий.

### Заключение

Диссертационная работа посвящена решению научно-технической задачи совершенствования и развития нейросетевых методов обработки и анализа биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца и создания прикладного программного обеспечения для автоматического анализа вариабельности сердечного ритма.

Проблема автоматизированного анализа вариабельности ритма сердца связана с необходимостью профилактической (ранней) диагностики сердечнососудистой системы у большого числа людей для выделения группы риска.

Для этой цели было разработано программное обеспечение для анализа вариабельности сердечного ритма с помощью искусственных нейронных сетей позволяющее выявить наличии или отсутствии наиболее часто встречающихся отклонений в работе сердца.

В ходе проведенных исследований получены следующие основные результаты.

- 1. Обзор и анализ научной литературы позволил выбрать параметры ИНС для разработки прикладного программного обеспечения оценки биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца, в том числе функция активации; парадигма и метод обучения; тип нормализации. В качестве архитектуры ИНС выбраны многослойный персептрон и модульная нейросетевая структура, основанная на многослойном персептроне.
- 2. Оценка эффективности функционирования нейронных сетей осуществлялась с помощью общепризнанных и наиболее часто используемых критериев достоверности: чувствительность, специфичность и точность.
- 3. Выбор зоны поиска оптимального количества нейронов в скрытых слоях персептрона осуществлялся в два этапа на основе теоремы Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена.
- 4. На основе архива PhysioBank, а также записей кардиоинтервалограмм студентов ВлГУ, спортсменов и людей с нарушениями ритма сердца в

городе Владимире, сформирован необходимый объем обучающих и тестовых баз данных для "Типы ВСР" и "Типы аритмий сердца".

5. Для БД "Типы ВСР" все данные были разделены на три основные группы, характеризующие: "симпатический тип" (Тахикардия), " нормальный тип" (Нормокардия) и " парасимпатический тип" (Брадикардия). Кроме того, каждая группа дополнительно разделялась на подгруппы: "норма", "аритмия", "дыхание", "стресс", а также их комбинации "аритмия и дыхание", "стресс и аритмия". В результате сформированы 18 классов, каждый из которых имеет свой собственный эталон.

целью исследования влияния количества выходов нейросети БД BCP", соответствующих, классам "Типы на эффективность функционирования была создана еще одна структура базы данных, содержащая 6 классов значений ритма сердца, определяющих 6 выходов ИНС, соответствующих тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также наличию аритмии, нарушению дыхания и влиянию стресса.

Для выделения информативных признаков в обучающих выборках здесь также использовались значения гистограмм RR-интервалов и бинарной матрицы скаттерграмм.

6. Проведенный сравнительный анализ результатов исследования двух методов кодирования выходов (18 и 6 классов) искусственных нейронных сетей, для БД "Типы ВСР" (по значению гистограмм и по бинарному изображению скаттерграмм), показал что лучшими характеристиками чувствительности обладает сеть, имеющая 6 классов. Специфичность и точность нейросети является высокой в обоих случаях методов кодирования выходов ИНС. Это можно объяснить тем, что при использовании 6 классов, количество обучающих данных каждого класса увеличивается и, как следствие, увеличивается чувствительность нейросети.

В связи с этим, в дальнейших исследованиях использовался вариант кодирования выходов искусственных нейронных сетей на 6 классов.

- 7. Результаты исследования нейронных сетей для базы данных «Типы ВСР» показывают, что во всех случаях (кроме случаев аритмий) наибольшая эффективность распознавания тахикардии, нормокардии, брадикардии, а также нарушению дыхания и влиянию стресса достигается при использовании в качестве источника информации значений гистограммы ритма сердца, а для распознавания наличия аритмий использование образов скаттерграммы по их бинарному изображению.
- 8. Исследования показали, что на фоне монотонного ритма в биоэлектрическом сигнале встречаются редкие и внезапные нарушения (наличие аритмии). В связи с этим была создана отдельная обучающая БД "Типы аритмий сердца", содержащая наиболее часто встречающиеся 7 видов аритмии.

Результаты исследования использования ИНС для этой БД показали, что для выделения информативных признаков использование бинарных матриц скаттерграммы для распознавания конкретного типа аритмий, является более информативным, чем гистограммы.

- 9. С целью выбора оптимального варианта автоматизированного анализа скаттерграмм по их бинарному изображению в ИНС создавались образы скаттерграмм с различным количеством пикселей в матрице (30\*30, 60\*60, 90\*90, 120\*120, 150\*150). Результаты исследований показали, что при количестве пикселей 90\*90 (8100) нейросеть имела лучшие значения средних значений показателей чувствительности (83.6%), специфичности (92.8%) и точности (89.9%).
- 10. Для рещения задачи оценки количества нейронов скрытого слоя в данной работе были проведены двухэтапные исследования. На первом этапе для определения оптимальной структуры нейронной сети, а также значений входов для БД "Типы ВСР" и выбора оптимального количества нейронов скрытого слоя изменение числа нейронов скрытого слоя осуществлось в интервале от 10 до 510 с шагом в 50 нейронов. Найденное значение количества

нейронов скрытого слоя X, уточняется на втором этапе в интервале X-9 до X+9 с шагом 1.

