

Р.В. Исаков, М.А. Аль Мабрук, Л.Т. Сушкова

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ КАРДИОАНАЛИЗАТОР

Аннотация

Проблема автоматизированного анализа электрокардиосигнала связана с необходимостью профилактической диагностики сердечно-сосудистой системы у большого числа людей с целью выделения группы риска. Для этой цели была применена методология нейронных сетей. В результате был разработан экспериментальный нейросетевой кардиоанализатор, построенный по модульной структуре. Данная система позволяет производить нейросетевой анализ электрокардиограммы и variability ритма сердца.

В большинстве стран мира за последние годы значительно возросли заболеваемость и смертность, связанные с сердечно-сосудистыми заболеваниями. По данным Всемирной организации здравоохранения летальность от сердечно-сосудистых заболеваний прочно занимает первое место в мире. Россия входит в настоящее время в первую десятку стран с максимальной смертностью от кардиологических причин. Повышение эффективности лечения и возвращение пациентов к активной жизни существенно зависят от своевременности и достоверности обнаружения заболеваний. Наиболее широко используемым методом диагностики нарушений деятельности сердечно-сосудистой системы (ССС) является электрокардиография. Традиционно электрокардиограмма (ЭКГ) анализируется по ее форме, длительности, ориентации, взаиморасположению зубцов и сегментов. На сегодняшний день все более широкое распространение приобретают автоматические методы анализа и интерпретации ЭКГ, в особенности с применением ЭВМ.

Большое значение имеет психологический аспект применения ЭВМ. Работа врача носит творческий характер, однако он напрямую ответствен за результат своей деятельности. Принимая решение о диагнозе или лечении, он опирается на знания и опыт, свои собственные и коллег, являющихся для него авторитетом. Очень важно при этом обоснование решения, если оно приходит со стороны. Результат, подсказанный компьютерной программой, работающей по алгоритму, созданному другим человеком, как показывает практика, во многом лишает исследователя творческой инициативы. Навязанное таким образом решение, даже будучи достоверным, психологически подвергается серьезному сомнению.

Существенную роль играют также особенности медико-биологической информации. Большинство медицинских данных носят описательный характер, отображаются с помощью тех или иных формальных признаков, подверженных крайней variability. Данные, даже представляемые с помощью чисел, также в большинстве случаев не могут быть хорошо упорядочены и классифицируемы, так как изменяются в зависимости от клинических традиций различных школ, геосоциальных особенностей

регионов и даже отдельных учреждений, а также от времени.

С позиций нейроинформационных технологий все задачи, решаемые человеком, можно условно разделить на две группы:

- задачи, имеющие известный и определенный набор условий, на основании которых необходимо получить четкий, точный, недвусмысленный ответ по известному и определенному алгоритму;
- задачи, в которых не представляется возможным учесть все реально имеющиеся условия, от которых зависит ответ, а можно лишь выделить приблизительный набор наиболее важных условий. так как часть условий при этом не учитывается, ответ носит неточный, приблизительный характер, а алгоритм нахождения ответа не может быть прописан точно.

Для решения задач *первой* группы с большим успехом можно использовать традиционные компьютерные программы. Как бы ни был сложен алгоритм, ограниченность набора условий (входных параметров) дает возможность составления алгоритма решения и написания конкретной программы, решающей данную задачу. Нет никакого смысла в использовании нейроинформационных технологий для решения таких задач, так как в этом случае нейросетевые методы априори будут хуже решать подобные задачи. Единственным исключением является случай, когда алгоритм вычисления ответа слишком большой и громоздкий и время на решение конкретной задачи по этому алгоритму не удовлетворяет практическим требованиям; кроме того, при получении ответа не требуется абсолютная точность.

При решении задач *второй* группы применение нейротехнологии оправдывает себя по всем параметрам при выполнении двух условий: во-первых, при наличии универсального типа архитектуры и единого универсального алгоритма обучения (отсутствие необходимости в их разработке для каждого типа задач), во-вторых, при наличии примеров (предыстории, фиксированного опыта), на основании которых производится обучение нейронных сетей. При выполнении этих условий скорость создания экспертных систем возрастает в десятки раз и соответственно снижается их стоимость.

Практически вся медицинская наука состоит именно из задач, относящихся ко второй группе, и в большинстве этих задач достаточно легко набрать необходимое количество примеров для выполнения второго условия. Это задачи диагностики, дифференциальной диагностики, прогнозирования, выбора стратегии и тактики лечения и др. Медицинские задачи практически всегда имеют несколько способов решения и «нечеткий» характер ответа, совпадающий со способом выдачи результата нейронными сетями.

Наибольший интерес для практического здравоохранения представляют системы для диагностики и дифференциальной диагностики заболеваний. Одним из наиболее интенсивно развиваемых направлений является применение нейросетей в кардиологии. Работы в данной области ведутся многими учеными как в России, так и в других странах мира. В качестве примера можно привести несколько нейросетевых приложений для медицины, созданных различными авторами и школами.

Известна разработанная в Италии экспертная система для диагностики и лечения артериальной гипертонии [1]. Система включает в себя три нейросетевых модуля. Входными данными являются измерения систолического и диастолического давления в течение суток. Первый модуль на основании данных о поле и возрасте больного рассчитывает аналогичные «должные» величины и сравнивает их с реальными. Параллельно второй модуль на основании клинических данных (симптоматика, анамнез) рассчитывает возможные сочетания гипотензивных лекарственных средств, которые могут быть использованы для лечения данного больного. Данные, снятые с выходов обоих модулей, вместе с клиническими данными подаются на вход последнего, третьего модуля. Этот модуль оперирует 4 группами гипотензивных препаратов (диуретики, бетаадреноблокаторы, ингибиторы ангиотензина, блокаторы кальциевых каналов). Система назначает суточный (почасовой) график приема больным лекарств каждой из 4-х групп. Таким образом, создается оптимальная для больного схема лечения гипертонии. Отличительной чертой системы является возможность врача передавать нейронной сети свой опыт.

