

Bionic Intelligence Limbs Prosthetic and Logical Neural Networks

Analyzes the history of prosthetics and advances in prosthetic of limbs based on the bio-mechatronics. It emphasizes the importance of solving the problem of the direct connection of the prosthesis to the brain. For this proposed use signals formed on the truncated nerve endings. Recognition and conversion of these signals into movement of the prosthesis is offered to make with the help of an artificial single-layer logical network. We consider the approximate form of a network and the activation function of the neuron. A neural network is described by the following matrix, which provides a low complexity of processing — calculation of the value of the excitation of neurons, as well as the ability to use built-in signal processors as neurocomputers. These micro-processors serve as signal amplification, and control settings. The value of the excitation of the neuron is a parameter that determines the amount of force with which the movement is performed, at which the neuron indicates. The composition of movements triggered neurons determines the resulting effect. The possible layout of the prosthesis considering reading signals from the stump, its power supply and configuration of the neural network.

Keywords: prosthetics, bio-mechatronics, logical neural network, activation function, neurocomputer, intelligent prosthesis

References

1. Ageeva U. O. Bionicheskie protezy, *Mezhregional'nye VI Martynovskie chtenija. Sekcija "V mire fiziko-matematicheskikh nauk"*. Saratov, 2014. URL: <http://www.openclass.ru/node/467764>
2. Bernshtejn N. A. *O postroenii dvizhenij*. Moscow: Medgiz, 1947. 254 p.
3. Donskoj E. D. N. A. Bernshtejn i istorija otechestvennoj biomehaniki, *Teorija i praktika fizicheskogo kul'tury*, 1996, no. 11, pp. 4—9. URL: <http://lib.sportedu.ru/press/tpfk>
4. *Klinicheskaja biomehanika*. Pod red. V. I. Filatova. Leningrad: Medicina, 1980. 200 p.
5. Aleksander R. *Biomehanika*. Moscow: MTR 1970. 341 p.
6. Barskiy A. B. *Nejronnye seti: Paspoznavanie, upravlenie, priyatie reshenij*. Moscow: Finansy i statistika. 2006. 175 p.
7. Barskiy A. B. *Nejronnye seti logicheskogo vyvoda*. Kurs lekcij. Saarbrücken, Germany: LAP LAMBERT Academic Publishing. 2011. 400 p.
8. Barskiy A. B., Dmitriev A. A., Barskaya O. A. Medicinskie informacionno-spravochnye sistemy na logicheskikh nejronnyh setyah, *Informacionnye tehnologii. Prilozhenie*, 2010, no. 1, 32 p.
9. Barskiy A. B., Miljutin L. B., Timofeev A. E. Reagirujushhie ob'ekty dlja sistem intellektual'nogo otobrazhenija, *Informacionnye tehnologii*, 2007, no. 2, pp. 2—11.
10. Vahromcev E. M. Primenenie metodov "zhivogo" modelirovanija dlja proizvodstvennogo monitoringa, *Informacionnye tehnologii*, 2010, no. 7, pp. 10—15.
11. Barskiy A. B. "Zhivoe" modelirovanie i ob'yomnaja ekranizacija, *Informacionnye tehnologii*. 2015, no. 11, pp. 863—870.

УДК 004.891.3

А. Е. Прасолова, канд. техн. наук, зав. каф., e-mail: prasolova@bsu.edu.ru
Старооскольский филиал Белгородского государственного национального
исследовательского университета, г. Старый Оскол, Белгородская область, Россия

Коллективный нейросетевой алгоритм диагностики инфаркта миокарда

Приведено описание нейросетевой системы диагностики инфаркта миокарда. Описано применение нейронной сети Хемминга, РБФ-сети, самоорганизующихся карт Кохонена, а также коллективного нейросетевого алгоритма в диагностике инфаркта миокарда при использовании лишь данных ЭКГ. Представлены результаты вычислительного эксперимента.