В результате выполнения данной процедуры получены графики зависимости усредненных значений чувствительности, специфичности и точности от количества нейронов скрытого слоя, позволяющие оценить оптимальное количество нейронов скрытого слоя.

- 11. В качестве основы построения ИНС для разработки прикладного программного обеспечения анализа ВСР была выбрана модульная структура нейросетевого блока, обеспечивающая большую эффективность распознавания ВСР и аритмий сердца, что подтверждено результатами проведенных исследований.
- 12. Разработанное прикладное программное обеспечение для анализа вариабельности ритма сердца, предназначено для использования в системах автоматизированного анализа функционального состояния-сердечно сосудистой системы. В результате выполнения программы выдается информация о наличии или отсутствии отклонений в вариабельности ритма сердца, а также оценку и анализ наиболее часто встречающихся аритмий.

### Библиографический список

- 1. Саркисян С.Г. Сравнительная характеристика импульсной активности ипсии контралатеральных нейронов ядра Бехтерева после односторонней делабиринтации. Медицинская наука Армении НАН РА № 1 2009. № 1.- С. 70-80.
- 2. Машин В.А.. Анализ вариабельности сердечного ритма с помощью метода графа. НВ УТЦ подготовки специалистов для АЭС, г. Нововоронеж., 2002, том 28, № 4, с. 63-73.
- 3. Исаков Р.В, Юрлова Е.В. Методы автоматизации образного анализа гистограмм ритма сердца// «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии» Доклады 9-й межд. науч.-техн. конф., Владимир, 2010, с.165-167.
- 4. Ahamed Seyd P. T., Thajudin Ahamed V. I., Jeevamma Jacob, Paul Joseph. Time and Frequency Domain Analysis of Heart Rate Variability and their Correlations in Diabetes Mellitus.International Journal of Biological and Life Sciences 4:1 2008, p.24-27.
- 5. Исаков Р.В., Нашван А.А. Применение искусственных нейронных сетей для оценки вариабельности сердечного ритма // «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии» Доклады 9-й межд. науч.-техн. конф., Владимир, 2010, с.162-165.
- 6. Сахаров В.Л. Методы и средства анализа медико биологической информации: Учебно-методическое пособие Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2001. -70с.
- 7. Чирейкин Л.В., Баевский Р.М., Иванов Г.Г. Анализ вариабельности сердечного ритма при использовании различных электрокардиографических систем. Санкт-Петербург, 2001 65с.
- 8. Попцов В. Некоторые аспекты спортивной физиологии применительно к видам спорта на выносливость. Журнал "Лыжные гонки" (№ 1 (7) 1998).
- 9. Baevsky R.M., Berseneva A.P. USE kardivar system for determination of the stress level and estimation of the body adaptability. Methodical recommendations.

- Standards of measurements and physiological interpretation. Moscow Prague 2008. 41c.
- 10. Конюхов В. Н., Построение нейронных классификаторов для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний по параметрам кардиореспираторного взаимодействия. СГАУ им. С. П. Королева. Биотехносфера. № 3 (9) 2010, с.16-19.
- 11. Яблучанский Н.И., Мартыненко А.В. Вариабельность сердечного ритма в помощь практическому врачу. Харьков, 2010, 131с.
- 12. Берёзный Е.А., Рубин А.М., Утехина Г.А. Практическая кардиоритмография. 3-е издание, переработанное и дополненное. Научно-производственное предприятие «Нео», 2005. -140 с.; ил.
- 13. Балашов Ю., Козьмин В., Перепелица Н., Поляков А. Автономный регистратор ритма сердечных сокращений.
- 14. Попов В.В., Фрицше Л.Н. Вариабельность сердечного ритма: возможности применения в физиологии и клинической медицине. український медичний часопис № 2 (52) III/IV 2006— С. 24-31.
- 15. Алгоритмы анализа. Нейронные сети. Применение нейронных сетей для задач классификации.

http://www.basegroup.ru/library/analysis/neural/classification/

- 16. Группа экспертов Европейской ассоциации кардиологии и Северо-Американской ассоциации ритмологии и электрофизиологии. Вариабельность сердечного ритма. Стандарты измерения, физиологическая интерпретация и клиническое использование. European Heart Journal, Mar. 1996, vol. 17, p. 354-381.
- 17. Mark L. Ryan, Chad M. Thorson, Christian A. Otero, Thai Vu, and Kenneth G. Proctor. Clinical applications of heart rate variability in the triage and assessment of Traumatically Injured Patients. Hindawi Publishing Corporation Anesthesiology Research and Practice Volume 2011, Article ID 416590, 8 pages
- 18. Мубаракшин Р. Г., начальник отдела ОАО Концерн «Аксион», г. Ижевск. «Варикард-Аксион» новый подход в оценке функционального состояния