В одной из работ описан метод выявления атеросклеротических бляшек в артериях [2]. Для этого применяется нейросеть, интерпретирующая флюоресцентные спектры, получаемые при исследовании тканей с помощью лазера. Аналогичным образом проводится диагностика заболеваний периферических сосудов [3], например определение форм артериита [4].

Существуют исследования по использованию нейросетей для диагностики инфаркта миокарда [5]-[7]. Авторы приводят данные по чувствительности (77,7 %) и специфичности (97,2 %) нейросетевого теста. В работе [8], кроме того, с помощью нейронной сети устанавливается диагностическая значимость клинических параметров при диагностике инфаркта миокарда.

Поиски возможностей прогнозирования осложнений, которые могут возникнуть в госпитальный период инфаркта миокарда, очень актуальны и являются одной из наиболее сложных задач кардиологии. Прогнозирование необходимо осуществлять при поступлении больного в стационар, сразу же после проведения стандартных методов обследования. Оно должно быть быстрым, проводиться неоднократно в процессе наблюдения за больным по мере поступления новых данных о его состоянии. При создании базового ядра экспертной системы прогнозирования осложнений инфаркта миокарда было выбрано 4 основных вида осложнений: фибрилляция предсердий, тромбоэмболические осложнения, перикардит и возникновение/усугубление хронической сердечной недостаточности. Задача системы – прогнозирование возникновения каждого из четырех выбранных осложнений в отдельности и возможного срока его появления. В этой работе используются 32 обучающих параметра, отражающие клиническое состояние больного инфарктом миокарда на момент поступления в клинику, данные анамнеза и результаты лабораторных и функциональных исследований. Правильно распознанные примеры в тестирующей выборке при прогнозировании возникновения перикардита составили 76 %, тромбоэмболий – 82 %, возникновения/усугубления сердечной недостаточности – 78 %.

В работах [9], [10] описано применение нейросетевого анализа акустических сигналов для диагностики клапанных шумов сердца и оценки систолической и диастолической фаз сердечного сокращения с постановкой предварительного диагноза.

Серьезным направлением применения нейронных сетей является интерпретация медицинских данных. В одной из ранних методик диагностики по пульсу используются 14 характеристик пульса, измеряемых с нескольких точек. Распознавание и интерпретация данных требует огромного опыта врача, практически невозможного в современных условиях. В работе [11] представлена нейросеть для «узкой» диагностики только по одной из точек, позволяющей оценивать состояние левой почки.

Классической проблемой в кардиологии является интерпретация ЭКГ, требующая значительного опыта врача. Сотрудники Университета Глазго (Великобритания) ведут исследования по применению нейросетей для ЭКГ-диагностики инфарктов миокарда [12]. Входными данными для сетей являются избранные параметры 12-канальной электрокардиограммы и 12-канальной векторкардиограммы (длины зубцов, расстояния между зубцами). Сравнение показало, что во многих случаях чувствительность и специфичность нейросетевого теста оказались выше, чем у логического метода.

Интерпретация ЭКГ с помощью нейросетей была применена для диагностики желудочковых аритмий [13]. Трехслойная сеть была обучена различать наличие и отсутствие желудочковой тахикардии. Результаты тестирования сравнивались с логическим методом интерпретации данных, что показало повышение на 3 % чувствительности

(73 %) и на 24 % специфичности (83 %) при использовании нейросетевой системы.

В другой работе [14] представлено моделирование применения нейросетей для работы электрокардиостимуляторов (искусственных водителей ритма). Выпускаемые за рубежом электрокардиостимуляторы задают ритм не жестко, а в зависимости от исходного ритма, генерируемого синусовым узлом сердца. Авторы смоделировали замену логического преобразователя нейронной сетью, так как взаимоотношения между генерацией импульсов в синусовом узле и требуемым ритмом нелинейны и применяемые алгоритмы на практике не всегда эффективны. Нейросеть показала гораздо лучшую способность задавать ритм, чем логический алгоритм, используемый в электрокардиостимуляторе.

Анализ публикаций о применении нейросетевых технологий в медицине показывает, что практически отсутствуют какие-либо методологии разработки нейросетевых медицинских систем, о чем свидетельствует как отсутствие работ такого профиля, так и огромное разнообразие подходов к нейросетевым алгоритмам обучения и архитектурам нейронных сетей. Это подтверждает, что медицинская нейроинформатика как наука находится пока на стадии накопления фактического материала.

Общая черта, объединяющая современные работы в области медицинской нейроинформатики, – отсутствие единой универсальной технологии создания приложений. В публикуемых разработках используются самые разнообразные архитектуры и алгоритмы функционирования нейронных сетей. Это приводит к тому, что почти для каждой задачи разрабатываются своя собственная архитектура и – часто – уникальный алгоритм или уникальная модификация уже существующего.

Проблема применения нейросетей в медицине нова и во многом еще не изучена. Хотя, скорее всего, за такими технологиями будущее, что подтверждается опытом создания нейросетевых пакетов, нашедших свое применение в медицинской практике.

Применение нейросетевого анализа в клинической практике способствует повышению точности

диагностики заболеваний сердечно-сосудистой системы. Поэтому на кафедре биомедицинской инженерии ВлГУ в течение ряда последних лет проводятся активные научные исследования в этой области. В данной статье приведены результаты исследования по созданию программной системы комплексного нейросетевого анализа электрокардиосигнала.

