

ФОРМИРОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ «ПОРТРЕТОВ» КЛАССОВ СКАТТЕРГРАММ У БОЛЬНЫХ МЕРЦАТЕЛЬНОЙ АРИТМИЕЙ

Л. В. Хливненко, Ф. А. Пятакович, В. В. Васильев

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 01.03.2016 г.

Аннотация. В статье обсуждается методика получения обобщенных образов классов на основе преобразования знаний сети в оттенки серого цвета. Решается задача автоматической классификации скаттерграмм больных мерцательной аритмией с помощью однослойной искусственной нейронной сети прямого распространения.

Ключевые слова: нейрокомпьютинг, нейросетевой портрет, нейросетевой алгоритм классификации, скаттерграмма, фибрилляция предсердий, мерцательная аритмия.

Annotation. In the article is described the method of getting generalized images classes based on the transformation of knowledge of neural network in tints of gray color. Computer approbation has been performed for the problem of automatic classification scattergrams on patients with atrial fibrillation. The problem was solved by way of utilizing the single-layer artificial neural network.

Keywords: neurocomputing, image of class, artificial neural network, algorithm of classification, scattergram, atrial fibrillation.

ВВЕДЕНИЕ

Решение проблемы полезности восстановления синусового ритма у больных с фибрилляцией предсердий, основанное на общеклинических критериях исследования относится к трудоемким и субъективным методам, обеспечивающим маловоспроизводимые результаты в силу отсутствия разработанных стандартов в критериях оценок [1, 2].

Вариабельность сердечного ритма (ВСР) определяется при длительной записи электрокардиограммы (ЭКГ). Основными методами анализа ВСР являются: статистические, геометрические, автокорреляционный анализ, корреляционная ритмография и спектральный анализ.

Одним из методов скрининг диагностики нарушений ВСР 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 [3].

Задача классификации скаттерграмм у больных мерцательной аритмией (МА) относится к классу когнитивных задач и сопровождается определенными сложностями. Врач должен иметь определенный опыт для решения подобной задачи. Часто на скаттерграммах у больных нет четких признаков принадлежности их к конкретному классу. Например, скаттерграмма асимметричного типа может тяготеть к амодальному типу и иметь меньше шансов на восстановление и удержание синусового ритма. Пример такого АРО показан на рис. 1.



Рис. 1. Асимметричный узел содержит отдельные пакеты с меняющимся атриовентрикулярным проведением на фоне имеющейся зоны амодальности

В ряде исследований предварительно обработанную информацию в виде АРО предъявляют врачу-эксперту, который и дает заключение о конечном прогнозе [4, 5].

Известны способы применения методов «нейрокомпьютинга» к задачам медицинской диагностики у больных с синдромом фибрилляции предсердий [7, 8, 9, 10].

Манипулирование символами на основе правил не всегда удачно применяется при решении когнитивных задач. Искусственные нейронные сети (ИНС) обучаются на примерах. Организация вычислений в стиле работы мозга, а не в стиле работы компьютера традиционной архитектуры, успешно применяется в области искусственного интеллекта [6].

В результате обучения нейронные сети преобразуют накопленный опыт в знания. ИНС характеризуются распределенным хранением знаний, децентрализованной стратегией управления и коллективным принятием решений. Сложные системы обладают указанными свойствами.

В ИНС обработка информации происходит путем распределения вычислений между нейронами. В результате обучения формируется набор весовых коэффициентов связи между элементами сети. По полученному набору чисел непросто качественно оценить внутреннее состояние обученной нейронной сети, особенно в случае большой размерности входного пространства. Остаются открытыми ответы на вопросы такого рода: «Почему это работает? Как принимает решение нейронная сеть?».

Таким образом, актуальным является проведение исследований, связанных с поиском математических методов автоматической классификации скаттерграмм у больных с фибрилляцией предсердий, основанных на применении ИНС.