- организма человека. Специализированный медицинский журнал «Главный врач Юга России», № 4(27). 2011— С. 46-48.
- 19. Баевский Р.М., Иванов Г.Г., Чирейкин Л.В., и др. Исследование вариабельности сердечного ритмасиспользованием пакета программ «КардиоКит». Методические рекомендации. Санкт-Петербург 2003 -45с.
- 20. Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В. Нейросетевой анализ в диагностике вариабельности сердечного ритма. //Сборник трудов Международной конференции «Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы», Изд-во РГРУ, Рязань, 2009, с.321-326.
- 21. Babak Mohammad zadeh-Asl, Seyed Kamaledin Setarehdan. Neural network based arrhythmia classification using heart rate variability signal 14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2006), Florence, Italy, September 4-8, 2006.
- 22. Михайлов В.М. Вариабельность ритма сердца. Опыт практического применения метода. Иваново, 2000.-200.
- 23. Комплекс кардиографический «ВАРИКАРД-АКСИОН» http://www.medex.su/catalogue/anaesthesiology/electrocardiographs/Varicard-Axion/
- 24. Анализ вариабельности сердечного ритма программа HRV руководство пользователя медицинские компьютерные системы.
- 25. Илясов JI.В. Биомедицинская измерительная техника: Учеб. пособие для вузов /JI.В. Илясов. М.: Высш. шк., 2007. 342 е.: ил.
- 26. Чернухин Ю.В. Методы анализа вариабельности ритма сердца. Учебное пособие. http://konstb.newmail.ru/liter/hrv/UchPos2.htm
- 27. Павлова О.Н., Павлов А.Н. Регистрация и предварительная обработка сигналов с помощью измерительного комплекса MP100. Учебное пособие научная книга Саратов, 2008-80с. ISBN 978-5-9758-0813-4.
- 28. Пятакович Ф.А., Макконен К.Ф., Дударева С.Л., Л.В. Хливненко. Роль авторегрессионных, нечетких, нелинейных моделей и алгоритмов «нейрокомпьютинга» в разработке телемедицинской системы прогнозирования исходов мерцательной аритмии. БГУ и ВГУ УДК 616. 137. 81-003.96-07.

- 29. Кулаичев А. П. Компьютерная электрофизиология и функциональная диагностика: учеб. пособие. 4-еизд., перераб. и доп. М.: ФОРУМ: ИНФРА-М, 2007. 640с.
- 30. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов/ пер. с англ. М.: Физматлит, 2007. 440 с. ISBN 978-5-9221-0730-3.
- 31. Кавасма Р.А, Кузнецов А.А., Сушкова Л.Т. Автоматизированный анализ и обработка электрокардиографических сигналов. Методы и система / Под ред. Профес. Л.Т. Сушковой.- М.: Сайнс-пресс,2006. 144 с.: или.
- 32. Siddharth Shah, Robust Heart Rate Variability Analysis using Gaussian Process Regression. The Ohio State University, 2011. 69 p.
- 33. Satya A. Paritala B. Paritala Effects of physical and mental tasks on heart rate variability. Kakatiya University, India, 2007.
- 34- Ежов А., Чечеткин В. Нейронные сети в медицине. Открытые системы N4/97 стр. 34-37.
- 35. Курлов Ю.А., Уваров В.М., Румбешт В.В. Губкинский филиал Белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. Диагностика сердечно-сосудистой системы на основе нейронных сетей.
- 36. Проект компании медицинские компьютерные системы. Вариабельность сердечного ритма. http://www.kardi.ru/ru/index/Article?&ViewType=view&Id=37.
- 37. Бабунц И.В., Мираджанян Э.М., Машаех Ю.А.. Азбука анализа вариабельности сердечного ритма, 2011.
- 38. Воробьев В. И., Грибунин В. Г. Теория и практика вейвлет преобразования. СПб.: ВУС, 1999. – 204 с.
- 39. Туровский Я.А. Исследование волновых процессов вариабельности середчного ритма человека в различных функциональных состояниях. ВГУ.
- 40. Крисилов В.А., Кондратюк А.В. Преобразование входных данных нейросети с целью улучшения их различимости. http://neuroschool.narod.ru/