Материалы и методы

Электрокардиография относится к информативным и наиболее распространенным методам обследования больных с заболеваниями сердца. ЭКГ дает возможность также диагностировать заболевания и синдромы, требующие неотложной кардиологической помощи, прежде всего инфаркт миокарда, пароксизмальные тахикардии, нарушения проводимости и др. Необходимость их диагностики возникает в любое время суток, но, к сожалению, интерпретация ЭКГ представляет значительные трудности для многих врачей, а результат интерпретации существенно зависит от уровня их квалификации и опыта работы.

Известно, что интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) позволяют с успехом решать проблемы распознавания образов, такие как постановка первичных диагнозов (рекомендаций). Существуют также иные, более традиционные подходы к решению этих проблем, однако они не обладают необходимой гибкостью за пределами ограниченных условий.

Искусственные нейронные сети – совокупность моделей биологических нейронных сетей. Они представляют собой сеть элементов (искусственных нейронов), связанных между собой синаптически соединениями. Сеть обрабатывает входную информацию и в процессе изменения своего состояния во времени формирует совокупность выходных сигналов.

Большинство моделей ИНС требуют обучения. Целью обучения является такой выбор параметров сети, при котором сеть лучше всего справляется с поставленной проблемой. По сути, обучение – это задача многомерной оптимизации, и для ее решения существует множество алгоритмов [15].

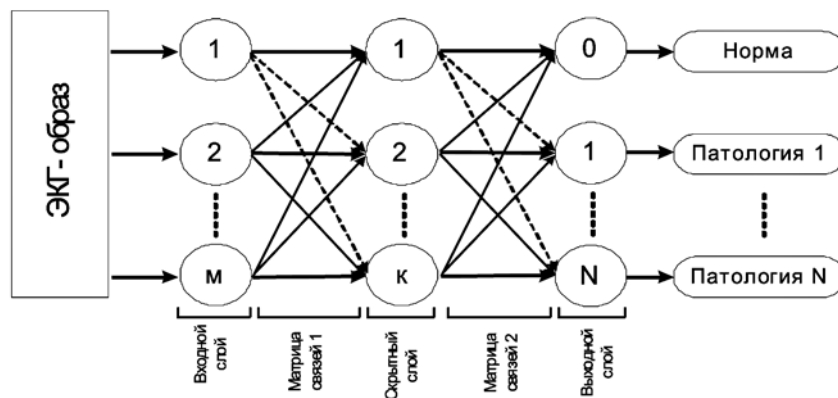


Рис. 1. Обобщенный случай структуры многослойного персептрона для анализа ЭКС: M – количество элементов образа ЭКС; K_j – число нейронов в j -м слое; N – количество анализируемых патологий

В работах [16]-[18] были представлены два основных варианта организации нейронной сети, которые можно использовать для автоматизированного анализа электрокардиографических сигналов. Первый вариант имеет архитектуру, схожую с классическим описанием многослойного персептрона (рис. 1).

Второй вариант организации нейронной сети для автоматизированного анализа электрокардиографических сигналов представляет собой модульную структуру (рис. 2).

Модульный вариант нейронной сети состоит из нескольких параллельно расположенных нейросетевых модулей, каждый из которых построен на основе структуры многослойного персептрона (рис. 2). Особенности модульной структуры заключаются в следующем:

- нейроны различных нейросетевых модулей не соединены между собой;
- каждый нейросетевой модуль нацелен на распознавание одной патологии;
- сигнал образа ЭКС поступает на все нейросетевые модули одновременно;
- каждый нейросетевой модуль может иметь свою архитектуру (количество скрытых слоев и число нейронов);
- расширение функциональных возможностей системы можно реализовать без переобучения готовых модулей.

Такая организация нейронной сети имеет биологическое обоснование, так как подобным образом разделены по функциональному назначению (слух, зрение, моторные функции и т. п.) отделы головного мозга. Преимущество данной структуры состоит в том, что каждый модуль концентри-

рует свои ресурсы на распознавании только одной патологии, что уменьшает вероятность ошибки неверного заключения для всей системы в целом. Кроме того, модульная организация системы позволяет увеличить количество доступных для распознавания патологий без переобучения всей системы.

Для обоих вариантов структур ИНС были выбраны следующие параметры:

- сигмоидальная функция активации, так как она является гладкой функцией (т. е. дифференцируемой на всей временной оси), позволяет изменять параметры нелинейности для точной настройки нейронов;
- структура нейронной сети – многослойный персептрон (модульное построение). Для такой структуры характерно последовательное выделение признаков из исходного образа для более эффективного распознавания;
- парадигма обучения нейронной сети – обучение с учителем, так как необходимо распознать конкретные виды патологий с заранее известными аннотированными записями ЭКГ;
- метод обучения – алгоритм обратного распространения ошибки. В настоящее время данный алгоритм может считаться наиболее подходящим [15] для обучения с учителем в задачах классификации образов применительно к многослойному персептрону;
- линейная нормализация входных образов, в отличие от других видов нормализации, не искажает форму сигнала и не добавляет в него новых признаков.

