



- б) применять комбинированные устройства с использованием стержневых элементов;
- в) использовать опорное кольцо с оптимальным диаметром.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Калнберз В.К., Адамович И.С., Пернер М.И., Янсон И.А.* Напряженно-деформированное состояние спицы аппарата внешней фиксации с жесткими кольцами. // Биомеханика: Проблемы исследования. – Рига. – 1988. – С. 163-167.
2. *Липанов Г.А.* О взаимном влиянии сил натяжения спиц в опорных элементах аппарата Илизарова.//Теоретические и практические аспекты чрескостного компрессионного и дистракционного остеосинтеза. – Курган, 1976. – С.53-54.
3. *Левченко К.К., Любичкий А.П., Сафонова Л.В., Циплаков А.Ю.* Биомеханическое моделирование внешней фиксации при лечении переломов губчатых костей с помощью аппаратов наружного остеосинтеза // Кафедра травматологии и ортопедии СГМУ. [http:// www.yrsp.sgm.ru/tesis/tesis\\_2005/hir/25.htm](http://www.yrsp.sgm.ru/tesis/tesis_2005/hir/25.htm).
4. *Соломин Л.Н.* Основы чрескостного остеосинтеза аппаратом Г.А. Илизарова. – СПб., 2005.
5. *Постнов В.А., Хархурим И.Я.* Метод конечных элементов в расчетах судовых конструкций. – М.: Судостроение, 1974.
6. *Karlov A.V., Likhatschov V.N., Osipov Yu.V.* Biomechnik der Universal – Biomedizinische Technik. – Berlin, 1996. – P.104-105.

УДК 681.327.12.001.362

© 2007 г. **Н.С. Безруков**

(Амурский государственный университет, Благовещенск)

## **СПОСОБ ПОСТРОЕНИЯ КАСКАДНОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СЕТИ**

Рассматриваются вопросы построения каскадной сети, на основе методов теории информации и аппарата адаптивных нейро-нечетких сетей. Построена система поддержки принятия решения для диагностики бронхиальной астмы по параметрам электроэнцефалограммы.

### **Введение**

Существует различные технологии создания систем поддержки принятия решений (СППР), одной из которых являются нейронные сети. В работах [1, 2] отмечается одно из главных достоинств сетей – получение предсказаний в условиях априорной неопределенности, когда даже эксперт зачастую не в состоянии выявить все закономерности, скрытые в исследуемых данных.

дуемой системе. На их основе разработано ряд приложений, решающих прикладные задачи экономики [1], медицины [2, 3] и т.д.

Однако использование сетей имеет ряд ограничений для разработчика. В частности, в работе [1] было показано, что корень от количества обучающих данных должен быть соизмерим со сложностью нейронной сети – количеством настраиваемых коэффициентов. Только тогда можно говорить о достоверной работе созданной сети на априорно неопределенных данных. И если структуру нейронной сети (и как следствие – количество настраиваемых коэффициентов) можно выбирать, то структура адаптивной нейро-нечеткой сети (ANFIS) постоянна и зависит от количества входов. Так, для ANFIS с двумя входами имеем 28 настраиваемых коэффициентов, а с пятью – 232. Это ограничение для применения ANFIS в СППР с большим количеством входных параметров и малым количеством обучающих данных.

Целью работы является разработка способа построения каскадной нейро-нечеткой сети для СППР. Сеть должна иметь меньше настраиваемых коэффициентов по сравнению с адаптивной нейро-нечеткой сетью при одном и том же количестве входов.

### Способ построения каскадной нейро-нечеткой сети

Для выбранных внешних признаков, записанных в численной форме, и принимаемого решения, закодированного двумя числами (–1 и 1):

$$y = [x_1, x_2, \dots, x_n], \quad (1)$$

где  $y$  – вектор-столбец принимаемого решения длиной  $P$ ,  $y \in \{-1; 1\}$ ;  $x_1, \dots, x_n$  – внешние признаки в форме векторов-столбцов длиной  $P$ ,  $x_1 \in \Omega_1, x_2 \in \Omega_2, \dots, x_n \in \Omega_n$ ;