- 41. Барский А.Б. Нейронныесети: распознавание, управление, принятиерешений. М.: Финансы и статистика, 2004. 176 с: ил. ISBN 5-279-02757-X.
- 42. Вороновский Г.К., и др. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Пстрашсв, С. А. Сергеев.— Х.: ОСНОВА, 1997 112 с. ISBN 5—7768—0293—8.
- 43. Сотник С. Л. Конспект лекций по курсу "основы проектирования систем искусственного интеллекта"., 1997-1998. 70 с.
- 44. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронныесети. Издател. Физматлит. 2001.- 221 с.
- 45. Еркин С.Н., Чижко А.В. Нейронные сети. Основные положения. архитектуры. Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы, 2007, №3 (31).
- 46. Махотило К. В. Разработка методик эволюционного синтеза нейросетевых компонентов систем управления. Харьковский государственный политехнический университет. Харьков 1998.
- 47. Терехин А.Т., Будилова Е.В., Качалова Л.М., Карпенко М.П. Нейросетевое моделирование когнитивных функций мозга: обзор основных иде. Психологические исследования: электрон.журн. 2009. N 2(4). URL: http://psystudy.ru.
- 48- Кашири И.Л. Нейросетевые технологии. Учебно-методическое пособие для вузов. Издательско-полиграфический центр Воронежского государственного университета. 2008.-72с.
- 49. Сенашова М.Ю. Погрешности нейронных сетей вычисление погрешностей весов синапсов. Методы нейроинформатики /Под. ред. А.Н. Горбаня, КГТУ, Красноярск, 1998. 205 с.
- 50. Крисилов В.А., Кондратюк А.В. Преобразование входных данных нейросети с целью улучшения их различимости. http://neuroschool.narod.ru.

- 51. Аль-Хулейди Н.А. Исследование методов кодирования выходов искусственных нейронных сетей при классификации вариабельности сердечного ритма. Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 6., 2013г., С. 48-54.
- 52. 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.
- 53. Энил Джейн, Жианчанг Мао. Введение в искусственные нейронные сети. 1996, 31-44с.
- 54. Аль-Хулейди Н.А. Распознавание аритмий с помощью искусственных нейронных сетей. Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. // Биомедицинская радиоэлектроника. № 6. , 2012г., С. 28-34.
- 55. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронныесети: архитектуры, обучение, применения. -Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. 369 с: ил. ISBN 966-95416-2-2.
- 56. Гольцев А.Д., Гриценко В.И. Модульная нейронная сетьс межмодульными обучающимися связями. Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем. Нейроинформатика Часть 2. Киев, Украина. 2010. ISBN 978-5-7262-1226-5.
- 57. Кузьмин В. Исследование алгоритмов обучения с подкреплением в задачах управления автономным агентом. 4601 MD, Институт Транспорта и Связи, Рига, Латвия. Супервизор: проф. Борисов Аркадий Николаевич, РТУ, Рига, Латвия. ИТС 2002.
- 58. Математические методы распознавания образов. Курс лекций МГУ, ВМиК, кафедра «Математические методы прогнозирования». Местецкий Леонид Моисеевич, 2002–2004.
- 59. Шумков Е. А. Карлов Д. Н. Скоростной метод обучения многослойного персептрона. КГТУ, Краснодар, Россия. Научный журнал КубГАУ, №65(01), 2011 года. УДК 004.032.26.

- 60. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / Под общ. ред. В.Б. Новосельцева. Томск: Издво НТЛ, 2006. 128 с. ISBN 5-89503-285-0.
- 61. Jeff Heaton. Introduction to Neural Networks for C#, Second Edition. Heaton Research, Inc. St. Louis.2008.-428C. ISBN1604390093.
- 62. Чубукова И.А. Data Mining. Киевском национальном экономическом университете имени. Вадима Гетьмана. Украины. 382с.
- 63. Kara, S., Dirgenali, F.A. System to diagnose the atherosclerosis using wavelet transformation, principal component analysis and artificial neural network. [CirculationElectronicPages]; http://portal.acm.org/citation.cfm?id=1410718.
- 64. Арзамасцев А.А. Искусственный интеллект и распознавание образов: учеб. посо-бие/ А.А.Арзамасцев, Н.А.Зенкова; М-во обр. и науки РФ, ГОУВПО «Тамб.гос.ун-т им. Г.Р. Державина». Тамбов: Издательскийдом ТГУ им. Г.Р. Державина, 2010. 196с.
- 65. Новикова Н. М., Ляликова В.Г. Математические модели нейросетевых и статистических обнаружителей сигналов. Нейрокомпьютеры / №4 за 2010 г.
- 66. Лкричевскии М. Интеллектуальные методы в менеджменте СПб:Питер, 2005-304с:ил.
- 67. Hassoun M. H., Fundamentals of Artificial Neural Networks, The MIT Press, 1995, 511 p.
- 68. Ефимов Е. Н., Шевгунов Т. Я. Построение нейронных сетей прямого распространения с использованием адаптивных элементов. Журнал радиоэлектроники N 8, 2012, УДК: 004.8, 004.94, 51-74, 621.37
- 69. А.А. Ежов, С.А. Шумский Нейрокомпьютингиего применения в экономике и бизнесе. Москва,1998.-222с.
- 70. Аль Мабрук М. Аппаратно программные средства и алгоритмы распознавания патологий сердца на основе персептронных сетей. ВлаГУ им А.Г и Н.Г. 2011.-200с.
- 71. Хайкин С., Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. : Пер. с англ. М. : OOO "И.Д. Вильямс", 2006. 1104с.

