

УДК 681.326

## **Применение нейронных сетей для прогнозирования течения постгипоксических нарушений сердечно-сосудистой системы у новорожденных детей**

Чаша Т.В., д-р мед. наук, Харламова Н.В., канд. мед. наук, Климова О.И., врач-неонатолог, Ясинский Ф.Н., д-р физ.-мат. наук, Ясинский И.Ф., канд. техн. наук

**Рассматриваются применение нейросетей для диагностики нарушений сердечно-сосудистой системы у новорожденных и оптимальная структура и алгоритм обучения такой сети.**

*Ключевые слова:* нейронные сети, алгоритм обратного распространения, диагностика, ST-T-нарушения, дисфункция миокарда, активация нейрона, правило обучения.

## **Neural networks application for the course prognosis of the new-born children heart deviations**

Chasha T.V., doctor med. science, Kharlamova N.V., cand. med. science, Klimova O.I., neonathologist, Yasinskiy F.N., doctor phys.-math. science, Yasinskiy I.F., cand. tech. science

**Using the neural networks system for the diagnostics of new-born children heart deviations and optimal structure and teach algorithm of such network are considered.**

*Keywords:* neural networks, back propagation algorithm, diagnostics, ST-T – deviations, miokard disfunction, neuron activation, teach rule.

Постгипоксические нарушения сердечно-сосудистой системы (ПН ССС) занимают одно из ведущих мест в структуре заболеваемости новорожденных и являются фоном кардиологических заболеваний в дальнейшем. У новорожденных, перенесших внутриутробную или перинатальную гипоксию, они регистрируются в 40–70% случаев (Н.П. Котлукова, Л.А. Кравцова, М.А. Школьниково с соавт., 2002).

Клинические признаки этих нарушений часто неспецифичны и встречаются при различных патологических состояниях неонатального периода. Клиническая картина данной патологии в острый период полиморфна и часто маскируется под другие заболевания: наиболее характерными симптомами являются бледность кожных покровов, периоральный цианоз, приглушенность или глухость тонов сердца. Также могут отмечаться акроцианоз, «мраморность» кожи, акцент II тона над легочной артерией, систолический шум от недостаточности атриовентрикулярных клапанов, нарушения ритма сердца.

Необходимо отметить, что в 40–60% случаев изменения сердечно-сосудистой системы, выявляемые у новорожденных детей, не исчезают на первом году жизни, а сохраняются длительно.

Учитывая неспецифичность клинических симптомов, основное значение имеют данные функциональных методов обследования ребенка.

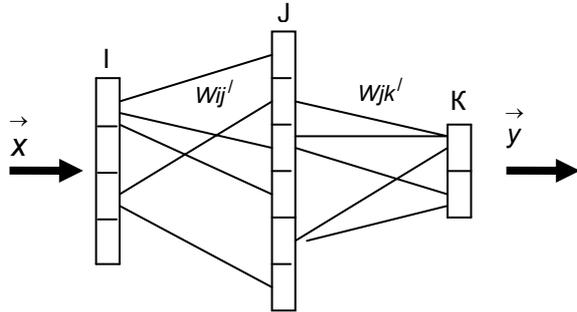
Наиболее доступным инструментальным методом диагностики ПН ССС является электрокардиография (ЭКГ). На ЭКГ новорожденного ребенка с ПН ССС часто выявляются

признаки ишемии миокарда в виде изменения конечной части желудочкового комплекса ST-T: регистрируются изменения формы и полярности зубца T, а часто и положения сегмента S-T относительно изолинии. Также информативным неинвазивным методом исследования сердечно-сосудистой системы является доплероэхокардиография (ЭХО-КГ). Она позволяет оценить морфологические структуры сердца, состояние центральной гемодинамики и контрактильности миокарда. У новорожденных с ПН ССС по результатам ЭХО-КГ выявляются такие нарушения, как открытые фетальные коммуникации (открытое овальное окно, открытый артериальный проток), расширение полостей сердца, наличие недостаточности клапанов, снижение или повышение сократительной функции миокарда и др.

