

ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ КАК ОСНОВА СИСТЕМЫ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

Мустецов Н.П., Чурюмова И.Г.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

61166, Харьков, пр. Ленина 14, каф. Биомедицинских электронных устройств и систем, тел. (057)702-13-246 E-mail: churyumov@ic.kharkov.ua факс (057) 702-11-13

In spite of the fact that the neuron networks were created eventually to exchange the expert at a phase of setting of the diagnosis their role remains auxiliary. At the same time outcomes of their operation really render the substantial help as boosting thinking of the doctor. In operation the medical system of decision making is offered, at which usage the maximal effect in setting the diagnosis is reached.

Введение. Целью работы является анализ возможностей компьютерных технологий при создании систем объективной медицинской диагностики. В ходе работы планируется решить задачу выбора типа искусственной нейронной сети для проведения медицинской диагностики.

Сущность. С точки зрения системного анализа схема формирования диагноза принимает вид, представленный на рисунке 1



Рис.1. Схема взаимодействия Пациент-Врач

Из рисунка видно, что в настоящее время основными техническими звеньями такой системы являются экспертная и информационно-поисковая системы, которые могут работать самостоятельно или в составе системы. Экспертная система проводит анализ на основании входных данных, которые являются данными, взятыми из историй болезней пациентов. Информационно-поисковая система на основании имеющихся баз данных выводит всю имеющуюся информацию по запросу. Однако окончательное решение остается за врачом, так как и экспертная и информационно-поисковая системы работают эффективно в случае детерминированных входных данных. В области медицинской диагностики понятие показатель и его корреляционные связи с другими показателями не являются постоянной величиной, более того понятия показатель, симптом, синдром и заболевание не всегда детерминированы. К примеру, повышенное артериальное давление является симптомом гипертонической болезни. В свою очередь гипертония является симптомом для инсульта. Таким образом, для создания технической системы принятия решений необходимо решать как задачи классификации входной и выходной информации, так и задачи организации новой структуры диагностической системы.

Как известно [1], метод диагностики должен обладать стопроцентной чувствительностью, то есть не пропускать действительно больных людей и одновременно стопроцентной специфичностью, то есть не относить к больным людям здоровых. Все ранее использовавшиеся методы диагностики не удовлетворяли этому требованию, поскольку в большинстве случаев высокая чувствительность приводила к низкой специфичности и наоборот. В идеале границу разделения между больным и здоровым надо проводить отдельно

для каждого человека. Для удовлетворения этого требования требуется принципиально новый подход к формированию систем принятия решений.

В качестве нового подхода предлагается в качестве экспертной системы использовать искусственную нейронную сеть (ИНС), которая является одной из самых популярных систем принятия решения, поскольку она показывает наилучшие результаты в задачах распознавания образов, классификации, кластеризации. Именно к такому классу задач и можно отнести задачу правильной постановки диагноза. Как известно [3], нейронные сети – это системы искусственного интеллекта, способные к самообучению в процессе решения задач. Обучение сводится к обработке сетью множества примеров. Сеть по заданным входам генерирует свои выходы и сравнивает последние с выходами из обучающего набора. Для максимизации выходов, попадающих в допустимый интервал отклонения от обучающих, нейронная сеть модифицирует интенсивности связей между нейронами, из которых она построена, и таким образом самообучается. Прогонка обучающих примеров проводится, пока не достигается желаемая точность совпадения реальных и обучающих выходов. С этого момента нейросеть считается обученной, и может быть применена к обработке данных.

Но первоначально следует провести анализ данных, на основании которых будет обучаться наша ИНС.

Количество входов нашей сети будет порядка 10^2 , что объясняется важностью всех показателей, которые лечащий врач включает в анамнез и в описание состояния больного. Если рассмотреть такую область как медицинская диагностика, то определенный набор показателей может принадлежать различным классам заболеваний, то есть в процессе принятия решения могут появляться диагнозы, которые не были предусмотрены в процессе обучения ИНС, т.е. мы говорим о появлении новых диагнозов, не учтенных в процессе обучения ИНС.

И еще очень важно, чтобы ИНС могла работать в различных режимах: должно быть обучение с учителем, без него, обучение в реальном времени.

Проанализировав все факты, можно сделать вывод, что в нашем случае невозможно будет обойтись «стандартными» видами ИНС, которые обычно используются для решения такого рода задач. Как известно [2], наиболее используемыми для решения такого типа задач являются многослойные персептроны и радиально-базисные ИНС. При таком количестве входов сети обучение таких видов ИНС займет длительное время и к тому же они натолкнутся на так называемое «проклятие размерностей». Это означает, что, например, в радиально-базисных ИНС число базисных функций экспоненциально растет с размерностью входного пространства. Отсюда следует ограничение эффективности этих сетей при решении задач с большим числом входных признаков.