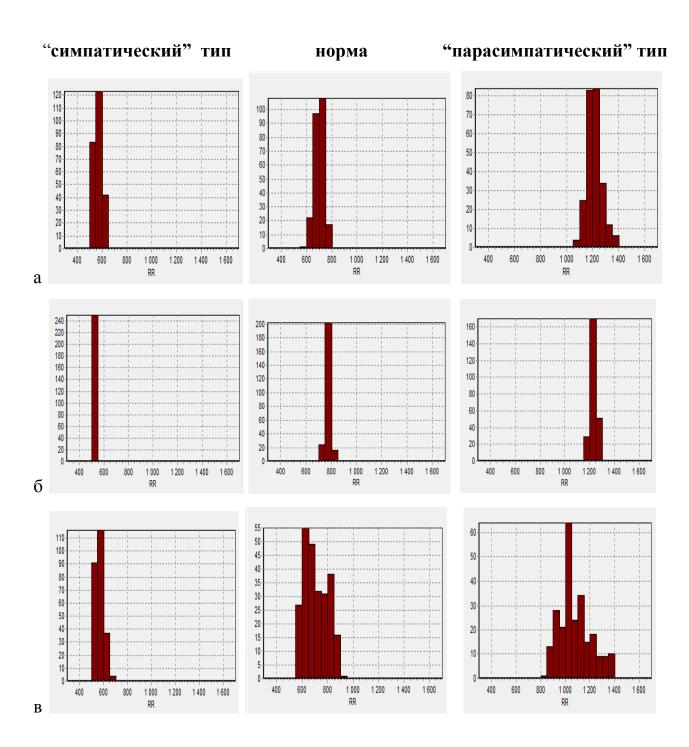
- 72. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // Компьютерные инструменты в образовании. СПб.: Изд-во ЦПО "Информатизация образования", 2007, N1, C. 20-29.
- 73. Воронцов К.В. Лекции по искусственным нейронным сетям 2006.
- 74. Оганезов А.Л. Применение нейронных сетей в задачах распознавания образов [текст] / А.Л. Оганезов.// Табиллис-си: ТГУ им. И.Н. Джавахищвили, 2009. -149 с.
- 75. Брюхомицкий Ю.А. Нейросетевые модели для систем информационной безопасности. Учебное пособие. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005. 160 с.
- 76. Модуль 1. Введение в интеллектуальные технологии и нейронные сети // Сети типа персептрон. [http://www.help.xclan.ru/lec15.htm].
- 77. Becker S. "Unsupervised learning procedures for neural net works", International Journal of Neural Systems, 1991, vol. 2, p. 17-33.
- 78. Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: Учебное пособие по курсу «Микропроцессоры». М.: Издательство МЭИ, 2002. –176с. ISBN 5-7046-0832-9.
- 79. Круглов В.В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. -2-е . стереотип М : Горячая лииия- Телеиом. 2002 -382c: ил ISBN 5-93517-031-0.
- 80. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Перевод на русский язык, Ю. А. Зуев, В. А. Точенов, 1992.-184с.
- 81. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов/ пер. с англ. М.: Физматлит, 2007. 440 с. ISBN 978-5-9221-0730-3.
- 82. Исаков Р.В., Аль-Мабрук М.А., Лукьянова Ю.А., Сушкова Л.Т. Результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания патологических изменений электрической активности сердца. Биомедицинская радиоэлектроника, 2010, №7, с. 9-13.
- 83. Исаков Р.В., Лукьянова Ю.А., Аль Мабрук М.А. Результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания патологий сердца// «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии» Доклады 9-й межд. науч.-техн. конф., Владимир, 2010, с.250-254.

