

УДК 616.07:004.032.26

Шевченко О.И.  
ОНМА

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ**

Идея искусственных нейронных сетей возникла как следствие попыток смоделировать поведение живых существ в процессе исследований в области искусственного интеллекта. В процессе этих исследований делались попытки воспроизведения способности нервных биологических систем обучаться на собственном опыте и исправлять возможные ошибки, полученные в ходе обучения [1-3]. Особенно быстро получила развитие теория нейронных сетей в последние 10-20 лет, когда была создана элементная база для ее практической реализации – цифровые компьютеры.

По аналогии с мозгом человека, ключевым элементом нейронных сетей является понятие искусственного нейрона. Особенность искусственного нейрона в том, что он получает входные сигналы через несколько входных каналов. Каждый входной сигнал проходит через соединение, имеющее определённую интенсивность, что соответствует некоторой активности биологического нейтрона. С каждым нейроном связано определенное пороговое значение его активации, т.е. выход искусственного нейрона равен нулю, если вход отрицательный и единице - при входе положительном.

Выходы нейронов соединяются со входами других нейронов, обеспечивая этим передачу сигнала от одного нейрона к другому. Совокупность нейронов, выполняющих определённую функцию, образуют слой, а объединённые между собой слои образуют сеть. В простейшем случае сеть состоит из входных и выходных слоёв. Но чаще всего в сети могут присутствовать также скрытые (промежуточные) слои, где обычно выполняется основная часть работы сети. Последовательность слоёв нейронов и их соединений образуют так называемую архитектуру сети, конечно имеющую довольно слабую связь с построением реальной биологической нервной ткани из нейронов.

В одной из наиболее распространённых на практике архитектур - многослойном персептроне, каждый нейрон более высокого уровня соединяется своими входами с выходами нейронов нижележащего слоя. Значения входных сигналов поступают на нейроны самого

нижнего слоя и передаются в следующий слой, при этом они преобразуются (ослабляясь или усиливаясь) в зависимости от числовых значений (весов) межнейронных связей. В результате на выходе нейрона самого верхнего слоя получаем сигнал - реакцию всей сети на входное воздействие.

Особая ценность нейронных сетей заключается в том, что их можно обучать. Это обучение обеспечивается благодаря полученным ранее данным, для которых известны как значения входных параметров, так и правильные ответы на них (обучение с учителем). Сам процесс обучения состоит в подборе таких весов межнейронных связей, которые обеспечивают максимальную близость реакции сети к заранее известным правильным ответам. Обучение без учителя - когда формируется ответ сети только на основе входных воздействий. На практике часто последовательно используют оба эти способа.

Другой особенностью нейронных сетей является то, что они нелинейны по своей природе, что позволяет воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости, особенно там, где линейные модели работают плохо. Такие сети оказались способными принимать решения, на основе выявленных ими скрытых закономерностей в многомерных данных.

В качестве примера, ниже приведены некоторые результаты решения нашей задачи с помощью использования некоторых элементов нейронных сетей - пакета Statistica Neural Networks (SNN).

Используя данные Var1 - Var55, полученные из [4] в качестве входных переменных нейронной сети, создаём структуру сети по типу - Многослойный перцептрон (Multilayer Perceptron) [1-3], с количеством входов 55 и выходов - 2 (гладкое и осложнённое течение послеоперационного периода больного). Полученная структура нейронной сети показана на рисунке 1. Она состоит из трёх слоев - входного, состоящего из 55 элементов (Var1 - Var55), промежуточного (M) - 28 элементов и выходного из двух элементов (1 и 2). Из всех входных данных сети программой SNN значимыми были признаны 38, которые программой были разделены на три группы - обучающую, контрольную и тестовую.

Обучение сети выполнялось методом обратного распространения [1]. Алгоритм обратного распространения последовательно обучает сеть на данных из обучающего множества. На каждом шаге обучения (эпохе) наблюдения по очереди поступают на вход сети. Сеть их

обрабатывает и выдаёт выходные значения, которые затем сравниваются с заранее известными (заданными) значениями и их разность (ошибка) используется для корректировки весов межнейронных связей в сторону уменьшения ошибки. В таблице 1 показан образец процесса обучения. Процесс был выполнен за 46 шагов и была достигнута погрешность обучения не превышающая 0,005.