Целью исследования, описанного в данной работе, является получение методики визуализации знаний однослойной ИНС, построенной и обученной для решения задачи автоматической классификации скаттерграмм у больных с фибрилляцией предсердий.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

– разработать модель ИНС для решения задачи автоматической классификации скаттерграмм;

– сформировать эффективный обучающий алгоритм с использованием обучающего множества примеров, расклассифицированных врачом-экспертом;

– выработать способ преобразования знаний сети в обобщенные образы или «портреты» классов;

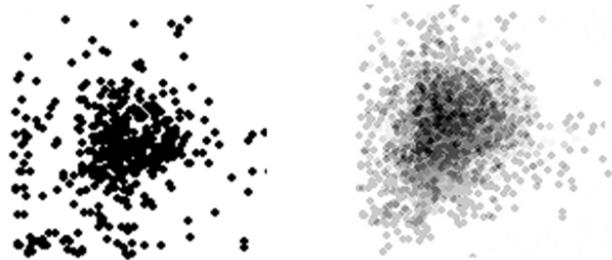
– выполнить апробацию разработанных моделей и методов в виде компьютерного приложения;

– оценить эффективность решения задачи 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, был разработан эффективный метод визуализации знаний обученной однослойной ИНС для решения задачи автоматической классификации скаттерграмм у больных мерцательной аритмией.

МОДЕЛЬ ИНС ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ СКАТТЕРГРАММ У БОЛЬНЫХ МЕРЦАТЕЛЬНОЙ АРИТМИЕЙ

При благоприятном прогнозе на восстановление синусового ритма на АРО точки группируются на сравнительно ограниченной округлой площади, выраженное сгущение точек наблюдается вблизи биссектрисы координатного угла.



А
Б
Рис. 2. Пример АРО (А) и нейросетевой «портрет» (Б) мономодального симметричного класса

Сгущение может быть в центре (рис. 2 А), в левом нижнем (рис. 3 А) и правом верхнем углу АРО (рис. 4 А).

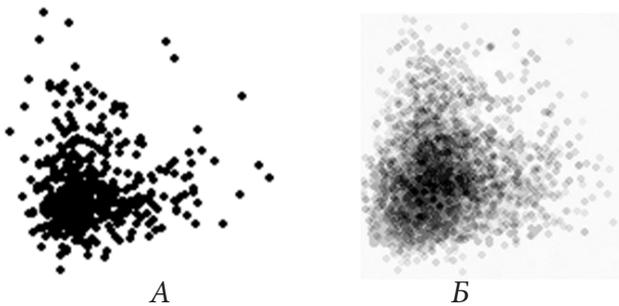


Рис. 3. Пример АРО (А) и нейросетевой «портрет» (Б) мономодального асимметричного класса

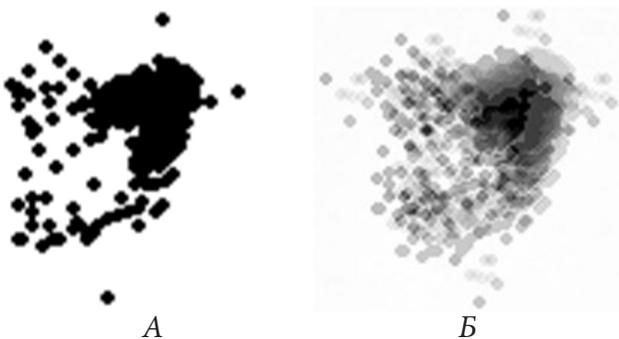


Рис. 4. Пример АРО (А) и нейросетевой «портрет» (Б) мономодального инвертированного класса