- 84. Салех М. А. Исследование нейронных сетей для распознавания патологических отклонений формы электрокардиосигнала. ВлаГУ им А.Г и Н.Г. 2013.-135с.
- 85. Власов А.И., Гриднев В.Н., Константинов П., Юдин А.В. Нейросетевые методы дефектоскопии печатных плат // Электронные компоненты. №9. 2004.
- 86. Теоретические основы информатики. Искусственный интеллект: популярное введение для учителей и школьников. http://inf.1september.ru/view\_article.php?ID=200902304.
- 87. Кармазановский Г. Г. Анналы хирургической гепатологии. Оценка диагностической значимости метода ("чувствительность", "специфичность", "общая точность"). Анналы хирургической гепатологии. 1997. Т 2. С. 139-142
- 88. Ахметшин А.М., Трипольская В.В. Нейросетевая верификация подписей в псевдофазовой системе координат преобразования Радона. ДНУ, Украина. 2002, с.658.
- 89. Кузовников А.В. Использование фрактальной обработки для обнаружения и классификации случайных радиосигналов. Радиотехника / №6 за 2013 г.
- 90. Кольцов Ю.В., Бобошко Е.В. Сравнительный анализ нейросетевых архитектур и алгоритмов обучения для задачи прогнозирования потерь электроэнергии. Нейрокомпьютеры / №6 за 2012 г.
- 91. Чернецова Е.А. Применение нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем для классификации монохромных изображений. Нейрокомпьютеры / №3-4 за 2008 г.
- 92. Самойлин Е. А. Первичная параметрическая оптимизация модели нейронной сети для задач обработки изображений Нейрокомпьютеры / №5 за 2010 г.
- 93. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника. Теория и практика, М., Мир, 1992, с.17
- 94. Крисилов В.А., Чумичкин К.В. Ускорение обучения нейронных сетей за счет адаптивного упрощения обучающей выборки. http://neuroschool.narod.ru/

- 95. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика / Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. 296 с.
- 96. Hoher M., Kestler H.A., Palm G. et. Neural network based QRS classification of the signal averaged electrocardiogram // Eur. Haert J. 1994.-V.15. Abstr. Supplement XII-th World Congress Cardiology (734).-P.114.
- 97. Константинова Л.И., Девятых Д.В. Оценка информативности показателей микроциркуляциикрови с помощью средств нечеткой логики и оценка состояние здоровья с помощью нейросетевых технологий. Сборник трудов VIII. «Молодежь и современные информационные технологии». Томск, 3 5 марта 2010 г., ч.1.Томск: Изд-во СПБ Графикс— 314 с.
- 98. Егоров А.А., Микшина В.С. Применение вероятностных нейронных сетей для решения задачи классификации в хирургии ISBN 978-5-7262-1375-0. Нейроинформатика 2011. Часть 1.
- 99. Логистическая регрессия и ROC-анализ математический аппарат http://www.basegroup.ru/library/analysis/regression/logistic/
- 100. Валентиновна Р. О. Высокоточное нейросетевое распознавание в системах технического зрения автореферат. Диссертации на соискание ученой степени.кандидата технических наук. Краснодар 2011– 24 с.
- 101 BaseGroup.ru :: Нормирование линейное, Нормализация.
- http://www.basegroup.ru/glossary/definitions/normal\_linear/
- 102. Ванякина, Елена Викторовна. Негативно-эмотивные характеристики человека в лингвокультурологическом аспекте: На материале немецкого языка 2005.- 172.
- 103. Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В. Классификация вариабельности сердечного ритма с использованием искусственных нейронных сетей // Медицинские приборы и технологии: Сборник научных статей, г.Тула, ТулГУ, 2011, с.109-112.
- 104. Биологические и искусственные нейронные сети в политическом анализе. http://politanalitica.livejournal.com/6375.html

- 105. Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. Применение нейросетей в распознавании бинарных изображений скаттерграмм ритма сердца. Современные тенденции в науке: новый взгляд: сб. науч. тр. по мат-лам Междунар. заоч. науч.-практ. конф. 29 ноября 2011 г.: Часть 1. Тамбов, 2011. с.12-14.
- 106. Физиологические основы вариабельности сердечного ритма (BCP). http://www.qhrv.ru/dt\_hrv1\_ru.htm.
- 107. Овчинкина Т.В., Митин В.В., Кузьмин А.А. Применение гибридных нейронных сетей в прогностических моделях оценки функционального состояния сердечно-сосудистой системы. ФБГОУ ВПО «Юго-Западный государственный университет». Современные проблемы науки и образования № 5 за 2013 год.
- 108. Королева С.А. Разработка методов и средств контроля и прогнозирования состояния здоровья в задачах профессионального отбора на основе нечеткой логики принятия решений: автореф. дис. канд. техн. наук. Курск, 2005. 18 с. 109. Овчинкин О.В., Овчинкина Т.В., Павлов О.Г. Персональное моделирование заболеваний сердечно-сосудистой системы с применением нейронных сетей и инструментальных средств // Вестник новых медицинских технологий. 2011. Т. 18, № 4. С. 41-43.
- 110. Григорьев Д.С., Спицын ВТ. Применение нейронной сети и дискретного вейвлет-преобразования для анализа и классификации электрокардиограмм. ТПУ. Управление, вычислительная техника и информатика. 2012. Т321, № 5.— С. 57-61.
- 111. Портал искусственного интеллекта. Каталог статей. Нейронные сети. Обучение нейронной сети.
- http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/learning-neunet.html.
- 112. Баевский Р.М. Прогнозирование состояний на грани нормы и патологии. М: Наука, 1979. 296 с.
- 113. Исаков Р.В. Обработка электрокардиосигналов в задаче оценки функционального состояния организма человека. 2011.146 с.