Требуется построить систему, соблюдающую условие минимума эффекта переобучения для адаптивной нейро-нечеткой сети:

$$P \approx \frac{(8d + 2^d (d + 1))^2}{d}, \quad (2)$$

где  $d$  – размерность данных, подаваемых на сеть,  $2 \leq d$ ;  $P$  – количество данных для обучения сети. Система состоит из входного (нулевого) слоя с внешними  $n$ -признаками и последующими  $k$ -слоями, каждый слой имеет  $m$  узлов. Количество слоев и узлов в каждом слое должно определяться по следующему алгоритму до момента, пока  $t_k \leq 0$  и  $m_k = 1$ ,

$$m_1 = \frac{m_0 - t_1}{d}, m_2 = \frac{m_1 + t_1 - t_2}{d}, m_3 = \frac{m_2 + t_2 - t_3}{d}, \dots, \\ m_k = \frac{m_{k-1} + t_{k-1} - t_k}{d}, \quad (3) \\ M = [m_1, m_2, \dots, m_k],$$

где  $k$  – количество слоев в системе;  $m_k$  – округленное до меньшего целого число от деления  $\frac{m_{k-1}}{d}$ , определяющее количество узлов в  $k$ -слое;  $m_0 = n$ ;  $t_k = (m_{k-1} - dm_k)$  – остаток от деления, определяющий количество незадействованных признаков в  $k$ -слое, переходящих на следующий слой, тем самым образуя сходящуюся каскадную структуру, в которой выходы узлов слоя образуют внутренние признаки для следующего слоя.

На каждый узел слоя должны последовательно подаваться группы:

$$\{x_1, x_2, \dots, x_d\}_{i,j}, \quad i = \overline{1..k}, j = \overline{1..m_i} \quad (4)$$

При формировании групп необходимо соблюдать правила:

1) признаки (внешние или внутренние) объединяются в группы по правилу наименьшей кросс-энтропии [4], которая считается по формуле:

$$I(x, y) = \log_{10} \frac{N_{X1} \cdot N_{X2} \cdot \mathbf{K} \cdot N_{Xd}}{N_{X1, X2, \dots, Xd}}, \quad (5)$$

где  $N_x$  – количество промежутков, где присутствует  $X_1$ ;  $N_d$  – количество промежутков, где присутствует  $X_d$ ;  $N_{x_1, x_2, \dots, x_d}$  – количество клеток, в которых содержатся точки с координатами  $(X_1, X_2, \dots, X_d)$ ;

2) каждый признак (внешние или внутренний) используется только в одной группе и только один раз;

3) признаки (внешние или внутренние), не вошедшие в группу в верхнем слое, участвуют в соревновании на образования группы на нижних слоях.

В качестве узла системы выступает адаптивная нейро-нечеткая сеть  $G(\dots)$ . Ее параметры настраиваются при обучении известными алгоритмами (обратного распространения ошибки) [5], соблюдая правила:

1) слои обучаются последовательно от первого к последнему;

2) узлы в отдельном слое обучаются параллельно, причем на вход подается поставленная в соответствие группа, а на выход – вектор-столбец решений из выражения 1.

Векторы-столбцы  $g_{i,j}$ , полученные при пересчете обученной сети  $G_{i,j}(\dots)$  по заданной группе  $\{x_1, x_2, \dots, x_d\}_{i,j}$ , являются внутренними признаками, формирующими группы для нижеобразующихся узлов.

Выходом системы является выход сети последнего слоя.

На рис. 1 представлена зависимость числа настраиваемых коэффициентов от числа входов для адаптивной нейро-нечеткой сети (пунктирная линия) и каскадной нейро-нечеткой сети (сплошная линия), в которой узел имеет два входа.

Как следует из рис. 1, каскадная сеть имеет линейную зависимость и тем самым требует меньшего числа коэффициентов настройки.

