

працюють в найбільш завантаженому зміні;  $\Phi_m$  – річний фонд робочого часу одного робочого місця, г.

Запропонований показник по аналогії з розповсюдженим коефіцієнтом використання поста можна назвати коефіцієнтом використання виробничої бази підприємства.

Рівень використання виробничої бази підприємства можна порівнювати з аналогічним коефіцієнтом отриманим за результатами розрахунків коефіцієнтів подібних автосервісних підприємств за такою формулою:

$$R_b^g = \frac{NR_b}{\sum_{j=1}^N R_{b_j}} \quad (8)$$

де  $R_b^g$  – середній по групі підприємств галузі рівень використання виробничої бази;  $N$  – кількість підприємств галузі, показники яких порівнюються;  $\sum_{j=1}^N R_{b_j}$  – сума показників рівня використання виробничої бази по  $N$  підприємствам.

При  $R_b^g > 1$ , на підприємстві використання виробничої бази більш ефективне ніж в середньому по групі однотипних підприємств. При  $R_b^g < 1$  підприємство відстає від інших підприємств галузі за рівнем використання виробничих потужностей.

## Висновки

При використанні системи оціночних показників необхідно мати можливість аналізувати причинно-наслідкові зв'язки функціонування виробничого процесу, використовувати співвідношення між технічними, технологічними і фінансовими параметрами. Мати механізм зворотного зв'язку.

В систему показників необхідно включати показники трьох груп: показники стану, потенціалу і результативності виробничого процесу.

## Література

1. Пеньшин, Н. В. Эффективность и качество как фактор конкурентоспособности услуг на автомобильном транспорте: монография Н. В. Пеньшин ; под науч. ред. В. П. Бычкова. – Тамбов : Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2008. – 224 с.
2. Волгин, В. В. Автомобильный дилер: практическое пособие по маркетингу и менеджменту сервиса и запасных частей.- М.: Ось-89, 1997-224с.
3. Кузнецов, Е. С. Управление техническими системами. Учебное пособие/ МАДИ (ТУ). – М.: Моск.автом-дорожн.ин-тут, 1998. – 202 с
4. Всеобщее Управление качеством: Учебник для вузов / О. П. Глудкин, Н. М. Горбунов, А. И. Гуров, Ю. В. Зорин; Под ред. О. П. Глудкина. – М.: Радио и связь, 1999. – 600 с.: ил.

**Дана загальна характеристика еволюційним нейронним мережам та описані недоліки існуючих архітектур. Показані переваги нео-фаззи-нейронів та еволюційної нейромережі на їх основі над каскадно-корреляційною архітектурою Фальмана-Леб'єра**

**Ключові слова:** нео-фаззи-нейрон, каскад, мережа, апроксимація

**Дана общая характеристика эволюционным нейронным сетям и описаны недостатки существующих архитектур. Показаны преимущества нео-фаззи-нейронов и эволюционной нейросети на их основе над каскадно-корреляционной архитектурой Фальмана-Леб'єра**

**Ключевые слова:** нео-фаззи-нейрон, каскад, сеть, аппроксимация

**This article represents a general picture of the evolutionary neural networks and a short overview of existing architectures. The advantages of the neo-fuzzy-neurons and evolutionary neural networks based on them described below and compared with cascade-correlation architecture of Fahlman-Leb'ere**

**Key words:** neo-fuzzy-neuron, cascade, network, approximation

УДК 004.032.23

# КАСКАДНАЯ ЭВОЛЮЦИОННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ С НЕО- ФАЗЗИ-НЕЙРОНАМИ В КАЧЕСТВЕ УЗЛОВ

**Е. В. Бодянский**

Доктор технических наук, профессор\*

Контактный тел.: (057) 702-18-90

E-mail: bodya@kture.kharkov.ua

**В. В. Волкова**

Кандидат технических наук, ассистент\*

Контактный тел.: (057) 702-18-90

E-mail: volkovavv@gmail.com

**С. Д. Громов**

Контактный тел.: (057) 700-23-81, 050-403-84-98

E-mail: madihol@ukr.net

\*Кафедра искусственного интеллекта

Харьковский национальный университет радиоэлектроники  
пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61166

**1. Введение**

В настоящее время искусственные нейронные сети широко применяются в обработке информации, заданной в виде временных последовательностях или цифровых таблиц «объект-свойство», сгенерированных нестационарными хаотическими или стохастическими системами. Наиболее привлекательные свойства искусственных нейронных сетей проявляются в их аппроксимирующих способностях и обучаемости. Также очень важным преимуществом нейронных сетей является возможность решения задачи распознавания образов.

