

УДК 004.032.26

**СТРУКТУРА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ КЛАССИФИКАЦИИ
СКАТТЕРГРАММ У БОЛЬНЫХ МЕРЦАТЕЛЬНОЙ АРИТМИЕЙ****¹Хливненко Л.В., ²Пятакович Ф.А., ³Васильев В.В.**¹ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»,
Воронеж, e-mail: hlvnenko_lv@mail.ru;²ФГАОУ ВО «Белгородский государственный национальный исследовательский университет»,
Белгород, e-mail: piatakovich@gmail.com;³ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет», Воронеж, e-mail: vvv-252v@yandex.ru

В статье описана структура автоматизированной системы для классификации скаттерграмм у больных мерцательной аритмией. Автоматическая классификация скаттерграмм проводится однослойной искусственной нейронной сетью прямого распространения. Целевая классификация скаттерграмм была проведена высококлассным врачом-экспертом. Биотехническая система включает блок ввода электрофизиологической информации от пациента в режиме on-line, блоки инициализации и обучения искусственной нейронной сети, блоки принятия решений и оценки результатов автоматической классификации. Отличительной особенностью системы является формирование обобщенных образов классов на основе преобразования знаний сети в оттенки серого цвета. Компьютерное приложение создано в свободно распространяемой среде программирования Lazarus. Проведена оценка эффективности разработанных моделей по критериям чувствительности, специфичности и точности.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, автоматизированная система, алгоритм классификации, скаттерграмма, фибрилляция предсердий, мерцательная аритмия

**STRUCTURE OF AUTOMATED CLASSIFICATION SYSTEM
OF SCATTERED DIAGRAMS ON PATIENTS WITH ATRIAL FIBRILLATION****¹Khlivnenko L.V., ²Pyatakovich F.A., ³Vasilev V.V.**¹Voronezh State Technical University, Voronezh, e-mail: hlvnenko_lv@mail.ru;²Belgorod National Research University, Belgorod, e-mail: piatakovich@gmail.com;³Voronezh State University, Voronezh, e-mail: vvv-252v@yandex.ru

In the article is described the structure of automated system of classification scattergrams on patients with atrial fibrillation. The automatic classification has been performed by way of utilizing the single layer artificial neural network of direct distribution. The medical expert performed the target classification of scattergrams. Biotechnical system includes the input unit of electrophysiological information from a patient, the unit of initialization and training of artificial neural network, the unit of decision making and evaluation of results of automatic classification. The feature of the system is the formation of generalized images of classes by way of transformation of knowledge to grayscale colors. The computer application was created in a free programming environment Lazarus. Evaluation of effectiveness of the developed models has been performed with use the criteria of sensitivity, specificity and accuracy.

Keywords: artificial neural network, automated system, algorithm of classification, scattergram, atrial fibrillation

При решении задач медицинской диагностики и прогнозирования всегда следует учитывать необходимость жестких ограничений времени на обследование и постановку диагноза. Особенно это касается неотложных и неоднозначных случаев. Использование медицинских информационных систем позволяет в режиме реального времени анализировать состояние больных, определять точный диагноз и оптимальный путь лечения [3].

Появление в течение основного заболевания мерцательной аритмии (МА) отрицательно сказывается на параметрах качества жизни больных, уменьшается переносимость физической нагрузки, возникает сердечная недостаточность, чаще наблюдаются инсульты мозга. Своевременная диагностика степени утраты регуляторных воздействий на ритм сердца при мерцательной аритмии

позволит избежать тяжелых осложнений и выбрать адекватную схему лечения.

Одним из методов диагностики при МА является анализ скаттерграмм или авторегрессионных облаков (АРО). Скаттерграмма является графическим изображением попарного распределения предыдущего и последующего интервалов R-R. Такой подход позволяет «сфокусировать» проблему для наблюдения за корреляцией переменных [5].

Задача классификации скаттерграмм у больных МА относится к классу когнитивных задач. Врач должен иметь определенный опыт для решения подобной задачи. Часто на скаттерграммах у больных нет четких признаков принадлежности к конкретному классу, поэтому классификацию должен проводить врач-эксперт, учитывая анамнез и данные других объективных исследований.