## 1. Типы гистограмм, входящих в базу данных ВСР.



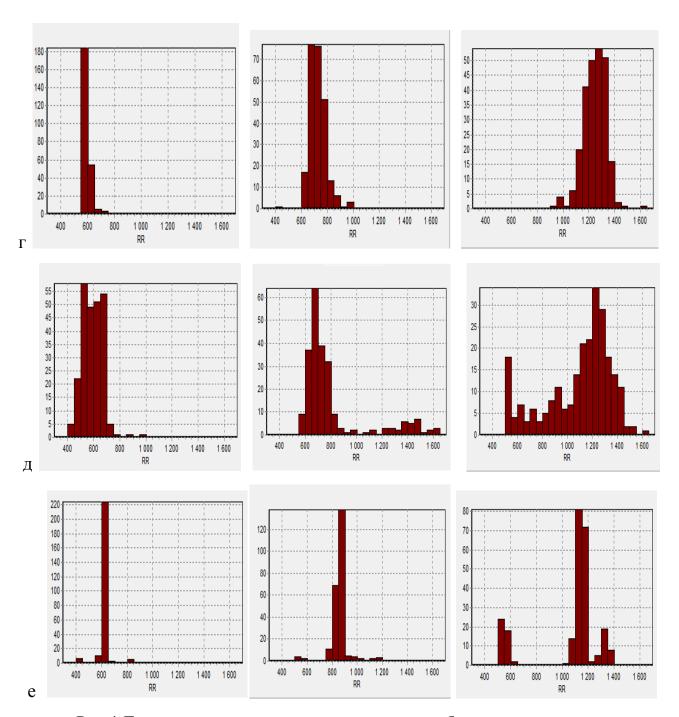
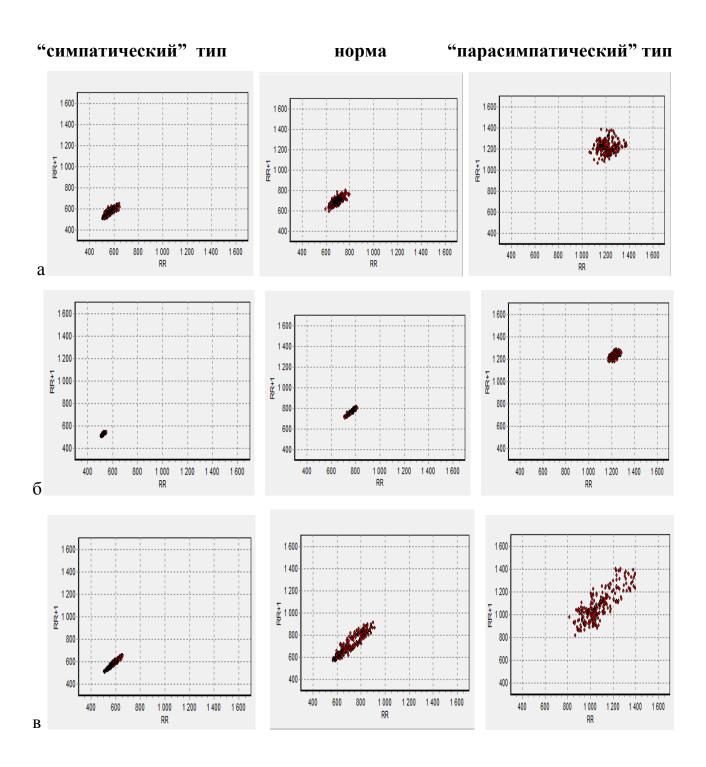


Рис.1 Гистограммы: **a** - соответствует норме, **б** - влияние стресса, **в** - с дыхательными нарушениями, **г** - аритмия, **д** - с недыхательной аритмией, **е** - влияние стресса и аритмия.