Результаты исследований описанных структур ИНС в разных задачах анализа ЭКС показали бо-

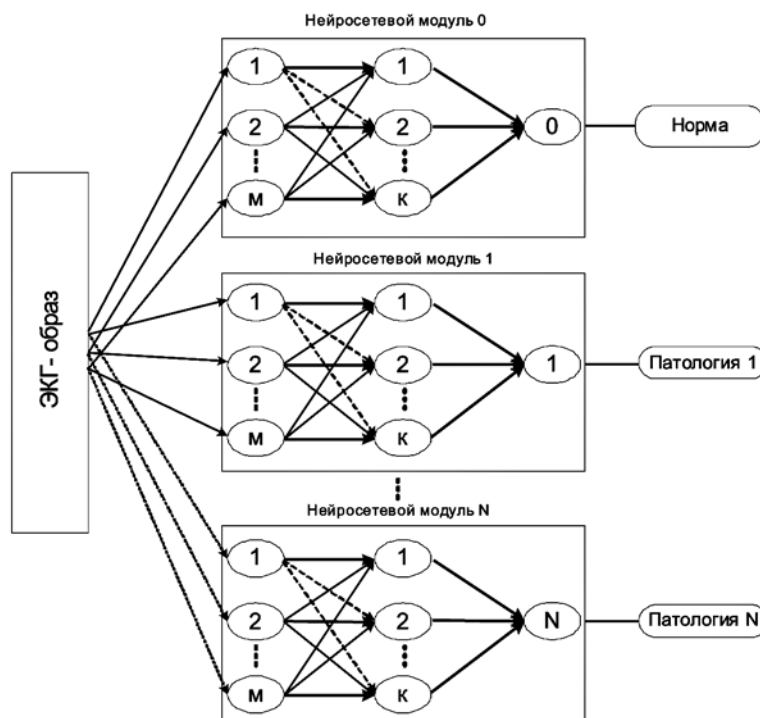


Рис. 2. Обобщенный случай модульной структуры нейронной сети для анализа ЭКС

лее высокую эффективность модульной структуры по сравнению с классическим построением многослойного перцептрона [16]-[19].

Обсуждение результатов

Разработанная структурная схема аппаратно-программного комплекса нейросетевого анализа электрокардиосигнала (ЭКС) на основе модульной структуры показана на рис. 3.

Комплекс состоит из 10 блоков: цифровой кардиограф, программный блок регистрации сигнала, обработки и визуализации в реальном времени, блок выделения образов, блок анализа аритмий, блок анализа патологий сердца, блок анализа скаттерграмм, блок анализа гистограмм, блок принятия решений, генератор отчета.

Цифровой кардиограф обеспечивает регистрацию электрокардиосигнала, аналого-цифровое преобразование и передачу его на персональный компьютер. В экспериментальном нейросетевом кардиоанализаторе использовался 9-канальный цифровой кардиоусилитель ЭК9Ц-01-КАРД (KARDi2), имеющий входной импеданс не менее 40 МОм и обеспечивающий входной диапазон 0,03...5 мВ, погрешность измерения напряжения 7...12 %, нелинейность 2 %, коэффициент ослабления синфазно-

го сигнала не менее 109 дБ, напряжение внутренних шумов не более 20 мкВ, неравномерность АЧХ от -10 до +5 %, а также безопасность по классу I, тип СФ. Для подключения цифрового кардиографа использовался интерфейс USB.

Программный блок регистрации сигнала необходим для получения информации от цифрового кардиографа в режиме реального времени, цифровой фильтрации и записи ЭКГ в оперативную память компьютера.

Для получения сигнала использовались оригинальные драйверы цифрового кардиоусилителя. Цифровая фильтрация осуществлялась полосовым КИХ-фильтром в диапазоне от 0,05 до 75 Гц и режекторным КИХ-фильтром в полосе частот от 45 до 55 Гц.

Блок обработки и визуализации в реальном времени предназначен для выполнения основных операций в процессе непосредственной регистрации ЭКС: обнаружения R-зубцов, построения RR-интервалогаммы, вычисления и построения корреляционной ритмограммы (скаттерграммы).

Обнаружение R-зубцов основано на вычислении производной и поиске ее максимума, так как QRS-комплекс имеет наибольшую крутизну. Несмотря на фильтрацию, сигнал имеет нежелательные