Ключевые слова: нейронная сеть, диагностика инфаркта миокарда, коллективный нейросетевой алгоритм, сеть Хемминга, сеть Кохонена, РБФ-сеть

Введение

Заболевания сердечно-сосудистой системы, в том числе инфаркт миокарда различной локализации, в настоящее время являются самыми распространенными в мире. По данным статистических исследований, инфаркт миокарда возникает у каждой

двадцать пятой женщины и у каждого десятого мужчины. Заболеваемость инфарктом миокарда составляет 36,3 случаев на каждую 1000 человек. Тем не менее до сих пор не существует точных методов диагностики. На электрокардиограмме не всегда содержатся явные признаки инфаркта мио-

карда. Согласно статистике, врач правильно диагностирует данное заболевание у 88 % больных и ставит этот диагноз ошибочно в 29 % случаев. Необходимо пояснить, в каких параметрах оценивается качество диагноза в общем случае. Предположим, что из десяти человек, у которых инфаркт действительно есть, диагностический метод позволяет обнаружить заболевание у восьми. Тогда чувствительность метода составит 80 %. Если же мы возьмем десять человек, у которых инфаркта нет, а метод диагностики заподозрит его у трех человек, то доля ложных тревог составит 30 %, при этом дополнительная к нему характеристика — специфичность метода — будет равна 70 %.

Как видно из приведенных данных, специфичность диагностики врачом слишком низкая, т. е. чересчур много гипердиагностики. Различные методы обработки данных в целях повышения качества диагностики данного заболевания применяются не одно десятилетие, однако лучшие из них позволяют сократить число случаев гипердиагностики не более чем на 3 % [1].

Нейросетевые алгоритмы хорошо зарекомендовали себя в задачах обработки многомерных данных [2—4]. В работе [2] описано применение в решении данной задачи искусственной нейронной сети Хемминга.

Постановка задачи

В данной работе описано применение нейронных сетей разной конфигурации в диагностике инфаркта миокарда различной локализации при использовании лишь данных ЭКГ. Были рассмотрены следующие шесть параметров: размер зубца Q , наличие зубца R , значение интервала QRS , положение и наклон интервала ST относительно изолинии, размер и положение зубца T относительно изолинии (рис. 1).

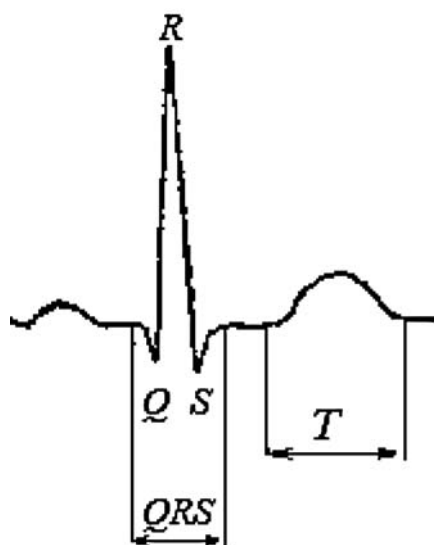


Рис. 1. Зубцы и интервалы ЭКГ

Цель работы — оценить чувствительность и специфичность коллективного нейросетевого алгоритма в задаче диагностики инфаркта миокарда при малом числе заданных параметров, сравнить экспериментальные данные, характеризующие коллективный нейросетевой алгоритм, с результатами, полученными для каждого нейросетевого алгоритма, являющегося структурной частью данного алгоритма, а также с известными результатами подобных исследований.

В исследовании были использованы данные ретроспективного обследования больных кардиологического отделения больницы скорой медицинской помощи г. Курска и Курской областной клинической больницы с клинически подтвержденным инфарктом миокарда различной глубины и локализации (40 чел.) и больных, у которых по данным обследования инфаркт миокарда был исключен (40 чел.). Таким образом, объем контрольной выборки составил 80 человек.

В ходе исследования использовали электрокардиограф SCHILLER CARDIOVIT AT-101 и данные стандартной 12-канальной электрокардиографии. В стандартную комплектацию данного кардиографа входит программное обеспечение (Software M), которое применяли для цифровой обработки. В результате были получены значения требуемых зубцов и интервалов. Эти значения подавали на вход нейросетевого программного комплекса диагностики. Разработанный программный комплекс ставил диагноз: наличие или отсутствие инфаркта миокарда в соответствующем отделении.