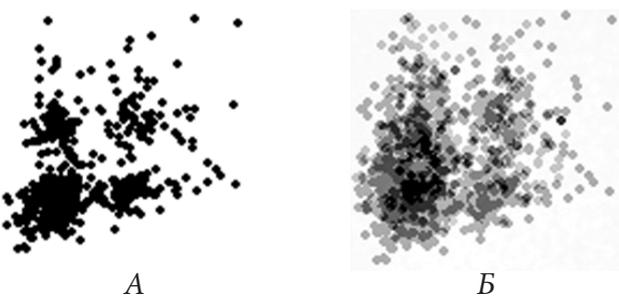


Рис. 5. Пример АРО (А) и нейросетевой «портрет» (Б) полимодального класса

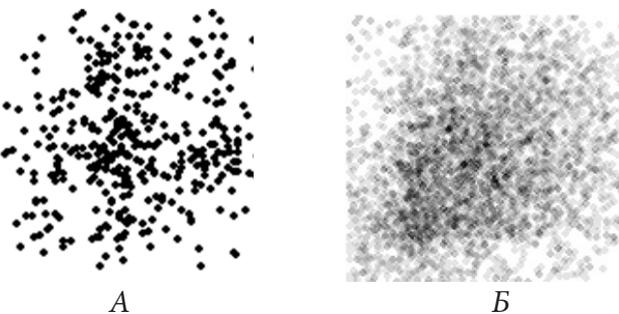


Рис. 6. Пример АРО (А) и нейросетевой «портрет» (Б) амодального класса

При сомнительном прогнозе на восстановление синусового ритма на АРО образуется несколько симметрично расположенных относительно биссектрисы совокупностей точек (рис. 5 А), либо имеет место широкое рассеивание точек на плоскости (рис. 6 А).

Таким образом, рассматривается пять функциональных классов АРО:

1. Мономодальный симметричный;
2. Мономодальный асимметричный;
3. Мономодальный инвертированный;
4. Полимодальный;
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 АРО. Скаттерграммы пятого класса свидетельствуют о том, что функциональное состояние синусового узла неудовлетворительно.

Таким образом, выходной слой сети будет состоять из пяти нелинейных нейронов, каждый из которых обучится распознавать АРО своего класса.

По массиву в 500 R-R интервалов строится скаттерграмма, представляющая собой черно-белое изображение размером 150 x150 пикселей. Если на изображении точка черная, то входной элемент сети считается активным и кодируется значением 1. В противном случае – 0.

Функциональная схема однослойной нейронной сети, построенной для автоматической классификации скаттерграмм больных МА, приведена на рис. 7.

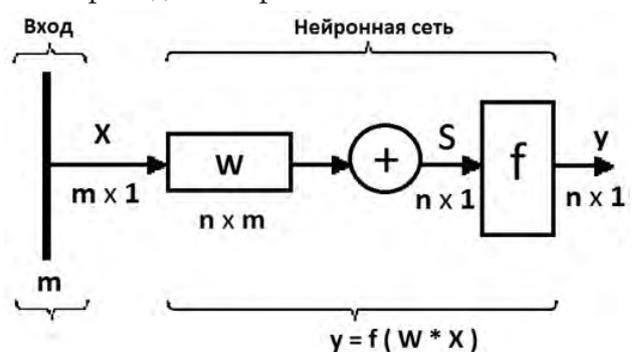


Рис. 7. Функциональная схема однослойной нейронной сети

На схеме использованы следующие обозначения:

X – вектор входа размера $m \times 1$, где m – количество точек на изображении АРО ($m = 22500$); W – весовая матрица размера $n \times m$, где $n = 5$; S , Y – векторы размера $n \times 1$.

В нейронной сети каждый элемент вектора входа X соединен со всеми входами каждого нейрона и это соединение задается весовой матрицей W . При этом каждый i -й нейрон включает суммирующий элемент, который формирует скалярный выход S_i , где $i = \overline{1, n}$. Совокупность скалярных функций S_i объединяется в n -элементный вектор входа S функции активации слоя. Выходы слоя нейронов формируют вектор-столбец Y , и, таким образом, описание слоя нейронов имеет вид:

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

В качестве функции активации слоя использована сигмоидальная функция:

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-(S-0.5)}}. \quad (2)$$

При инициализации сети элементы весовой матрицы W принимают малые случайные значения из отрезка $[-0,00005; 0,00005]$.