В экспертных системах процесс принятия решений базируется на методах дедукции, индукции, аналогии и генерации гипотез. Одним из научных фундаментов экспертных систем распознавания являются искусственные нейронные сети (ИНС). Ряд авторов успешно применяли ИНС к задачам медицинской диагностики у больных с синдромом фибрилляции предсердий [1, 4, 7].

Таким образом, актуальной является разработка автоматизированной системы для диагностики степени утраты регуляторных воздействий на ритм сердца при МА на основе моделирования ИНС, обобщающей диагностический опыт врача-эксперта.

Целью исследования, описанного в данной работе, является разработка автоматизированной системы для классификации скаттерграмм у больных МА, которая может функционировать с приемом электрофизиологической информации от пациента в режиме on-line, а также в аналитическом режиме с использованием банка данных из обучающей выборки.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- разработать структуру автоматизированной системы для классификации скаттерграмм при МА;
- разработать модель ИНС и сформировать эффективный обучающий алгоритм для решения задачи автоматической классификации скаттерграмм на основе обобщения опыта врача-эксперта;
- провести качественную оценку выделенных в результате обучения знаний с формированием «видеообразов» скаттерграмм разных классов;
- выполнить апробацию разработанных структур, моделей и алгоритмов в виде компьютерного приложения;
- оценить эффективность решения задачи автоматической классификации, используя критерии чувствительности, специфичности и точности.

Для решения поставленных задач была использована методология системного анализа, теории принятия решений, нейрокибернетики, теории управления и теории моделирования. Прежде всего, была разработана структура автоматизированной системы для диагностики степени утраты регуляторных воздействий на ритм сердца при МА.

Структура и функционирование автоматизированной системы классификации скаттерграмм у больных МА

Метод корреляционной ритмографии позволяет разделить скаттерграммы больных МА на пять функциональных классов:

1. Мономодальный симметричный.
2. Мономодальный асимметричный.
3. Мономодальный инвертированный.
4. Полиmodalный.
5. Амодальный.

Класс скаттерграмм отражает степень утраты регуляторных воздействий на ритм сердца при МА: достаточное сохранение для первого класса, меньшее – при втором, наименьшее – при третьем классе. Переходной формой между трепетанием и мерцанием предсердий является четвертый класс. Скаттерграммы пятого класса свидетельствуют о том, что функциональное состояние синусового узла неудовлетворительно и перспективы на восстановление правильного синусового ритма сомнительны.

На рис. 1 приведена структурная схема рассматриваемой автоматизированной системы.

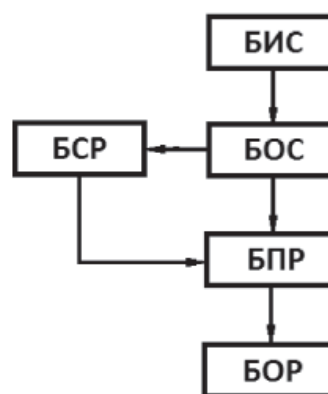


Рис. 1. Структурная схема автоматизированной системы

На рис. 1 использованы следующие обозначения структурных блоков системы:

БИС – блок инициализации сети; **БОС** – блок обучения сети; **БСР** – блок сохранения результатов; **БПР** – блок принятия решения; **БОР** – блок оценки результатов.

В блоке инициализации сети (**БИС**) определяются основные структурные элементы ИНС и случайным образом задаются начальные значения весовых коэффициентов связи между входами и выходами сети.

Основными структурными элементами сети являются: вход сети X – вектор размера $m \times 1$, где m – количество точек на изображении АРО ($m = 22500$); выход сети Y – вектор размера $n \times 1$ ($n = 5$); связи между входами и выходами сети W – весовая матрица размера $n \times m$; выход блока сумматора S – вектор размера $n \times 1$; функция активации слоя f .

Функциональная схема однослойной ИНС, построенной для автоматической классификации скаттерграмм у больных МА, приведена на рис. 2.