В ходе работы было проведено исследование показателей качества диагностики инфаркта миокарда с помощью нейронной сети Хемминга, сети с радиально-базисной функцией активации (РБФ-сети), самоорганизующихся карт Кохонена и коллективного нейросетевого алгоритма. Были рассмотрены вероятность правильной диагностики, чувствительность и специфичность алгоритмов как качественные параметры диагностики. Проведен анализ зависимости рассмотренных параметров от объема обучающей выборки. Объем контрольной выборки — 80 ЭКГ для всех параметров.

Нейросетевые алгоритмы

На рис. 2 представлена структурная схема сети Хемминга.

Обучение данной нейронной сети сводится к расчету весовых коэффициентов нейронов первого слоя. Весовые коэффициенты полагают равными следующим значениям [5]:

$$w_{ik} = \frac{x_i^k}{2}, i = 0 \dots n - 1, k = 0 \dots m - 1,$$

где x_i^k — i -й элемент k -го образца. В нашем случае x_i^k рассчитывали исходя из данных обучающей выборки, как выборочные средние.

На рис. 3 представлена структурная схема самоорганизующихся карт Кохонена. При обучении данной нейронной сети использован метод последовательных приближений. На вход сети последовательно подаются обучающие примеры. В ходе этого процесса определяется нейрон, у которого минимальны значения скалярного произведения весов и входного вектора. Данный нейрон объявляется победителем и при подстройке весов у соседних нейронов является центром. Расчет проводим по формуле [6]:

$$w_n = w_c + \alpha(x - w_c).$$

Такое обучающее правило реализует "соревновательное" обучение. Для каждого примера из обу-

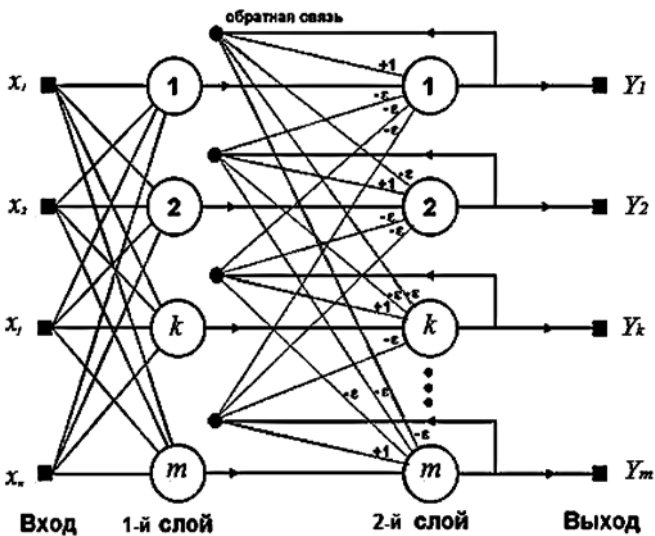


Рис. 2. Структурная схема сети Хемминга

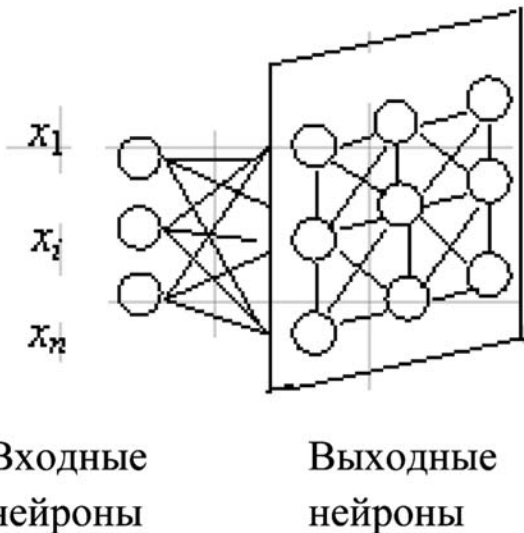


Рис. 3. Структурная схема самоорганизующихся карт Кохонена

чающей выборки основной итерационный алгоритм Кохонена последовательно проходит ряд эпох. Каждый нейрон в процессе обучения наделяется "чувством справедливости". Нейрон временно увеличивает свой порог, если он становится победителем чаще, чем примерно в $1/k$ раз (где k — число нейронов Кохонена), что уменьшает его шансы на победу. Таким образом другие нейроны получают возможность обучаться.