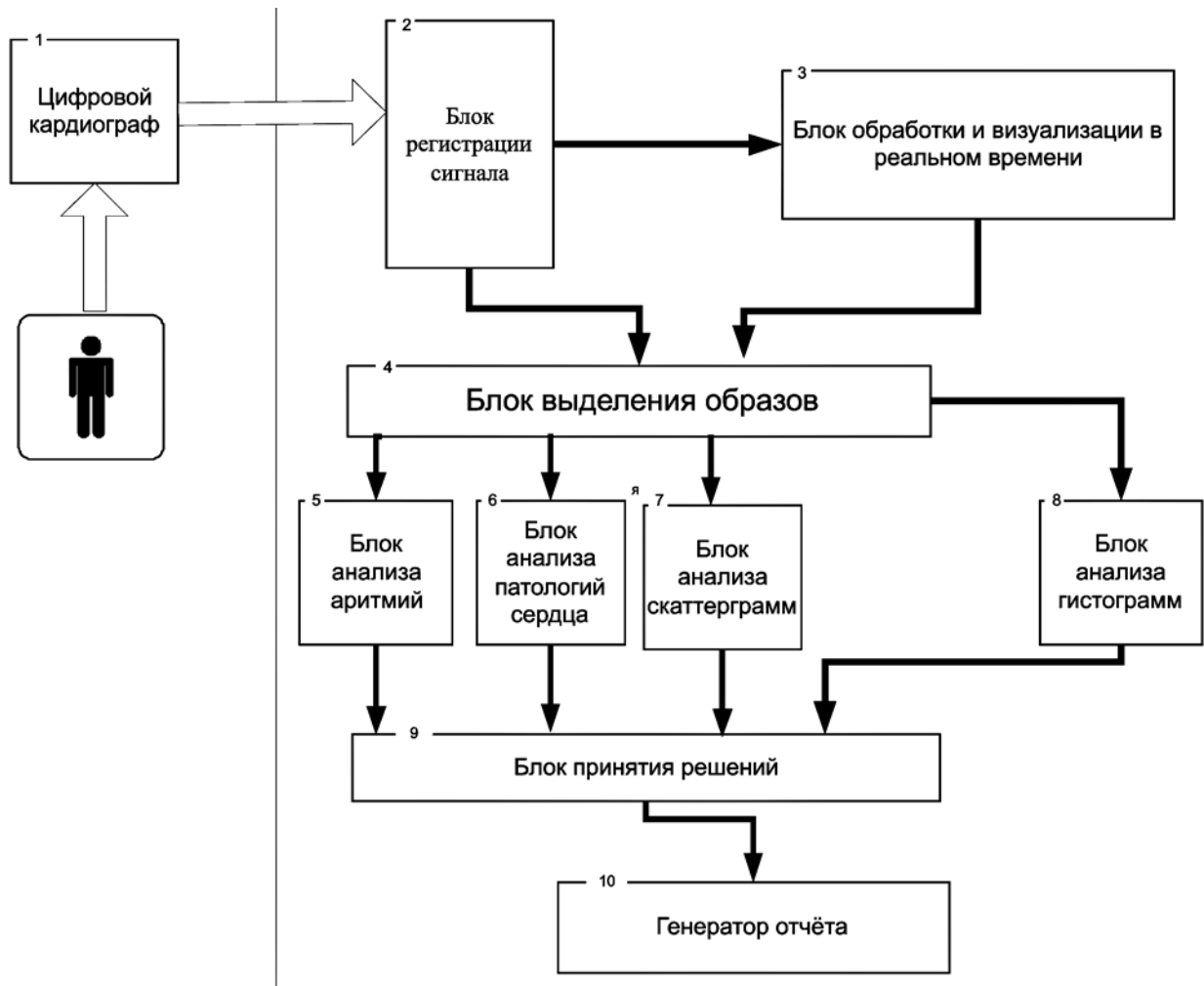


Рис. 3. Аппаратно-программный комплекс нейросетевого анализа ЭКС

всплески, обусловленные шумом различной природы. В связи с этим вычисление производной по зашумленному сигналу даст множество экстремумов, среди которых трудно определить истинное положение R-зубца. Для повышения достоверности определения положения R-зубцов используется усредненная производная, взятая по трем точкам. Таким образом, уменьшается производная шумовой составляющей сигнала.

Так как производная левого и правого фронтов QRS-комплекса значительно выше производной зубцов *P*, *Q*, *S*, *T*, за границы поиска зубца *R* принимается интервал первого и последнего превышения порога функцией усредненной производной в пределах одного кардиоцикла (координаты соответственно левого и правого фронтов зубца *R*). За значение координаты R-зубца принимается положение максимума ЭКС в этом интервале.

Для повышения надежности обнаружения R-зубцов была также разработана методика обнаружения артефактов, основанная на дублировании системы обнаружения R-зубцов с последующим сравнением результатов обнаружения R-зубцов по двум (или более) отведениям ЭКГ. Данная методика реализуется в системе обработки информации в случае мобильной регистрации ЭКГ, когда повышается влияние импульсных помех, вызванных движениями.

На основе полученных данных о местоположении R-зубцов происходит автоматическое вычисление RR-интервалов, строятся RR-интервалограммы и скаттерграммы (соотношение между соседними RR-интервалами). В результате обеспечивается возможность наблюдения варибельности ритма сердца в процессе регистрации и выявления аритмий и выбросов.

Блок выделения образов предназначен для формирования фнкторов входных данных для всех нейросетевых модулей на основе электрокардиосигнала и временных меток R-зубцов, полученных из предыдущих блоков (рис. 3).

При анализе формы ЭКГ на вход нейронной сети должны быть поданы все составляющие сердечного цикла. На ЭКГ сердечный цикл обычно представляется в виде трех комплексов:

- P-зубец – соответствует деполяризации предсердий;
- QRS – соответствует деполяризации желудочков;
- T-зубец – соответствует реполяризации.

Каждый комплекс состоит из нескольких разнонаправленных пиков (зубцов). Наиболее выраженным из них является R-зубец, который располагается примерно по центру сердечного цикла (немного смещен в сторону начала). Он является самым высокоамплитудным и высокочастотным, что обеспечивает его стабильное обнаружение и точную локализацию на временной оси, а также он присутствует на большинстве отведений ЭКГ. Очевидно, что R-зубец прекрасно подходит в качестве опорной точки для получения ЭКГ-образа.

Количество точек во входном векторе нейронной сети должно быть строго определено заранее. Длина входного вектора зависит как от временного окна, в которое должен попасть сердечный цикл, так и от частоты дискретизации сигнала. Временное окно должно содержать две составляющие:

- левую (до появления R-зубца), содержащую зубцы P, Q и PQ-интервал;
- правую (после появления R-зубца), содержащую зубцы R, S, T и ST-интервал.

Анализ параметров нормальной ЭКГ позволил определить длительности левой и правой частей: 0,35 и 0,5 с соответственно.

Частота дискретизации входного ЭКГ-образа зависит от типа регистратора ЭКГ-сигнала, выходной сигнал с которого будет подаваться на вход нейросетевых модулей анализатора ЭКГ. Рассматриваемый вариант анализатора на основе ИНС представляет наибольший интерес для автоматического анализа суточных записей ЭКГ, а также для скрининговых исследований.