Как хорошо известно, главным недостатком искусственных нейронных сетей является неинтерпретируемость полученных результатов, т.е. обученная нейронная сеть является «чёрным ящиком». Интерпретируемость и прозрачность вместе с обучающимися способностями – главные свойства нейро-фаззи- и нео-фаззи-систем.

В настоящей работе предпринимается попытка синтеза новой вычислительной интеллектуальной системы. Эта система имеет каскадную архитектуру, использует узлы с нечёткой логикой и может быть обучена с помощью усовершенствованных процедур оптимизации. Использование нео-фаззи-нейронов в качестве элементов этой сети – наиболее уместно в данной ситуации. Они позволяют получить высокую аппроксимирующую точность, а их вычислительная реализация довольно проста. В качестве критериев обучения, помимо критерия наименьших квадратов, рассмотрены корреляционный критерий Фальмана-Лебьера и критерий распознавания образов Шинка.

**2. Архитектура эволюционной нейронной сети**

Традиционно под обучением понимается процесс настройки синаптических весов нейронной сети в зависимости от выбранных процедур оптимизации и критерия обучения. Качество полученных результатов может быть улучшено не только настройкой весовых коэффициентов, но и изменением архитектуры нейронной сети (количество узлов). Существует два базовых способа настройки архитектуры нейронной сети: 1) «конструктивный подход» - начинается с простой архитектуры и постепенно добавляются новые узлы в процессе обучения; 2) «деструктивный подход» - начинается с избыточной сети и затем в процессе обучения, идёт упрощение архитектуры этой сети.

Очевидно, для конструктивного подхода требуется меньше вычислительных ресурсов, в рамках этой технологии как весьма эффективные можно выделить каскадные нейронные сети. Наиболее эффективным представителем каскадных нейронных сетей является каскадно-корреляционная архитектура.

Эта сеть стартует с самой простой архитектуры, состоящей из одного нейрона. Во время процедуры обучения новые нейроны добавляются в сеть, формируя многослойную структуру. Важно, что в течение каждой эпохи обучения только один нейрон последнего каскада подвержен настройке. Все предыдущие нейроны обрабатывают информацию с «замороженными»

весами. Авторы каскадно-корреляционной архитектуры Фальман и Лебьер [1], выделяют высокую скорость процедур обучения и хорошие аппроксимирующие свойства этой сети. Нами предлагается в каскадную архитектуру вместо традиционных персептронов Ф.Розенблатта использовать нео-фаззи-нейроны.

Нео-фаззи нейрон с несколькими входами и одним выходом, изображен на рис. 1. Он реализует отображение

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \tag{1}$$

где  $x_i$  -  $i$ -й вход ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),  $\hat{y}$  - выход. Структурные

блоки нео-фаззи-нейронов являются нелинейными – и выполняют преобразование  $i$ -го входного сигнала в виде

$$f_i(x_i) = \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i)$$

реализуя правило нечеткого вывода

$$IF \ x_i \ IS \ x_{ji} \ THEN \ THE \ OUTPUT \ IS \ w_{ji}$$

где  $x_{ji}$  является нечетким множеством,  $w_{ji}$  - синаптический вес. Как легко видеть, нелинейные синапсы на самом деле реализованы с помощью нечеткого вывода нулевого порядка Такаги-Сугено.

Условно функции принадлежности  $C_{ij}$  являются элементарными треугольными функциями, как показано на рис. 2.

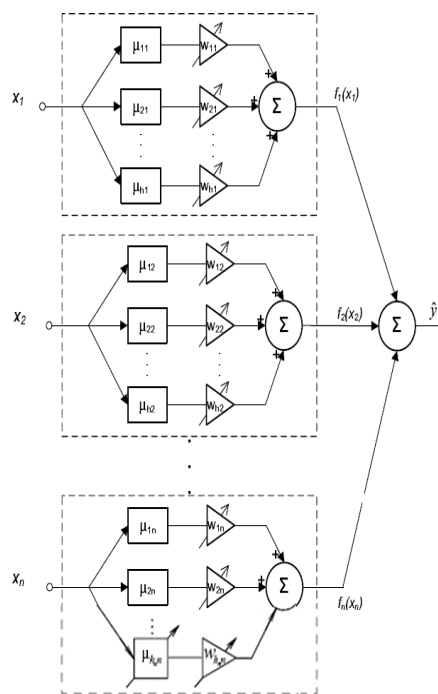


Рис. 1 - Нео-фаззи нейрон

Для предварительно нормированных входных переменных  $x_i$  (обычно от 0 до 1) функция принадлежности может быть записана в форме:

$$\mu_{ji}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{j-1,i}}{c_{ji} - c_{j-1,i}}, & x \in [c_{j-1,i}, c_{ji}] \\ \frac{c_{j+1,i} - x_i}{c_{j+1,i} - c_{ji}}, & x \in [c_{ji}, c_{j+1,i}] \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

где  $C_{ji}$  – достаточно произвольно выбранные центры соответствующих функций принадлежности.