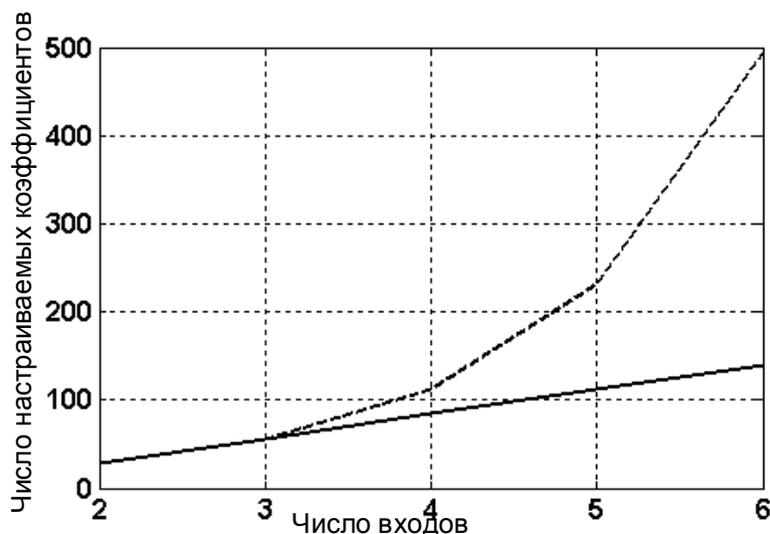


Рис. 1. Зависимость числа коэффициентов от числа входов в нейро-нечеткой сети.

### Пример построения СППР для диагностики бронхиальной астмы

СППР для диагностики бронхиальной астмы (БА) строится на основе нейрофизиологического исследования, проведенного в ГУ «Дальневосточный научный центр физиологии и патологии дыхания СО РАМН», в котором принимали участие больные с БА и контрольная группа из практически здоровых лиц. Исследование, проводившееся методом электроэнцефалографии (ЭЭГ), выявило изменение в биоэлектрической активности головного мозга у группы больных БА.

ЭЭГ представляет собой сложный колебательный электрический процесс, который может быть зарегистрирован при расположении электродов на мозге или на поверхности скальпа и является результатом электрической суммации и фильтрации элементарных процессов, протекающих в нейронах головного мозга. Электроэнцефалографическое исследование проводилось с помощью компьютерного электроэнцефалографа ЭЭГА-21/26 «Энцефалан-131-03», по общепринятой методике с размещением электродов на поверхности головного мозга по международной схеме отведений «10 – 20%», предложенной Jasper в 1958 г. и рекомендованной к применению Международной федерацией клинических нейрофизиологов. Оценивалась мощность спектра по частотным диапазонам в процентах для альфа, бета, тета и дельта активности в обоих полушариях. Такой метод дает 84 диагностических признака.

В обследовании участвовал 51 больной БА и 50 здоровых людей. При помощи статистических критериев эксперт-медик выделяет наиболее значимые спектральные характеристики основных ритмов, приведенных в таблице: альфа-ритм в затылочном отведении слева (Alfa-O1), альфа-ритм в центральном отведении слева (Alfa-C3), бета-ритм височной области слева (Beta-F7), тета-ритм в лобнополюсном отведении справа (Teta-Fp2).

Диагностические признаки	Статистические методы		
	Стьюдент	Вилкоксон	Хи-квадрат
Alfa-O1	2.7 (p<0,01)	2158 (p<0,01)	4.31 (p<0,06)
Alfa-C3	3.31 (p<0,01)	2081 (p<0,01)	8.42 (p<0,01)
Beta-F7	2,24 (p<0,03)	2118 (p<0,01)	5.03 (p<0,04)
Teta-Fp2	4,27 (p<0,001)	2558 (p<0,05)	23.7 (p<0,001)

На рис. 2 представлена структура системы диагностики БА по ЭЭГ, в которой имеется блок нормировки значимых признаков, подробно описанный в [6].