В руководстве по амбулаторному мониторингованию ACC/AHA (*American College of Cardiology and American Heart Association*) минимальной частотой дискретизации ЭКГ принимаются 125 Гц, а исследования современных суточных мониторов показали, что типичной (минимальной) величиной частоты дискретизации ЭКГ являются 150 Гц. У регистраторов, применяемых для скрининговых

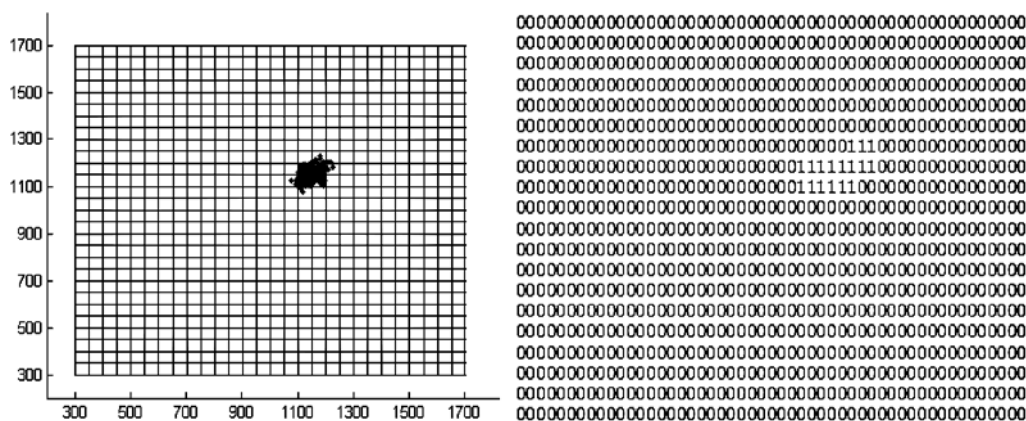


Рис. 4. Скаттерграмма и ее бинарная матрица

Нейросетевые модули анализа электрокардиосигнала

№ п/п	Наименование	Назначение
1	Блок анализа аритмий [16]	Распознавание (12 типов): нормального ритма; блокады левой ножки пучка Гиса; блокады правой ножки пучка Гиса; предсердной экстрасистолы; аберрированной предсердной экстрасистолы; атриовентрикулярной экстрасистолы; желудочковой экстрасистолы; слияния желудочкового и нормального сокращений; атриовентрикулярной блокады; пропуска наджелудочкового сокращения; сокращения, вызванного электрокардиостимулятором; слияния вызванного и собственного сокращения сердца
2	Блок анализа патологий сердца [16], [17]	Распознавание (8 типов): нормы; инфаркта миокарда; блокады ножек пучка Гиса; кардиомиопатии; аритмии; сердечной недостаточности; гипертрофии миокарда; болезни клапанов сердца
3	Блок анализа скаттерграмм [18]	Распознавание (5 типов): симпатической активности; равновесного состояния вегетативной нервной системы; парасимпатической активности; аритмии; преобладания дыхательной составляющей ритма сердца
4	Блок анализа гистограмм [19]	Распознавание (4 типа): тахикардии; брадикардии; нормокардии; нормальности распределения

исследований, существует возможность выбора нескольких частот регистрации, начиная со 150 Гц. В связи с этим для совместимости с большинством регистраторов ЭКГ была выбрана частота дискретизации входных образов 150 Гц. Сигналы с большей частотой дискретизации должны быть искусственно преобразованы до выбранной частоты дискретизации.

Завершающим этапом построения входных ЭКГ-образов является линейная нормализация сигналов для приведения амплитуд всех входных сигналов в установленный динамический диапазон входных нейронов сети (от 0 до 1). Такая же процедура происходит при построении гистограмм ритма сердца.

Образы скаттерграммы строятся на основе 250 последовательных кардиоциклов путем разбиения полученного изображения на равные сегменты и последующей его бинаризации (рис. 4).

В табл. 1 сведена информация о назначении и структуре каждого из блоков анализа: аритмий, патологий сердца, скаттерграмм, гистограмм. Каждый блок представляет собой набор нейронных сетей, каждая из которых обучена решению конкретной задачи, с соответствующими программами эмуляции нейронной сети.

Блок принятия решений осуществляет постобработку результатов нейросетевого анализа путем подсчета по всем кардиоциклам выявленных патологий ЭКГ (превышение уровня сигнала на выходе нейросети более 0,5).

Для оценки эффективности диагностических систем широко используются такие критерии, как чувствительность и специфичность к той или иной патологии ЭКГ, которые характеризуют каждый нейросетевой модуль в отдельности. С целью повышения степени корректности распознавания патологий с помощью рассматриваемой системы вводится дополнительный критерий – «мера уверенности», представляющая собой отношение количества выявленных кардиоциклов к общему числу зарегистрированных. Надо отметить, что, в отличие от чувствитель-

ности и специфичности, данная мера уверенности оценивает процесс регистрации, обработки и анализа ЭКС. На основании меры уверенности в наличии патологии с выхода блока принятия решения информация передается в генератор отчетов.

После обработки результатов анализа скаттерграмм и гистограмм ритма сердца происходит сравнение выходов соответствующих нейросетевых модулей с порогом и на этом основании принимается решение о передаче того или иного результата анализа скаттерграммы и гистограммы в генератор отчетов.

Генератор отчета формирует последовательность и структуру выходного отчета о проведенном исследовании. В настоящий момент организованы письменная и устная формы генерации отчета. Отчет включает в себя несколько разделов: информацию об исследовании, анализ скаттерграмм, анализ гистограмм, анализ патологий и аритмий сердца. Информация об исследовании содержит: ФИО пациента, дату проведения исследования и объем записи ЭКГ и ритмограммы. Во время вывода каждого информационного пакета отчета происходит озвучивание основных результатов анализа, а в письменной форме приводится полная информация о результатах с заключением и количественными параметрами, полученными из блока принятия решений.