Одним из методов диагностики нарушений сердечно-сосудистой системы является вариабельность сердечного ритма (ВРС), оценка которой основана на математическом анализе различных вариантов регистрации изменений частоты сердечных сокращений. Известно, что частота ритма является чутким маркером состояния вегетативного гомеостаза и одна из первых реагирует на его изменения при адаптации к физиологическим нагрузкам или патологическим состояниям (Л.А. Кравцова, Е.Г. Верченко, М.А. Школьниково, 2002).

Нашей задачей явилось изучение возможности применения искусственного интеллекта для прогнозирования течения ПН ССС у детей, начиная с неонатального периода и на протяжении первого года жизни, с использованием вариабельности сердечного ритма. К

средствам искусственного интеллекта относятся нейронные сети, моделирующие деятельность человеческого мозга при решении задач в условиях неопределенности (см. рисунок).



Структура трехслойной нейронной сети:  $W_{ij}^l$ ,  $W_{jk}^{ll}$  – подлежащие настройке весовые коэффициенты между слоями;  $\bar{x}$  – входной образ;  $\bar{y}$  – ответ нейронной сети;  $I, J, K$  – входной, скрытый, выходной слои соответственно

Объектом нашего исследования были новорожденные с ПН ССС, которым, наряду с общепринятыми методами диагностики, мы фиксировали 5-минутную запись variability сердечного ритма. Нами были созданы две специализированные трехслойные нейронные сети, направленные на выявление патологии сердечно-сосудистой системы. Запись ВРС осуществляли у новорожденных детей. В дальнейшем этих детей обследовали в консультативно-диагностической поликлинике. ЭКГ и ЭХО-КГ проводили им в возрасте 6 месяцев и 1 года. На основании проведенного катamnестического исследования выявлялись исходы ПН ССС в виде выздоровления или сохранения нарушений на первом году жизни в виде нарушения реполяризации миокарда левого желудочка (ST-T нарушения) или других вариантов нарушений миокарда.

Для обучения и теста каждой нейронной сети были подготовлены записи ВРС пятидесяти пациентов. Эти записи в виде последовательности чисел интервалов RR поступают для анализа на входной слой сети, реализованной в виде компьютерной программы. На выходном слое содержится один нейрон, определяющий, относится ли пациент к группе с данным видом нарушений или не относится.

Изначально предполагалось подавать на вход нейросети всю последовательность чисел, составляющую запись ВРС. Однако в этом случае входной слой нейронной сети должен был содержать не менее 600 элементов, и ее обучение не позволяло получить удовлетворительный процент распознаваемости образов. В ходе экспериментов мы пришли к выводу, что лучший процент распознаваемости обеспечивается, если RR-интервалы, или промежутки времени между ударами сердца, представить в виде гистограммы (горизонтальная ось – длительность интервала, вертикальная ось –

количество таких интервалов). При таком подходе количество клеток на входе удалось сократить до семи единиц.

Для улучшения распознаваемости входной образ подвергался процедуре сжатия с помощью «нейросетевой воронки» [1]. Для данной задачи оптимальный размер скрытого слоя составил 5 клеток.

Обучение нейросети состоит в нахождении такой комбинации весовых коэффициентов, соединяющих нейроны соседних слоев, при которой погрешность определения класса образа стремится к минимуму.

Обучение производилось методом случайного поиска, генетическим алгоритмом, однако наиболее эффективным оказался метод обратного распространения ошибки. При использовании этого метода в сетях диагностики ST-T-нарушений и дисфункции миокарда нам удалось добиться распознаваемости 91 и 82 % соответственно.

Метод обратного распространения ошибки состоит из двух этапов. Первый этап – прямое распространение сигнала:

$$O_j^r[j] = 1 / (1 + e^{-S_j^r[j]/H_j});$$

$$j = 1, 2, \dots, N_j$$

$$O_k^r[k] = 1 / (1 + e^{-S_k^r[k]/H_k});$$

$$k = 1, 2, \dots, N_k,$$

где  $O_j^r, O_k^r$  – выходные значения нейронов слоев  $j, k$  соответственно;  $H_j, H_k$  – пороги активационных функций;  $N_i, N_j, N_k$  – число нейронов в слоях  $i, j, k$  соответственно;  $S_j^r[j], S_k^r[k]$  – суммы сигналов, пришедших от нейронов предыдущих слоев на нейроны слоев  $j$  и  $k$  соответственно;  $r$  – номер шага.