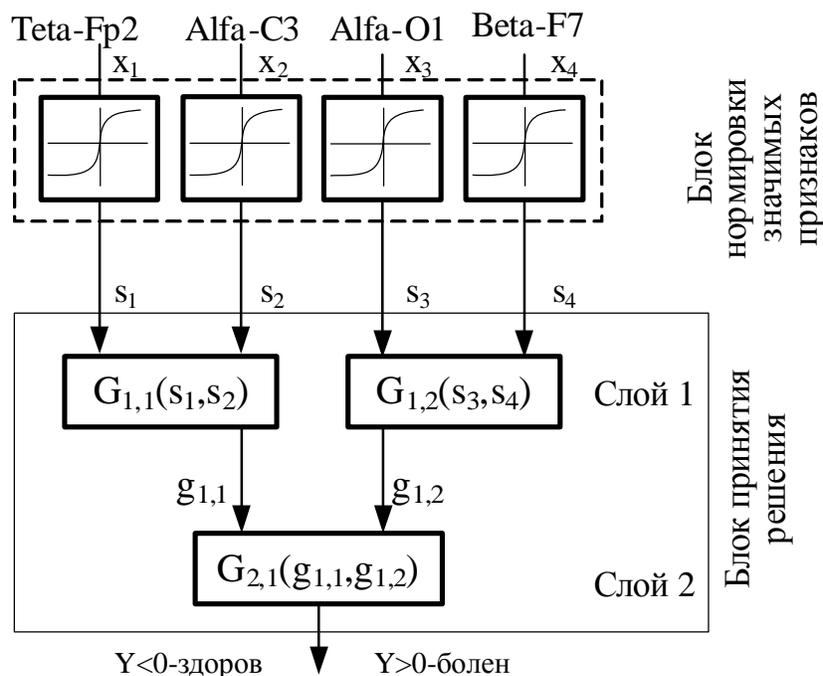


Рис. 2. Структура системы диагностики БА по ЭЭГ.

При построении блока принятия решения была определена структура каскадной сети, которая состоит из трех узлов и двух слоев. Узлы состоят из обученных адаптивных нейро-нечетких сетей. Узлы были обучены по алгоритму обратного распространения ошибки.

Система диагностики по ЭЭГ может диагностировать БА: если больше 0, то пациент болен, иначе – здоров. Точность работы системы для обучающих данных составляет 82%.

### Заключение

Разработанный способ построения каскадной нейро-нечеткой сети позволяет на основе аппарата адаптивных нейро-нечетких сетей создавать сети с меньшим числом настраиваемых коэффициентов по сравнению с адаптивной нейро-нечеткой сетью при одном и том же количестве входов.



При определении параметров СППР для диагностики БА были решены задачи поиска значимых признаков, их нормировка и определена структура блока принятия решения с каскадной нейро-нечеткой сетью.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Ежов А.А., Шумский С.А.* Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. – 1998. [<http://www.neuroproject.ru>].
2. *Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др.* Нейроинформатика. - Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. [<http://neuroschool.narod.ru/books/neurinf.html>].
3. *Арсеньев С.* Извлечение знаний из медицинских баз данных. 1999 [<http://www.megaputer.ru>].
4. *Dongxin Xu.* Energy, entropy and information potential for neural computation. – University of Florida, – 1999.
5. *Рутковская Д., Пилиньский В., Рутковский Л.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. / пер. с польского И.Д. Рудинского. – М: Горячая линия; Телеком, 2004.
6. *Безруков Н.С., Ермакова Е.В.* Прогнозирование бронхиальной астмы по параметрам реоэнцефалографии на основе гибридной сети. Математические методы в технике и технологиях – ММТТ-19 // Труды XIX международ. науч.конф. / под общ. ред. В.С. Балакирева. – Воронеж, Воронеж. гос. технол. акад. – 2006. – Т. 7. – С.211-214.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии Ю.М. Перельманом.*

УДК 612.821

© 2007 г. **А.В. Воронов**, канд. физ.-мат. наук

(Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Владивосток),

**Т.А. Горбач**, канд. мед. наук

(Медицинское объединение ДВО РАН, Владивосток)

### **ИССЛЕДОВАНИЕ КОГНИТИВНОСТИ ЧЕЛОВЕКА. МЕТОДИКА И ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИЧЕСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ<sup>1</sup>**

Предложена валидная методика исследования когнитивности человека. Приводятся результаты электроэнцефалографического исследования когнитивности с применением предлагаемой методики. В экспериментах по сравнению с фоновым состоянием испытуемого, наблюдали уменьшение  $\alpha$ -ритма, в основном активацию правой области коры.

---

<sup>1</sup> Работа выполнена в рамках плана Дальневосточного отделения Научного совета по методологии искусственного интеллекта РАН.