## 2. Типы скаттерграмм, входящих в базу данных ВСР.



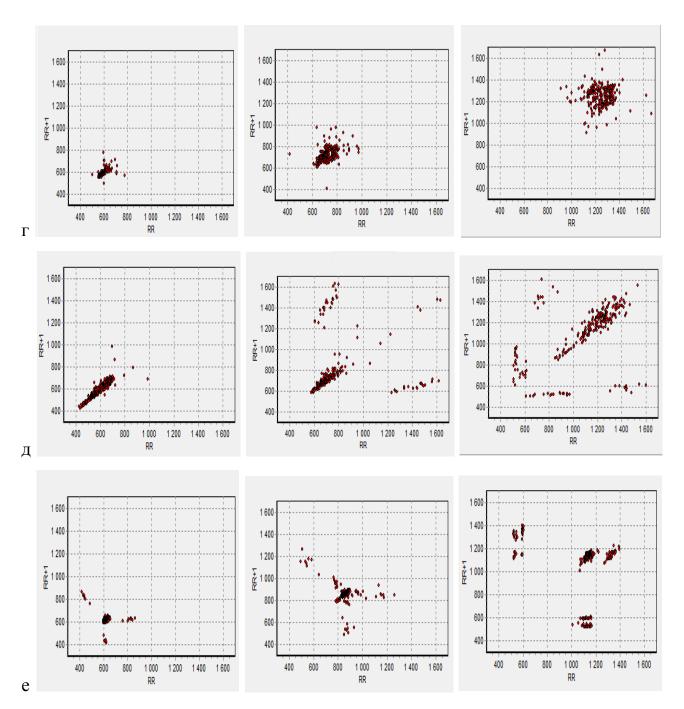


Рис.2 Скатерграммы: **a** – соответствует норме, **б** - влияние стресса, **в** - с дыхательными нарушениями, **г** - аритмия, **д** - с недыхательной аритмией, **е** - влияние стресса и аритмия.



**AKT** 

о внедрении результатов кандидатской диссертации Аль-Хулейди Н.А. «Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики» в учебно-исследовательскую работу студентов факультета радиофизики, электроники и медицинской техники Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых (ВлГУ).

Материалы кандидатской диссертации Аль-Хулейди Н.А., «Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики», в части касающейся разработанных автором: модифицированного алгоритма нахождения оптимального количества нейронов скрытого слоя, а также методики создания образа скаттерграмм по их бинарному изображению и образа гистограмм биоэлектрического сигнала, несущего информацию о вариабельности ритма сердца, внедрены в научноисследовательскую деятельность и учебный процесс подготовки студентов (бакалавриат магистратура) по направлению 201000 «Биотехнические системы и технологии», дисциплина «Методы обработки биомедицинских сигналов и данных», кафедры биомедицинских и электронных средств и факультета радиофизики, электроники и медицинской технологий (БЭСТ) техники (ФРЭМТ) Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых.

 Зав. кафедрой БЭСТ
 Декан ФРЭМТ ВлГУ

 д.т.н., профессор
 д.т.н, профессор

 / Л.Т. Сушкова/
 / А. Г. Самойлов/

 « /2 » \_ 0 3 \_ 2014г.
 2014г.

### «УТВЕРЖДАЮ»

Главный врач ГБУЗ ВО «Городская

больница N-47. Владимира»

М.Е. Повх

2014г.

### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

о полезности результатов диссертационной работы Аль-Хулейди Н.А. «Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук

Кандидатская диссертация Аль-Хулейди Н.А., представленная на соискание ученой степени кандидата технических наук, связана с использованием нейросетевой технологии распознавания в электрокардиосигнале, несущем информацию о вариабельности ритма сердца, наличия отклонений от нормы, что способствует повышению эффективности и качества функциональной диагностики сердечной деятельности и является актуальной задачей системы здравоохранения.

Разработанное прикладное программное обеспечение для анализа вариабельности ритма сердца, прошло тестирование в ГБУЗ ВО «Городская больница N-4 г. Владимира» и может быть использовано в процессе ранней диагностики функционального состояния сердца человека, в том числе пациентов с жалобами на боли в области сердца.

Зав. кардиологическим отделением

ГБУЗ ВО «Городская больница N-4

г. Владимира»,

врач высшей категории, к.м.н.

\_ Кулибаба Е.В.



#### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

### о полезности использования результатов кандидатской диссертационной работы Аль-Хулейди Нашван Амин

Рассмотрев результаты диссертационной работы Аль-Хулейди Нашван Амин «Система обработки и нейросетевого анализа биоэлектрических сигналов для решения задач медицинской диагностики»,

представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.12.04 «Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения», комиссия в составе:

председателя Зеленова Д.Ю., к.т.н., начальника сектора ОАО «Владимирское КБ радиосвязи», и членов комиссии:

Волкова А.Н., к.т.н., начальника сектора, ОАО «Владимирское КБ радиосвязи», Ухина В.А., к.т.н., ведущего инженера ОАО «Владимирское КБ радиосвязи»,

составили настоящее заключение о том, что результаты диссертационной работы, а именно методика кодирования входов и выходов искусственных нейронных сетей для анализа скаттерграмм и гистограмм ритма сердца, позволяющая сократить время и себестоимость процедуры обработки и анализа биоэлектрического сигнала, а также модифицированная методика нахождения оптимального числа нейронов скрытого слоя искусственной нейронной сети представляют научнопрактический интерес для ОАО «ВКБР» при решении проектных задач, связанных с обработкой радиотехнических сигналов и изображений.

Председатель комиссии

Члены комиссии:

Д.Ю. Зеленов

А.Н. Волков

В.А. Ухин