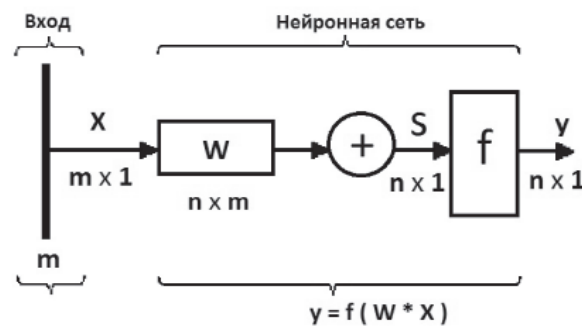


Рис. 2. Функциональная схема однослойной нейронной сети

В ИНС каждый элемент вектора X соединен со всеми нейронами Y_i , где $i = \overline{1, n}$, каждый из которых отвечает за распознавание скаттерграмм своего класса.

При инициализации сети элементам весовой матрицы W присваиваются малые случайные числовые значения из диапазона $[-0,00005; 0,00005]$.

Каждый i -й нейрон включает суммирующий элемент, который формирует скалярный выход S_i . Совокупность скалярных функций S_i объединяется в n -элементный вектор S . После сумматора сигнал S поступает в блок активации выходного слоя Y . Таким образом, описание слоя нейронов имеет вид

$$Y = f(W \cdot X). \quad (1)$$

В качестве функции активации слоя использована сигмоидальная функция:

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-(S-0,5)}}. \quad (2)$$

Структурная схема блока обучения сети (БОС) приведена на рис. 3.

От пациента в режиме on-line осуществляется прием электрофизиологической информации в виде паттернов интервалов R-R. В блоке «Обучающие АРО» накапливаются прямоугольные изображения паттернов межпульсовых интервалов, зафиксированные в форме АРО, представляющих

собой черно-белые изображения размером 150×150 пикселей.

Обучающие АРО поступают на классификацию к высококласному врачу-эксперту, который определяет желаемый (целевой) отклик сети.

Таким образом, обучающая выборка состоит из пар векторов. Каждая пара включает входной вектор X и целевой вектор T , в котором определяется желаемый отклик сети при подаче на ее входы координат вектора X . Если на изображении АРО точка черная, то входной элемент сети считается активным и кодируется числом 1. Если на изображении АРО точка белая, то входной элемент сети – неактивен и кодируется числом 0. Целевой выход сети T – вектор размера $m \times 1$. У вектора T все координаты нулевые, кроме одной. Значение 1 стоит на месте координаты того класса, к которому эксперт отнес соответствующее АРО.

Обучающие АРО последовательно предъявляются сети в процессе обучения. Для каждого из них на выходах сети по формуле (1) определяется фактический отклик сети Y .

В блоке «Вычислитель ошибки» фактический отклик сравнивается с желаемым откликом сети и формируется сигнал ошибки E , который учитывается при корректировке весовых коэффициентов матрицы W . Корректировка элементов весовой матрицы выполняется в блоке «Модификатор весов» по правилу Хебба:

$$1) \text{ если } x_j = 1 \text{ и } t_i = 1, \text{ то } w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N + \eta \cdot e_i^N;$$

$$2) \text{ если } x_j = 1 \text{ и } t_i = 0, \text{ то } w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N - \eta \cdot e_i^N;$$

$$3) \text{ если } x_j = 0 \text{ и } t_i = 1, \text{ то } w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N - \eta \cdot e_i^N,$$

где η – скорость обучения сети (в нашем исследовании $\eta = 0,001$); N – дискретный момент

времени; $e_i = \frac{(y_i - t_i)^2}{2}$; $E = \{e_i\}$; $T = \{t_i\}$; $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$.



Рис. 3. Структурная схема блока обучения сети (БОС)

Сеанс обучения повторяется с модифицированными весами для следующего АРО из обучающей выборки. Таким образом, в системе реализуется «обратная связь» в виде обратного распространения сигнала ошибки и его влияния на корректировку весовых коэффициентов связи между входами и выходами сети.