Как правило, они равномерно распределены на интервале  $[0, 1]$ . Это способствует упрощению процессов обработки информации, что

$$\mu_{ji}(x_i) + \mu_{j+1,i}(x_i) = 1$$

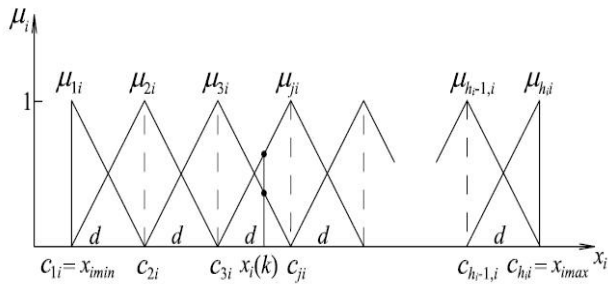


Рис. 2. Треугольные функции принадлежности

Таким образом, выходной сигнал нелинейного сигнала может быть записан в очень простой форме

$$f_i(x_i) = w_{ji} \mu_{ji}(x_i) + w_{j+1,i} \mu_{j+1,i}(x_i)$$

Выходной же сигнал нео-фаззи-нейрона в целом при этом имеет вид

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}(k-1) \mu_{ji}(x_i(k))$$

Суммируя  $f_i(x_i)$ , производится у-выход из уравнения (1). Когда вектор сигнала  $x(k) = (x_1(k), x_2(k) \dots \dots x_n(k))$  (здесь  $k = 1, 2, \dots, n$ , является дискретным временем) подается на вход нео-фаззи нейронов, выход этого нейрона определяется как функции принадлежности  $x_i(k)$  и перестраиваемый синаптической веса  $w_{ji}(k)$ , которые были получены в предыдущие эпохи подготовки.

Среди наиболее важных преимуществ нео-фаззи-нейрона можно отметить высокую скорость обучения, вычислительную простоту, возможность нахождения глобального минимума критерия обучения в режиме реального времени. Критерием обучения (целевой функцией) является стандартная локальная квадратичная функция ошибки

$$E(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 = \frac{1}{2} e(k)^2 = \frac{1}{2} \left( y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i(k)) \right)^2$$

минимизируемая с помощью обычного градиентного шагового алгоритма

$$\begin{aligned} w_{ji}(k+1) &= w_{ji}(k) + \eta e(k+1) \mu_{ji}(x_i(k+1)) = \\ &= w_{ji}(k) + \eta \left( y(k+1) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}(k) \mu_{ji}(x_i(k+1)) \right) \mu_{ji}(x_i(k+1)) \end{aligned}$$

где  $y(k)$  - целевое значение выходной переменной,  $\eta$  является скалярным параметром скорости обучения.

С целью увеличения скорости обучения может быть использован одношаговый алгоритм Уидроу-Хоффа

$$w(k+1) = w(k) + \frac{y(k+1) - w^T(k) \mu(x(k+1))}{\|\mu(x(k+1))\|^2} \mu(x(k+1)) \quad (2)$$

где

$$\begin{aligned} \mu(x(k+1)) &= (\mu_{11}(x_1(k+1)), \dots, \mu_{h1}(x_1(k+1)), \dots \\ &\dots, \mu_{h2}(x_2(k+1)), \dots, \mu_{ji}(x_i(k+1)), \dots, \mu_{hn}(x_n(k+1)))^T \end{aligned}$$

или его модификации [2,3]

$$\begin{cases} w(k+1) = w(k) + \tau^{-1}(k+1)(y(k+1) - \\ - w^T(k) \mu(x(k+1))) \mu(x(k+1)) \\ \tau(k+1) = \alpha \tau(k) + \|\mu(x(k+1))\|^2, 0 \leq \alpha \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

которая обладает как сглаживающими, так и фильтрующими свойствами.