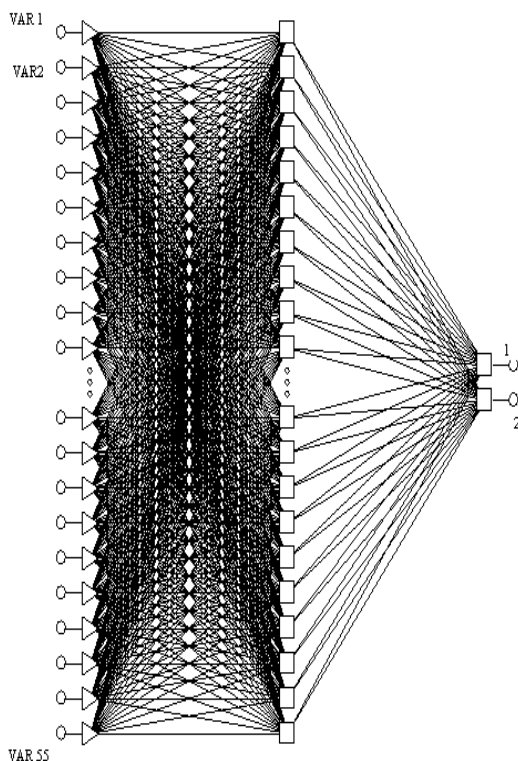


Рис. 1- Структура нейронной сети

Таблица 1. Обучение нейронной сети

<b>N</b>	<b>TRAI</b>	<b>N</b>	<b>TRAI</b>	<b>N</b>	<b>TRAI</b>
<b>1</b>	1,824	<b>18</b>	0,287	<b>34</b>	0,038
<b>2</b>	1,824	<b>19</b>	0,285	<b>35</b>	0,028
<b>3</b>	0,550	<b>20</b>	0,278	<b>36</b>	0,027
<b>4</b>	0,471	<b>21</b>	0,273	<b>37</b>	0,019
<b>5</b>	0,456	<b>22</b>	0,257	<b>38</b>	0,018
<b>6</b>	0,402	<b>23</b>	0,200	<b>39</b>	0,016
<b>7</b>	0,398	<b>24</b>	0,192	<b>40</b>	0,013
<b>8</b>	0,387	<b>25</b>	0,113	<b>41</b>	0,013
<b>9</b>	0,385	<b>26</b>	0,100	<b>42</b>	0,007
<b>10</b>	0,376	<b>27</b>	0,091	<b>43</b>	0,007
<b>11</b>	0,360	<b>28</b>	0,068	<b>44</b>	0,006
<b>12</b>	0,322	<b>29</b>	0,066	<b>45</b>	0,005
<b>13</b>	0,315	<b>30</b>	0,057	<b>46</b>	0,005
<b>14</b>	0,298	<b>31</b>	0,054	<b>47</b>	0,005
<b>15</b>	0,296	<b>32</b>	0,045		
<b>16</b>	0,292	<b>33</b>	0,039		

Обученная, таким образом, сеть может в дальнейшем использоваться для построения прогнозов новых данных. По нашему мнению, круг задач, решаемых такой системой, может быть значительно расширен, так как для этого достаточно иметь необходимый набор входных параметров с известными результатами для создания индивидуализированных схем профилактики заболеваний на судах.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Нейронные сети. Statistica Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных/ Под редакцией В.П. Боровикова-2-е изд.-М.: Горячая линия-Телеком,2008.-392с.
2. SPSS: Искусство обработки информации. Анализ статистических данных и восстановление скрытых закономерностей: Пер. с нем. / Ахим Бююль, Петер Цёфель – СПб.: ООО «ДиаСофтЮП», 2001. – 608с.
3. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе Statistica в среде Windows.-М.:Финансы и Статистика, 2006.-243с.
4. Шевченко О.І. Прогнозування гнійно-септичних ускладнень оперативної лапароскопії в гінекології // Вісник морської медицини. – 2004. - №4. – С.10-12.