В обучающее множество было включено 50 прямоугольных изображений паттернов межпульсовых интервалов, зафиксированных в форме АРО, сгруппированных по 10 примеров для каждого класса. Целевая классификация скаттерграмм была проведена врачом-экспертом.

Весовые коэффициенты корректировались с учетом ошибок по классам по правилу Хебба. При этом усиливалась связь между активными входами сети и нейроном правильного класса. Связь между активными входами и нейронами других классов ослаблялась. Также ослаблялась связь между неактивными входами и нейроном правильного класса.

МЕТОДИКА ФОРМИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ «ПОРТРЕТОВ» КЛАССОВ СКАТТЕРГРАММ

В результате обучения сети рассчитывается весовая матрица W , в которой выделяются

знания о месторасположении черных и белых точек на изображениях АРО разных классов, поскольку весовые коэффициенты адаптируются к входным образам.

Для визуализации результатов обучения элементы матрицы W были отображены в максимально допустимый диапазон одного цветового канала: 0..255. При подаче одинакового значения цветового сигнала по всем трем цветовым каналам RGB формируется изображение в градациях серого цвета. При этом светлые точки соответствуют меньшим значениям весовых коэффициентов. Чем больше значение весового коэффициента, тем темнее получится точка при визуализации «обобщенного» образа класса [11].

В каждой строке матрицы W были найдены наибольший и наименьший элементы: w_{\max}^i и w_{\min}^i – соответственно, $i = \overline{1, n}$.

Преобразование веса w_j^i в цвет C_j^i выполнялось по формуле:

$$C_j^i = 255 - \frac{(w_j^i - w_{\min}^i)}{(w_{\max}^i - w_{\min}^i)} \cdot 255, \quad (3)$$

где $j = \overline{1, m}$.

Обозначим значение, вычисленное по формуле (3) и переведенное в шестнадцатеричную систему счисления, переменной cc_j^i .

Имеем $C_j^i = cc_j^i$. Тогда формула цвета в модели RGB принимает вид:

$$cc_j^i \ cc_j^i \ cc_j^i. \quad (4)$$

Компьютерное моделирование ИНС и визуализация знаний сети были проведены в свободно распространяемой среде программирования Lazarus.

Было разработано полнофункциональное приложение, предназначенное для инициализации и обучения ИНС, классификации скаттерграмм, оценки эффективности классификации и построения нейросетевых «портретов» классов в соответствии с описанными в работе моделями и методами.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Обобщенные «портреты» классов скаттерграмм приведены на рис. 2 Б – 6 Б. Образы классов построены после выполнения 100 обучающих эпох.

На «портретах» хорошо видно, что при обучении однослойной нейронной сети по правилу Хебба для каждого нейрона формируется своеобразная «матрица чувствительности», в которой наибольшее усиление получают точки, формирующие размытый характерный контур скаттерграммы каждого класса.

При распознавании неизвестного АРО точки нового изображения накладываются на нейросетевые «шаблоны» восприятия. Совпавшие черные точки усиливаются весовыми коэффициентами соответствующих нейронов.

На «портретах» мономодальных и полимодальных классов АРО нейронная сеть локализует сгущение точек в виде темного кластера. Точки, сформировавшие темные пятна, встречаются в разных вариантах изображений АРО соответствующих классов в обучающей выборке. Сеть «запоминает» местоположения этих точек в больших значениях весовых коэффициентов.