Полученный на выходе результирующий вектор  $O_k^r$  сравнивается с известным правильным ответом. Вычисляется составляющая ошибки:

$$\delta k^{llr}[k] = Y_k^r[k] - O_k^r[k].$$

На втором этапе производится поиск оптимальных весовых коэффициентов  $W_{ij}^l$ ,  $W_{jk}^{ll}$  при помощи обратного распространения сигнала:

$$W_{jk}^{llr+1}[j, k] = W_{jk}^{llr}[j, k] + \eta_1 O_j^r[j] \delta k^{llr}[k]; ;$$

$$\delta j^{lr}[j] = O_j^r[j] \cdot (1 - O_j^r[j]) \sum_{k=1}^{N_k} W_{jk}^{llr}[j, k] \cdot \delta k^{llr}[k];$$

$$W_{ij}^{lr+1}[i, j] = W_{ij}^{lr}[i, j] + \eta_2 O_i^r[i] \cdot \delta j^{lr}[j],$$

где  $\eta_1$  и  $\eta_2$  – константы обучения.

Прямой и обратный ход выполняются после каждого предъявления очередного образа  $X$  и ответа  $Y$ .

В дальнейшем для улучшения характеристик указанных сетей будет увеличено число образцов в обучающей выборке и исследовано применение различных законов активации нейрона при прямом распространении сигнала в нейронной сети. Отметим, что введение подстроечного коэффициента  $T[j]$  для каждого нейрона  $j$  на скрытом слое позволяет сместить значение степени экспоненты при расчете сигмоидальной функции активации на наиболее продуктивный участок кривой. В общепринятых обозначениях это будет иметь следующий вид:

$$T^{r+1}[j] = T^r[j] + \text{eta} \cdot O_i^r[j] \cdot \delta_j^{r+1}[j],$$

$$O_j^k[j] = 1 / (1 + e^{T^k[j] - S_j^k[j]}),$$

где  $S_j^k$  – сумма сигналов на входе  $j$ -го нейрона скрытого слоя;  $\text{eta}$  – константа обучения ней-

ронной сети;  $O_i^k, O_j^k$  – значения сигналов на выходах нейронов слоев  $i$  и  $j$  соответственно.

Таким образом, наше исследование показало возможность применения нейронных сетей с использованием вариабельности сердечного ритма для диагностики и прогнозирования течения таких заболеваний у новорожденных детей, как постгипоксические нарушения сердечно-сосудистой системы.

#### Список литературы

1. Ясинский И.Ф., Калинин Е.Н. Об обучении нейронной сети распознаванию дефектов на движущемся тканевом полотне / Дни науки-2005: Сб. мат-лов науч.-практ. конф. – СПб.: СПГУТД, 2005. – С. 224–225.

Чаша Татьяна Валентиновна,  
ФГУ «Ивановский НИИ материнства и детства»,  
доктор медицинских наук, профессор, зав. отдела неонатологии и клинической неврологии детского возраста,  
телефон (4932) 33-71-53,  
e-mail: ivniimid@inbox.ru

Харламова Наталья Валерьевна,  
ФГУ «Ивановский НИИ материнства и детства»,  
кандидат медицинских наук, научный сотрудник отдела неонатологии и клинической неврологии детского возраста,  
телефон (4932) 33-71-53,  
e-mail: ivniimid@inbox.ru

Климова Ольга Игоревна,  
ФГУ «Ивановский НИИ материнства и детства»,  
врач-неонатолог детского отделения акушерской клиники,  
телефон (4932) 33-71-53,  
e-mail: ivniimid@inbox.ru

Ясинский Федор Николаевич,  
Ивановский государственный энергетический университет,  
доктор физико-математических наук, профессор, зав. кафедрой высокопроизводительных вычислительных систем,  
телефон (4932) 26-98-29.

Ясинский Игорь Федорович,  
Ивановская государственная текстильная академия,  
кандидат технических наук, доцент кафедры прикладной математики и информационных технологий,  
телефон (4932) 35-78-21.