Процесс обучения завершается через 10 обучающих эпох и может быть запущен повторно. Целью обучения является получение набора весовых коэффициентов, при котором достигается минимум ошибки между фактическим и желаемым откликами сети на множестве входных векторов из обучающей выборки. Фактически при обучении сети подбираются значения весовых коэффициентов матрицы W , обеспечивающих имитацию принятия сетью решений, наиболее близких к мнению эксперта.

В блок сохранения результатов (БСР) происходит запись рассчитанной в результате обучения матрицы W в файл. В дальнейшем при загрузке весовых коэффициентов из файла сеть сразу будет готова проводить автоматическую классификацию скаттерграмм без предварительных обучающих сеансов.

Структурная схема блока принятия решения (БПР) приведена на рис. 4.

ление фактического отклика Y . Местоположение i максимальной координаты вектора Y указывает на класс K_i , к которому сеть относит данное АРО.

Нормализованный диапазон значений выходного сигнала равен (0,1) вследствие использования сигмоидальной функции активации, определяемой формулой (2). Чем ближе фактический отклик i -го нейрона к нулю, тем меньше «уверенность» распознавания. Чем ближе это значение к единице, тем сильнее возбуждение выходного нейрона. Таким образом, максимальное выходное значение $Y_i^{\max}$ показывает «степень уверенности» при автоматической классификации АРО и определяет принадлежность к конкретному классу.

В блоке оценки результатов (БОР) формируются «видеообразы» скаттерграмм разных классов и выполняется проверка адекватности автоматической классификации АРО с вычислением значений критериев чувствительности, специфичности и точности. «Видеообразы» классов были программно построены на основе преобразования сохраненных весовых коэффициентов в оттенки серого цвета [2, 6].

В каждой строке матрицы W были найдены наибольший и наименьший элементы:



Рис. 4. Структурная схема блока принятия решений (БПР)

В блоке принятия решения (БПР) паттерны интервалов R-R с пульсодатчика поступают на блок графической визуализации в виде АРО. По координатам точек на АРО определяется вектор входа X . В обученной системе по формуле (1) выполняется вычис-

$w_i^{\max}$ и $w_i^{\min}$ — соответственно. Преобразование веса w_{ij} в цвет C_{ij} выполнялось по формуле

$$C_{ij} = 255 - \frac{(w_{ij} - w_i^{\min})}{(w_i^{\max} - w_i^{\min})} \cdot 255. \quad (3)$$

Пусть в шестнадцатеричной системе счисления $C_{ij} = cc_{ij}$. Тогда формула цвета в модели RGB примет вид

$$\$ cc_{ij} cc_{ij} cc_{ij} \quad (4)$$

Результаты исследования и их обсуждение

В экспериментальной части работы было проанализировано 50 скаттерграмм больных МА, сгруппированных по 10 примеров для каждого класса. Все скаттерграммы были построены по выборкам в 500 R-R интервалов.

Компьютерная реализация разработанных структур, моделей и алгоритмов была проведена в свободно распространяемой среде программирования Lazarus. В приложении запрограммированы: инициализация сети, обучение сети, сохранение результатов обучения, функционирование обученной сети в режиме автоматической классификации АРО, формирование «видеообразов» и оценка эффективности автоматической классификации.

Апробация показала, что уже через 10 обучающих эпох ИНС правильно распознает 96 % примеров из обучающей выборки. Неправильно распознается – 4 %. Из них гипердиагностика составляет 0 % и гиподиаг-

нирует диагностические решения в автоматическом режиме на основе приема паттерна интервалов R-R от пациента в режиме on-line.

2. Разработана модель ИНС и сформирован эффективный обучающий алгоритм для решения задачи автоматической классификации скаттерграмм. Отличительной особенностью ИНС является возможность анализа бинарных прямоугольных изображений паттернов интервалов R-R, зафиксированных в форме АРО.