Для описанных выше блоков анализа аритмий, патологий сердца, скаттерграмм, гистограмм были разработаны алгоритмы и соответствующие программы их работы. В качестве примера на рис. 5 приведен алгоритм работы блока выделения образов аритмий, в соответствии с которым сначала идет инициализация переменных, затем осуществляется цикл перебора всех записей ЭКГ. В цикле идет загрузка i -го файла записи и файла атрибутов i -й записи. После этого инициализируются количество образов аритмий и триггеры обучающей и тестовой БД. Далее осуществляется цикл перебора атрибутов, целью которого является подготовка образов аритмий в соответствии с вышеописанными процедурами, пока не заканчиваются все образы аритмий.

Состав базы данных аритмий сердца для нейронных сетей

№ п/п	Тип образа	Обозначение	Количество записей ЭКГ
1	Нормальный ритм	Y1	3960
2	Блокада левой ножки пучка Гиса	Y2	396
3	Блокада правой ножки пучка Гиса	Y3	580
4	Предсердная экстрасистола	Y4	861
5	Аберрированная предсердная экстрасистола	Y5	150
6	Атриовентрикулярная экстрасистола	Y6	83
7	Желудочковая экстрасистола	Y7	2086
8	Слияние желудочкового и нормального сокращений	Y8	266
9	Атриовентрикулярная блокада	Y9	116
10	Пропуск наджелудочкового сокращения	Y10	100
11	Сокращение, вызванное электрокардиостимулятором	Y11	396
12	Слияние вызванного и собственного сокращений сердца	Y12	254

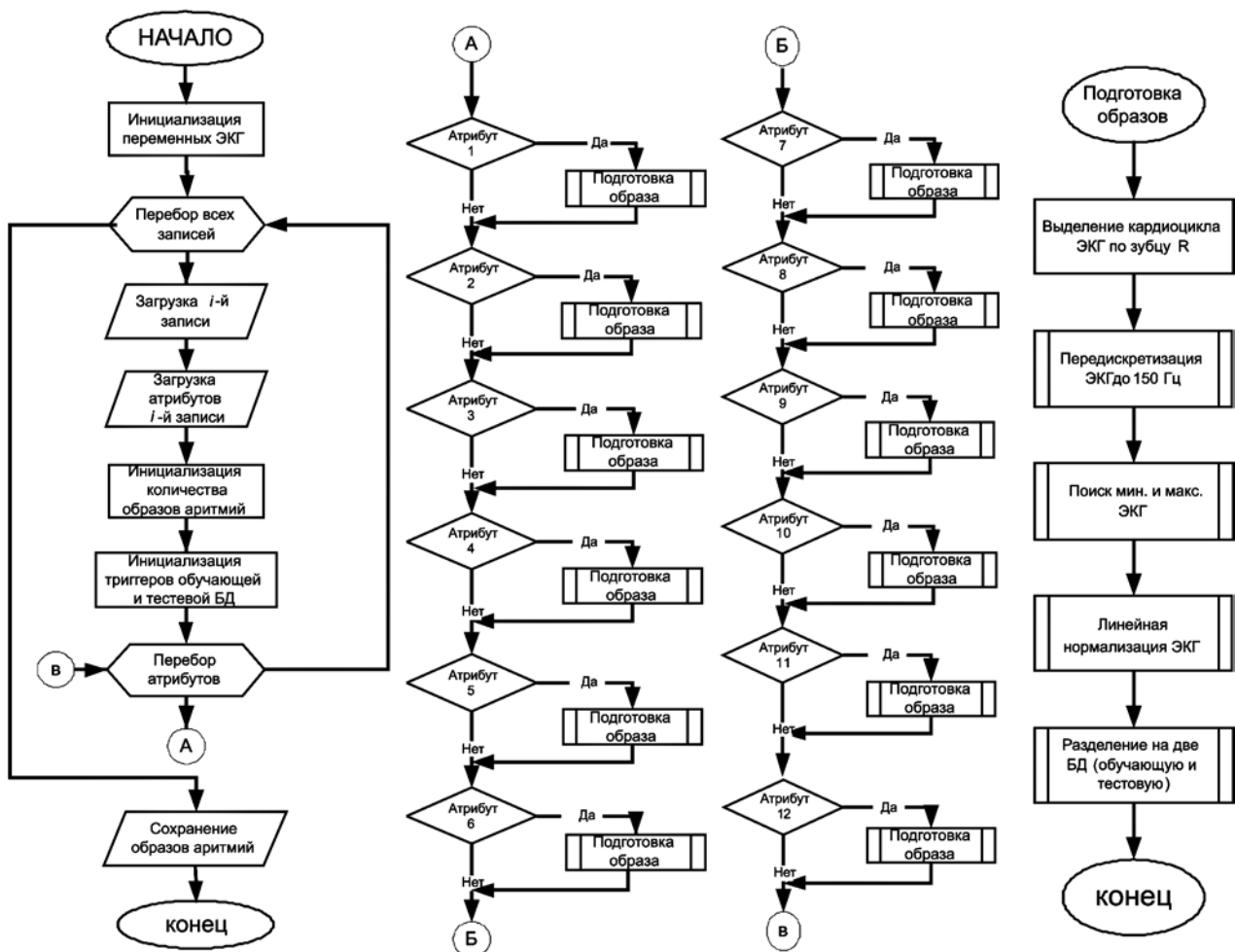


Рис. 5. Алгоритм подпрограммы выделения образов аритмий сердца

Результатом выполнения этого алгоритма является создание БД аритмий на основе записей кардиоциклов, соответствующих известным видам заболеваний сердца. Они были сгруппированы в 12 основных классов, представленных в табл. 2.