На рис. 4 представлена структурная схема РБФ-сети. Обучение ячеек данной нейронной сети происходит путем подбора центра и отклонения каждой из них. Центры ячеек t_j рассчитывают как выборочное среднее. Параметр разброса для каждой ячейки σ определяется как половина расстояния до ближайшего центра ячейки, соответствующей другому классу. Выходной слой РБФ-сети обучался по методу обратного распространения ошибки.

В ходе обучения нейронной сети Хемминга потребовалось настроить 12 весовых коэффициентов нейронов первого слоя, в ходе обучения РБФ-сети — четыре весовых коэффициента нейронов выходного слоя и центры и отклонения двух РБФ-ячеек. В ходе обучения нейронной сети на базе карт Кохонена потребовалось рассчитать 12 весовых коэффициентов.

Схема окончательной постановки или исключения диагноза инфаркта миокарда по данным электрокардиографии осуществляется коллективным нейросетевым алгоритмом, схема которого представлена на рис. 5.

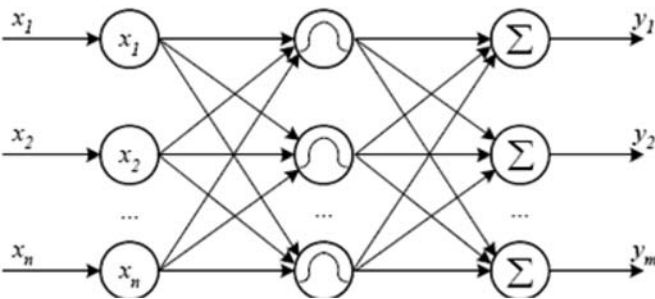


Рис. 4. Структурная схема РБФ-сети

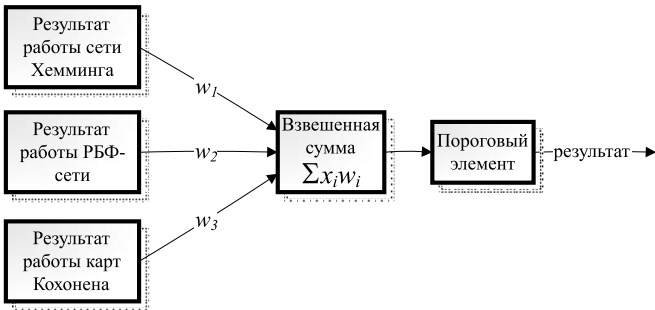


Рис. 5. Схема коллективного нейросетевого алгоритма окончательной постановки или исключения диагноза инфаркта миокарда

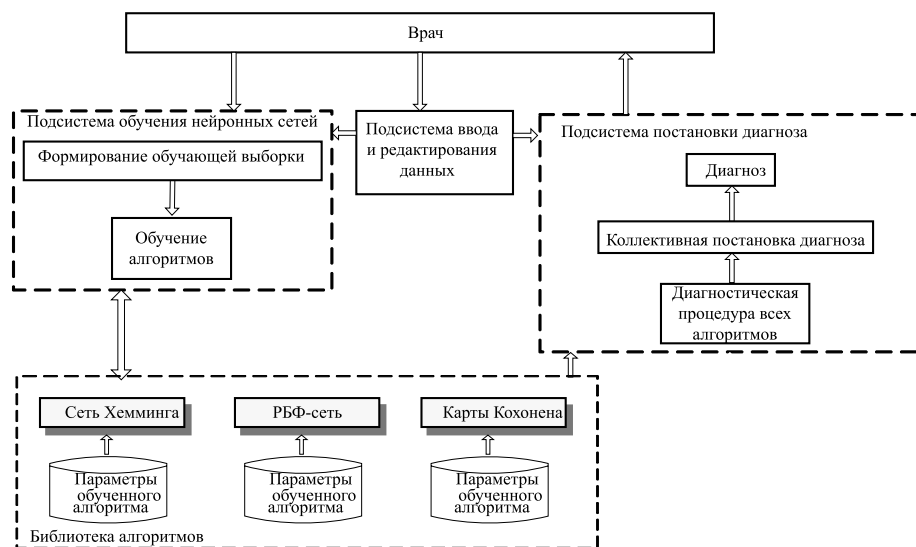


Рис. 6. Функциональная схема программного комплекса диагностики

В ходе исследования был разработан программный комплекс диагностики, функциональная схема которого представлена на рис. 6.