3. Найден метод преобразования знаний однослойной ИНС, обученной по правилу Хебба, в обобщенные «видеообразы» классов. Отличительной особенностью метода визуализации является преобразование весовых коэффициентов в оттенки серого цвета.

4. Выполнена апробация разработанных структур, моделей и методов в виде компьютерного приложения, созданного в свободно распространяемой среде программирования Lazarus. Программно построены «видеообразы» классов.

5. Проанализирована клиническая эффективность системы на обучающей выборке. Чувствительность алгоритма автоматической классификации составила 100 %, специфичность – 96 %, точность – 98 %.

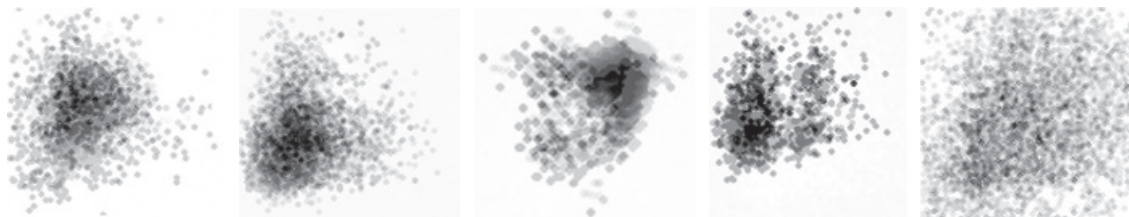


Рис. 5. Обобщенные в ИНС «видеообразы» скаттерграмм пяти классов

ностика – 4 %. Чувствительность алгоритма распознавания равна 100 %, специфичность дифференциальной диагностики – 96 %, точность – 98 %. ИНС занижает класс скаттерграмм в 4 % случаев. случаев завышения класса не зарегистрировано.

На рис. 5 приведены результаты графической визуализации знаний сети в виде «видеообразов» классов.

Таким образом, при обучении однослойной ИНС по правилу Хебба для каждого нейрона формируется своеобразная «матрица чувствительности» или «шаблон восприятия», в котором наибольшее усиление получают точки, формирующие размытый характерный контур скаттерграммы каждого класса.

Выводы

1. Разработана структура автоматизированной системы для классификации скаттерграмм при МА. Отличительной особенностью системы является использование ИНС для обобщения мнения врача-эксперта в результате обучения. Обученная система при-

Список литературы

1. Аль-Хулейди Н.А. Распознавание аритмий с помощью искусственных нейронных сетей / Н.А. Аль-Хулейди, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2012. – № 6. – С. 28–34.
2. Васильев В.В. Визуализация внутреннего состояния обученной искусственной нейронной сети / В.В. Васильев, Л.В. Хливненко // Информатика: проблемы, методология, технологии: материалы IX межд. науч.-метод. конф. (12–13 февраля 2009 г.). – Воронеж: ИПЦ ВГУ, 2009. – Т.1. – С. 142–144.
3. Кубайчук А.Б. Структура медицинской информационной системы многопрофильного скрининга с унифицированным формальным представлением медицинского обеспечения // Информационно-управляющие системы. – 2008. – № 2. – С. 42–45.
4. Овчинкин О.В. Персональное моделирование заболеваний сердечно-сосудистой системы с применением нейронных сетей и инструментальных средств / О.В. Овчинкин, Т.В. Овчинкина, О.Г. Павлов // Вестник новых медицинских технологий. – 2011. – Т. 18. – № 4. – С. 41–43.
5. Пятакович Ф.А. Информационный и условно-вероятностный анализ HRV // Научные ведомости БелГУ. Серия: Медицина. Фармация. – Белгород, 2000. – № 4 (13). – С. 82–88.
6. Хливненко Л.В. Практика нейросетевого моделирования. – Воронеж: ФГБОУ ВО ВГУ, 2015. – 214 с.
7. Хливненко Л.В. Прогнозирование исходов мерцательной аритмии с помощью искусственной нейронной сети // Информатика: проблемы, методология, технологии: материалы 7-й междунар. науч.-метод. конф. (8–9 февр. 2007 г.). – Воронеж, 2007. – С. 467–471.