Общее количество кардиоциклов – 9248. Количество выходов – 12.

Заключение

Для разработки комплекса была использована нейросетевая модульная структура, основанная на многослойном персептроне, которая показала хорошие результаты в проведенных исследованиях [16]-[18]. Для аппаратной части комплекса может быть применен практически любой цифровой кардиограф, обеспечивающий регистрацию отведений от конечностей, частоту дискретизации не менее 150 Гц и разрядность не менее 12 бит.

Данный комплекс может использоваться в системах автоматизированного анализа функционального состояния сердечно-сосудистой системы, при проведении массовых экспресс-исследований с целью выделения групп риска, а также в программах автоматизированной расшифровки суточной записи ЭКГ.

В настоящее время ведется совершенствование и развитие данного экспериментального кардиоанализатора и разрабатываются новые нейросетевые модули, увеличивающие функциональные возможности системы. Последнюю информацию о данной системе можно получить в сети Интернет по адресу http://ilab.xmedtest.net/?q=neuro_analis.

Список литературы:

1. Poli R., Cagnoni S., Livi R. et al. A Neural Network Expert System for Diagnosing and Treating Hypertension // Computer. 1991. № 3. PP. 64-71.
2. Gindi G.R., Darken C.J., O'Brien K.M. et al. Neural network and conventional classifiers for fluorescence-guided laser angioplasty // IEEE Trans. Biomed. Eng. 1991. Vol. 38. № 3. PP. 246-252.
3. Allen J., Murray A. Development of a neural network screening aid for diagnosing lower limb peripheral vascular disease from photoelectric plethysmography pulse waveforms // Physiol. Meas. 1993. Vol. 14. № 1. PP. 13-22.
4. Astion M.L., Wener M.H., Thomas R.G., Hunder G.G., Bloch D.A. Application of neural networks to the classification of giant cell arteritis // Arthritis Reum. 1994. Vol. 37. № 5. PP. 760-770.
5. Baxt W.G. A neural network trained to identify the presence of myocardial infarction bases some decisions on clinical associations that differ from accepted clinical teaching // Med. Decis. Making. 1994. Vol. 14. № 3. PP. 217-222.
6. Baxt W.G. Complexity, chaos and human physiology: the justification for non-linear neural computational analysis // Cancer Lett. 1994. Vol. 77. № 2-3. PP. 85-93.
7. Baxt W.G. Use of an artificial neural network for the diagnosis of myocardial infarction // Ann. Intern. Med. 1991. Vol. 115. № 11. PP. 843-848.
8. Baxt W.G. Analysis of the clinical variables driving decision in an artificial neural network trained to identify the presence of myocardial infarction // Ann. Emerg. Med. 1992. Vol. 21. № 12. PP. 1439-1444.

9. Guo Z., Durand L.G., Lee H.C. et al. Artificial neural networks in computer-assisted classification of heart sounds in patients with porcine bioprosthetic valves // Med. Biol. Eng. Comput. 1994. Vol. 32. № 3. PP. 311-316.
10. Barschdorff D., Ester S., Dorsel T et al. Phonographic diagnostic aid in heart defects using neural networks // Biomed. Tech. Berlin. 1990. Vol. 35. № 11. PP. 271-279.
11. Lee H.-L., Suzuki S., Adachi Y. et al. Fuzzy Theory in Traditional Chinese Pulse Diagnosis / Proceedings of 1993 International Joint Conference on Neural Networks. Nagoya, Japan, October 25-29, 1993. Vol. 1. PP. 774-777.
12. Yang T.-F., Devine B., Macfarlane P.W. Combination of artificial neural networks and deterministic logic in the electrocardiogram diagnosis of inferior myocardial infarction // Eur. Heart J. 1994. Vol. 15. Abstr. Supplement XIIth World Congress Cardiology (2408). P. 449.
13. Hoher M., Kestler H.A., Palm G. et al. Neural network based QRS classification of the signal averaged electrocardiogram // Eur. Heart J. 1994. Vol. 15. Abstr. Supplement XIIth World Congress Cardiology (734). P. 114.
14. Nakajima H., Anbe J., Egoh Y. et al. Evaluation of neural network rate regulation system in dual activity sensor rate adaptive pacemaker // Eur. J. of Cardiac Pacing and Electrophysiol. Abstracts of 9th International Congress. Nice Acropolis – French, Rivera, June 15-18 (228), 1994. P. 54.
15. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
16. 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.
17. Исаков Р.В., Лукьянова Ю.А., Аль Мабрук М.А. Результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания патологий сердца / Доклады 9-й Межд. научн.-техн. конф. «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии». Владимир, 2010. С. 250-254.
18. Исаков Р.В., Наиван А.А. Применение искусственных нейронных сетей для оценки variability сердечного ритма / Доклады 9-й Межд. научн.-техн. конф. «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии». Владимир, 2010. С. 162-165.
19. Исаков Р.В., Юрлова Е.В. Методы автоматизации образного анализа гистограмм ритма сердца / Доклады 9-й Межд. научн.-техн. конф. «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии». Владимир, 2010. С. 165-167.

Роман Владимирович Исаков,

канд. техн. наук, доцент,

Аль Мабрук Мохаммад А.,

аспирант,

Людмила Тихоновна Сушкова,

д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой,

кафедра биомедицинской инженерии,

Владимирский государственный университет,

г. Владимир,

e-mail: Isakov-RV@mail.ru