Каскадная архитектура, построенная на нео-фаззи-нейронах и показанная на рис. 3, реализует следующее отображение

- нео-фаззи-нейрон первого каскада

$$\hat{y}^{[1]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[1]} \mu_{ji}(x_i)$$

- нео-фаззи-нейрон второго каскада

$$\hat{y}^{[2]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[2]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+1}^{[2]} \mu_{j,n+1}(\hat{y}^{[1]})$$

- нео-фаззи-нейрон третьего каскада

$$\hat{y}^{[3]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[3]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+1}^{[3]} \mu_{j,n+1}(\hat{y}^{[1]}) + \sum_{j=1}^h w_{j,n+2}^{[3]} \mu_{j,n+2}(\hat{y}^{[2]})$$

- нео-фаззи нейрон м-го каскада

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[m]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=1}^h w_{jl}^{[m]} \mu_{jl}(\hat{y}^{[l-n]}) \quad (4)$$

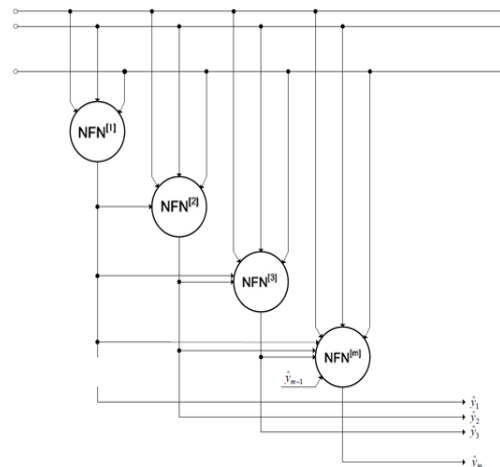


Рис. 3. Архитектура каскадной нео-фаззи-сети

тров, и важно, что все из них линейно входят в описание системы. В более компактном виде отображение, реализуемое данной сетью, может быть записано как

$$\hat{y}^{[m]} = w^{[m]T} \mu^{[m]}$$

### 3. Алгоритмы обучения

В задачах распознавания образов, кроме квадратичных критериев могут быть использованы и иные функции. При этом нас интересует не только значение  $\hat{y}$ , но его значение  $\text{sign} \hat{y}$ .

Используя в качестве целевой функции критерий Шинка,

$$\begin{aligned} E^{[m]}(k) &= y(k) \hat{y}^{[m]}(k) - |\hat{y}^{[m]}(k)| = \\ &= y(k) - \text{sign} w^{[m]T} \mu^{[m]}(k) w^{[m]T} \mu^{[m]}(k) \end{aligned}$$

приводит к процедуре обучения

$$\begin{aligned} w^{[m]}(k) &= w^{[m]}(k-1) + \eta(k)(y(k) - \\ &- \text{sign} w^{[m]T}(k-1) \mu^{[m]}(k)) \mu^{[m]}(k) \end{aligned}$$

или ее модификации

$$\begin{aligned} w^{[m]}(k) &= w^{[m]}(k-1) + \\ &+ \eta(k) \frac{y(k) - \text{sign} w^{[m]T}(k-1) \mu^{[m]}(k)}{\|\mu^{[m]}(k)\|^2} \mu^{[m]}(k) \end{aligned}$$

где обучающий сигнал  $y(k)$  может принимать только два значения  $\pm 1$ .

Эксперимент показал, что данные алгоритмы обучения каскадной нео-фаззи-сети значительно превосходят корреляционный алгоритм [4] по скорости и может обучаться как в пакетном режиме, так и в последовательном.

### 4. Выводы

Таким образом, в ходе работы была сделана попытка синтеза новой системы вычислительного интеллекта. Эта система имеет каскадную архитектуру, использует узлы с нечёткой логикой и может быть обучена с помощью усовершенствованных процедур оптимизации. Использование нео-фаззи-нейронов в качестве элементов этой сети улучшает её реализацию и позволяет получить высокую аппроксимирующую точность. В качестве критериев обучения, помимо критерия наименьших квадратов, целесообразно использовать и критерий распознавания образов Шинка.

Эксперимент показал, что предлагаемый алгоритм обучения каскадной нео-фаззи-сети превосходит каскадно-корреляционный алгоритм по скорости и может обучаться как в пакетном режиме, так и в последовательном (адаптивном) режиме.

### Литература

1. Fahlman S. E. The cascade-correlation learning architecture [Текст] / Fahlman S. E., Lebiere C. // Advances in Neural Information Processing Systems. – San Mateo, CA, 1990. – P. 524 – 532.
2. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение. / Бодянский Е. В., Руденко О. Г. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – С. 372.
3. Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhnyi V. An adaptive learning algorithm for a neo-fuzzy neuron // Proc. 3rd Int. Conf. of European Union Soc. for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT 2003). – Zittau, Germany, 2003. – P. 375–379.
4. Prechelt L. Investigation of the CasCor family of learning algorithms // Neural Networks. – 1997. – Т.10, №5. – P. 885–896.