Таким образом, вычисленные в результате обучения весовые коэффициенты нейронов при графической визуализации представляют собой характерные шаблоны изображений с размытыми краями.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Разработана модель однослойной ИНС для решения задачи автоматической классификации скаттерграмм у больных с фибрилляцией предсердий. ИНС имеет 22500 входов, через которые двоичные сигналы передаются на 5 нелинейных выходных нейронов, образующих единственный вычислительный слой данной сети. Отличительной особенностью ИНС является возможность анализа бинарных прямоугольных изображений паттернов межпульсовых интервалов, зафиксированных в форме АРО.

2. Сформирован эффективный алгоритм обучения ИНС, который функционирует посредством вычисления целевых и фактических выходных сигналов нейронов, учета сигналов ошибок, а также коррекции весовых коэффициентов связи между элемента-

ми сети. Отличительная особенность работы алгоритма обучения ИНС заключается в модификации весовых коэффициентов с учетом ошибок по классам по правилу Хебба, а также в использовании сигмоидальной зависимости в качестве функции активации слоя.

3. Найден метод преобразования знаний однослойной нейронной сети, обученной по правилу Хебба, в обобщенные образы или «портреты» классов. Отличительной особенностью метода является преобразование весовых коэффициентов связи между элементами сети в оттенки серого цвета. Графическая визуализация весовой матрицы приводит к формированию характерных «нечетких» шаблонов групп изображений из обучающей выборки.

4. Выполнена апробация разработанных моделей и методов в виде компьютерного приложения, созданного в свободно распространяемой среде программирования Lazarus. В приложении запрограммированы: инициализация сети, обучение сети, работа обученной сети в режиме классификации АРО, оценивание эффективности классификации. Отличительной особенностью приложения является блок построения обобщенных образов классов.

5. Проанализирована клиническая эффективность нейросетевого алгоритма классификации скаттерграмм больных с фибрилляцией предсердий на обучающей выборке. В обучающее множество было включено 100 скаттерграмм больных МА, сгруппированных по 20 примеров для каждого класса. Целевая классификация скаттерграмм была проведена врачом-экспертом. Чувствительность алгоритма автоматической классификации составила 100 %, специфичность – 96 %, точность – 98 %.