Таблица 1

Коэффициенты достоверности нейросетевых алгоритмов

Алгоритм	Коэффициент достоверности
Сеть Хемминга	0,87
Карты Кохонена	0,83
РБФ-сеть	0,9

Таблица 2

Зависимость вероятности правильного диагностирования от объема обучающей выборки

Алгоритм	Объем обучающей выборки					Средняя
	8	10	12	16	20	
Сеть Хемминга	0,79	0,85	0,861	0,919	0,93	0,87
РБФ-сеть	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
Карты Кохонена	0,83	0,83	0,83	0,83	0,83	0,83
Коллективный нейросетевой алгоритм	0,93	0,93	0,93	0,93	0,93	0,93

Таблица 3

Чувствительность и специфичность методов

Алгоритм	Чувствительность, %	Специфичность, %
Сеть Хемминга	95	91
РБФ-сеть	80	100
Карты Кохонена	95	71
Коллективный нейросетевой алгоритм	89	97
Персептрон (результаты Бакста)	92	96
Врач (данные статистики)	88	71

Диагностирующий блок реализует алгоритм на базе рассмотренных нейронных сетей с учетом их коэффициентов достоверности, приведенных в табл. 1. Коэффициенты достоверности рассчитывали как среднюю вероятность правильного диагностирования. Таким образом, решение о постановке или исключении диагноза инфаркта миокарда коллективный нейросетевой алгоритм принимает с учетом диагнозов, поставленных всеми рассмотренными алгоритмами.

Результаты вычислительного эксперимента, в ходе которого определялась зависимость вероятности правильного диагностирования от объема обучающей выборки, представлены в табл. 2.

Полученные результаты

В табл. 3 представлены чувствительность и специфичность различных методов диагностики: нейронная сеть Хемминга, РБФ-сеть, карты Кохонена — наши результаты (объем обучающей выборки — 20, контрольной выборки — 80), врач (данные статистических исследований), многослойный персептрон (результаты, полученные Уильямом Бакстом [1]).

Заключение

Полученные результаты иллюстрируют множество особенностей в поведении качественных параметров рассмотренных нейросетевых алгоритмов при увеличении объема обучающей выборки. В ходе эксперимента искусственная нейронная сеть Хемминга сталкивается с проблемой высокой специфичности метода, как и врач. Однако сеть при увеличении чувствительности не теряет специфичности. В ходе эксперимента РБФ-сеть и самоорганизующиеся карты Кохонена не изменяли показатели качества диагностики при увеличении объема обучающей выборки. Однако их показатели качества все равно оказались выше показателей качества диагностики, демонстрируемой врачом. Самое высокое значение вероятности правильного диагностирования продемонстрировал коллективный нейросетевой алгоритм, однако он показал меньшую чувствительность, чем сеть Хемминга и карты Кохонена, но большую специфичность. Коллективный нейросетевой алгоритм продемонстрировал большую чувствительность, но меньшую специфичность в сравнении с РБФ-сетью.

Однако рассмотренные виды нейронных сетей имеют некоторые существенные недостатки. Так, в алгоритмах обучения всех рассмотренных нейро-

сетевых алгоритмов нет правил для изменения числа элементов сети в процессе обучения. Может возникнуть ситуация, когда число нейронов и связей между ними, заданное первоначально, является недостаточным для достижения требуемого качества обучения. Также в процессе обучения сети Хемминга и РБФ-сети изменяются параметры всех элементов. В результате при увеличении числа нейронов вычислительные затраты на обучение также увеличиваются. К недостаткам рассмотренных сетей можно отнести невозможность извлечь алгоритм решения задачи, т. е. извлечь знания из данных. Также в рассмотренных нейросетевых структурах число принимаемых решений закладывается единожды на этапе проектирования сети и не может неограниченно расширяться.