Одним из выходов для решения поставленной задачи могут служить нейронные сети встречного распространения (Counterpropagation neural networks). В простейшем случае эта сеть представляет собой сочетание самоорганизующейся карты Кохонена и звезд Гроссберга, то есть сочетает в себе конкурентное самообучение с контролируемым обучением с учителем, что и является одним из выдвинутых нами условий. Простейшая однонаправленная сеть встречного распространения представляет собой архитектуру, представленную на рисунке 2.

Нулевой слой содержит $n+m$ нейронов и разбит на две секции: одна передает на скрытый слой образ $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$, а другая – на выходной слой образ $y(k) = (y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k))^T$. Скрытый слой – слой Кохонена, представляет собой самоорганизующуюся карту, содержит h нейронов и реализует преобразование $u(k) = W^K x(k)$, где $u(k) = (u_1(k), u_2(k), \dots, u_h(k))^T$; $W^K = \{w_{il}^K\}$, $l=1,2,\dots,h$; $i=1,2,\dots,n$ – $(h \times n)$ – матрица настраиваемых синаптических весов. Выходной слой – слой Гроссберга, образован m выходными звездами и реализует преобразование $\hat{y}(k) = V^G u(k)$, где $V^G = \{v_{jl}^G\}$, $j=1,2,\dots,m$; $l=1,2,\dots,h$ – $(m \times h)$ – матрица настраиваемых синаптических весов.

Запишем преобразование, осуществляемое сетью в целом $\hat{y}(k) = V^G W^K x(k)$, с учетом того, что в качестве нейронов сети используются адаптивные линейные ассоциаторы.

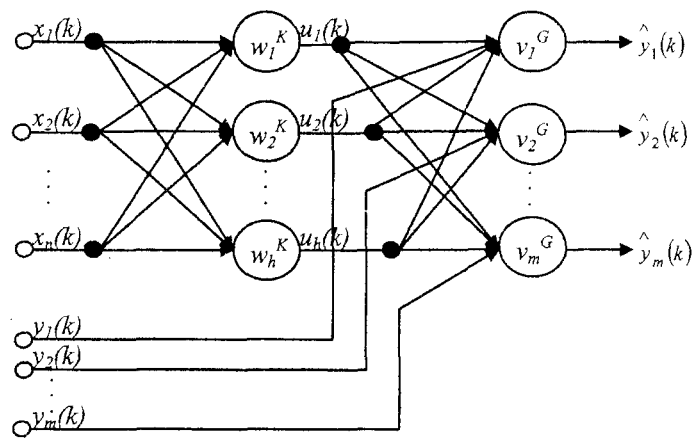


Рис. 2. Однонаправленная нейронная сеть встречного распространения

Обучение сети осуществляется в два этапа: на первом по данным выборки $x(1), x(2), \dots, x(N)$ в слое Кохонена происходит процесс самоорганизации, в результате которого входное пространство разбивается на множество кластеров и реализуется стратегия самообучения «победитель получает все» [2]:

$$w_l^K(k+1) = \begin{cases} w_l^K(k) + \eta_w(k) (x(k) - w_l^K(k)), & \text{если} \\ & l - \text{тый нейрон победил} \\ w_l^K(k) & \text{в противном случае} \end{cases}$$

На втором этапе по выборке $(x(1), y(1), x(2), y(2), \dots, x(N), y(N))$ настраивается выходной слой в соответствии с правилом обучения выходной звезды [2]

$$v_{jl}^G(k+1) = v_{jl}^G(k) + \eta_v(k) u_l(k) (y_j(k) - v_{jl}^G(k))$$

$$\text{где } u_l(k) = \begin{cases} 1, & \text{если } l - \text{тый нейрон победил} \\ 0 & \text{в противном случае} \end{cases}$$

т.е. фактически происходит уточнение только тех весов, которые связывают нейроны слоя Гроссберга с нейроном-победителем слоя Кохонена. Если слой Гроссберга настраивать путем минимизации стандартной локальной целевой функции $E_j(k) = \frac{1}{2} (y_j(k) - v_j^{GT} u(k))^2$, то можно увеличить скорость обучения сетей встречного распространения.

Для обучения таких сетей в реальном времени существует несколько подходов [2]: подключение между слоями Кохонена и Гроссберга сети MAXNET для обеспечения нужного вида функции $u_l(k)$; использование в слое Кохонена биполярных функций соседства.

Таким образом, как можно видеть нейронная сеть встречного распространения полностью удовлетворяет выдвинутым условиям и поэтому можно сделать вывод, что такая структура может быть использована для решения задач медицинской диагностики.

Выводы. В ходе проведенных исследований авторами определена оптимальная структура для нейронной сети для решения задач медицинской диагностики. В дальнейшем планируется практическая реализация данной структуры.

Литература.

1. Александр Ежов, Владимир Четкин Нейронные сети в медицине, Журнал Открытые системы N4/97;
2. Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко Искусственные нейронные сети. Архитектура, обучение, применение, Харьков, 2004. – 369с. ;
3. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере.- Новосибирск: Наука, 1996.- 276 с.