Исследования с применением к задаче автоматической классификации скаттерграмм у больных мерцательной аритмией методов математической статистики и теории нечетких множеств были проведены авторами ранее и описаны в работах [12–16]. Значения показателя чувствительности варьировались в диапазоне 89–94 %, специфичности – 84–93 %, что ниже, чем у рассмотренного нейросетевого алгоритма.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мандрикова Ю. А. Системный анализ применительно к разработке автоматизированной системы выбора оптимальных методов терапии у больных с синдромом мерцательной аритмии / Ю. А. Мандрикова, Ф. А. Пятакович // Актуальные проблемы современной науки. Ч.10. Медицинские науки. Труды межд. конф. молодых ученых и студентов (30 сентября – 2 октября 2002 г.) – Самара. – 2002. – С. 37–39.
2. Хливненко Л. В. Возможности решения медицинских диагностических задач с помощью проектирования обучающихся искусственных нейронных сетей / Л. В. Хливненко, В. В. Васильев, Ф. А. Пятакович // Успехи современного естествознания. – 2010. – № 12. – С. 75–79.
3. Пятакович Ф. А. Информационный и условно-вероятностный анализ HRV / Ф. А. Пятакович // Научные ведомости БелГУ. Серия: Медицина. Фармация. – Белгород. – 2000. – №4 (13). – С. 82–88.
4. Конюхов В. Н. Построение нейронных классификаторов для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний по параметрам кардиореспираторного взаимодействия // Биотехносфера. – 2010. – № 3 (9). – С.16–19.
5. Пятакович Ф.А. Автоматическое прогнозирование восстановления номотопного ритма при синдроме фибрилляции предсердий / Ф. А. Пятакович, Ю. А. Мандрикова // Материалы 1-го Российского научного форума «МедКомТех 2003» (Москва, ЦДХ, 25-28 февраля 2003). РАМН «Мораг Экспо». – М.: «Авиаиздат». – 2003. – С. 79-80.
6. Джарратано Д. Экспертные системы: принципы разработки и программирование, 4-е изд.: Пер. с англ. / Д. Джарратано, Г. Райли. – М. : ООО «И.Д. Вильямс». – 2007. – 1152 с.
7. Хливненко Л. В. Прогнозирование исходов мерцательной аритмии с помощью искусственной нейронной сети / Л. В. Хливненко // Информатика: проблемы, методология, технологии: материалы 7-й междунар. науч.-метод. конф. (8-9 февр. 2007 г.) – Воронеж. – 2007. – С. 467–471.
8. Исаков Р. В. Результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания патологических изменений электрической активности сердца / Р. В. Исаков, М. А. Аль-Мабрук, Ю. А. Лукьянова, Л. Т. Сушкова // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2010. – № 7. – С. 9–13.
9. 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.
10. 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.
11. Хливненко Л. В. Практика нейросетевого моделирования / Л. В. Хливненко. – Воронеж : ФГБОУ ВО ВГТУ. – 2015. – 214 с.
12. Хливненко Л. В. Алгоритмы хронопрогнозирования исходов мерцательной аритмии // Измерительные информационные технологии и приборы в охране здоровья: межд. науч.-практ. конф. «Метромед-99» (29 июня – 1 июля 1999 г.). – СПб. : СПб ГТУ, 1999. – С. 94–95.
13. Хливненко Л. В. Модели и алгоритмы хронопрогнозирования исходов мерцательной аритмии / Л. В. Хливненко // Диссертация канд. техн. наук. – Белгород, 2000. – 112 с.
14. Васильев В. В. Разделение полимодального и амодального классов авторегрессионных облаков при обучении на основе нечетких характеристик эксперта / В. В. Васильев, Ф. А. Пятакович, Л. В. Хливненко // Информатика как педагогическая задача: материалы региональной конф. (14–15 февраля 2001 г.). – Воронеж : ВГУ, 2001. – С. 30–33.
15. Пятакович Ф. А. Роль авторегрессионных, нечетких, нелинейных моделей и алгоритмов «нейрокомпьютинга» в разработке телемедицинской системы прогнозирования исходов мерцательной аритмии / Ф. А. Пятакович

такович, К. Ф. Макконен, С. Л. Дударева, Л. В. Хливненко // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Медицина Фармация, № 2(93), 2010. Выпуск 12. – Белгород : Издательство БелГУ, 2010. – С. 149–156.

Хливненко Любовь Владимировна – к.т.н., доцент кафедры прикладной математики и механики Воронежского государственного технического университета.
Тел.: (473) 2545475.
E-mail: hlivnenko_lv@mail.ru

Пятакович Феликс Андреевич – д.м.н., профессор кафедры пропедевтики внутренних болезней и клинических информационных технологий Белгородского государственного национального исследовательского университета.
Тел.: (472) 2336898.
E-mail: piatakovich@gmail.com

Васильев Валерий Викторович – к.ф.-м.н., доцент кафедры математического обеспечения ЭВМ Воронежского государственного университета.
Тел.: (473) 2208297.
E-mail: vvv_252v@yandex.ru

Khlivnenko Lyubov V. – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Department of Applied Mathematics and Mechanics of Voronezh State Technical University.
Tel.: (473) 2545475.
E-mail: hlivnenko_lv@mail.ru

Pyatakovich Felix A. – Doctor of Medical Sciences, Professor of Department Propaedeutics of Internal Diseases and Clinical Informational Technologies of Belgorod State National Research University.
Tel.: (472) 2336898.
E-mail: piatakovich@gmail.com

Vasiliev Valery V. – Candidate of Physics.-math. Sciences, Associate Professor of Department of Computer Software of Voronezh State University.
Tel.: (473) 2208297.
E-mail: vvv_252v@yandex.ru