Исходя из сказанного, представляется целесообразным рассмотреть возможность применения в задаче диагностики логических нейронных сетей, лишенных указанных недостатков, и сравнить по-

казатели качества диагностики нейронных сетей данного класса с уже рассмотренными алгоритмами. Построение комплекса диагностики на базе логических нейронных сетей можно считать задачей на будущее.

Список литературы

1. **Ежов А. А., Чечёткин В. Р.** Нейронные сети в медицине // Открытые системы. 1997. № 4. С. 34—37.
2. **Прасолова А. Е., Прасолов А. В.** Искусственная нейронная сеть Хемминга в приложении к диагностике инфаркта миокарда // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2005. № 7. С. 41—45.
3. **Прасолова А. Е.** Нейросетевые и статистические алгоритмы в задаче обнаружения сигналов // Телекоммуникации. 2010. № 2. С. 2—6.
4. **Прасолова А. Е.** Коллективный нейросетевой алгоритм распознавания изображений // Телекоммуникации. 2010. № 10. С. 22—28.
5. **Короткий С.** Нейронные сети Хопфилда и Хемминга // http://lii.newmail.ru/NN/KOROTKY/N4/kor_nn4.htm.
6. **Kohonen T.** Self-organization and associative memory // Berlin, Heidelberg; New York, Tokyo: Springer Verlag, 1984. 255 p.

A. E. Prasolova, Chief of the Department of Economics,

Computer Science and Mathematics, e-mail: prasolova@bsu.edu.ru

Stary Oskol Branch of Belgorod National Research University, Stary Oskol, Belgorod region, Russia

Collective Newral Network Algorithm for the Diagnosis of Myocardial Infarction

The article describes a neural network diagnostic system of myocardial infarction. The application of Hamming neural network, RBF network, Kohonen self-organizing maps, and collective neural network algorithm in the diagnosis of myocardial infarction using only ECG data.

Objective — to evaluate the sensitivity and specificity of the collective neural network algorithm in the problem of diagnosing myocardial infarction in a small amount of the specified parameters. Compare the experimental data with the results obtained for each neural network algorithm, which is a structural part of the algoritma, as well as with the known results of such studies. The results of computational experiments are represented. This work describes the use of neural networks of various configurations in the diagnosis of myocardial infarction by using different localization only ECG data. We considered the following 6 parameters: the size of the Q-wave, the presence of the R-wave, the value of QRS interval, the position and the slope of the ST interval relative contour, size and position relative to the T wave contour. In a retrospective study of patients examination cardiology department with clinically confirmed myocardial infarction with different depths and localization (40 pers.) And patients who according to a survey of myocardial infarction was excluded (40 pers.) were used. Thus, the volume of the control sample consisted of 80 people.

Keywords: neural network, diagnosis of myocardial infarction, collective neural network algorithm, Hamming network, Kohonen network, RBF network

References

1. **Ezhov A. A., Chechetkin V. R.** Neironnye seti v medicine (Neural networks in medicine), *Otkrytye sistemy*, 1997, no. 4, pp. 34—37.
2. **Prasolova A. E., Prasolov A. V.** Iskusstvennaja nejronnaja set' Hjemminga v prilozhenii k diagnostike infarkta miokarda (Artificial hamming neural network in application to myocardial infarction diagnostics), *Nejrokomputery: razrabotka, primeneniye*, 2005, no. 1, pp. 41—45.
3. **Prasolova A. E.** Nejrosetevye i statisticheskie algoritmy v zadache obnaruzheniya signalov (Newral network and statistical algorithms in problem of signal detection), *Telekommunikacii*, 2010, no. 2, pp. 2—6.
4. **Prasolova A. E.** Kollektivnyj nejrosetevoj algoritm raspoznavaniya izobrazhenij (Collective newral network images recognition algorithm), *Telekommunikacii*, 2010, no. 10, pp. 22—28.
5. **Korotkij S.** Neironnye seti Hopfilda i Hjemminga, URL: http://lii.newmail.ru/NN/KOROTKY/N4/kor_nn4.htm.
6. **Kohonen T.** Self-organization and associative memory, Berlin; Heidelberg; New York; Tokyo: Springer Verlag, 1984, 255 p.