НЕЙРОІНФОРМАТИКА ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ

НЕЙРОИНФОРМАТИКА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

NEUROINFORMATICS AND INTELLIGENT SYSTEMS

УДК 004.032.26

Е. В. Бодянский, Е. А. Викторов

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ НА ОСНОВЕ КАСКАДНОЙ ОРТОГОНАЛЬНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В статье рассматривается новая нетрадиционная нейросетевая архитектура – каскадная ортогональная нейронная сеть, алгоритм ее обучения в пакетном режиме и в режиме реального времени, а также применение этой архитектуры для решения задач прогнозирования и аппроксимации.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время для решения широкого класса задач, связанных с обработкой информации, заданной в виде временных рядов или массивов числовых данных, порождаемых нестационарными, хаотическими или стохастическими системами, широкое распространение получили искусственные нейронные сети, благодаря своим аппроксимирующим возможностям и способности к обучению. Традиционно под обучением понимается процесс настройки весовых параметров сети в соответствии с той или иной процедурой оптимизации принятого критерия обучения [1, 2].

Улучшить качество получаемого результата можно, настраивая не только синаптические веса, но и архитектуру (количество узлов) самой нейронной сети путем либо увеличения числа нейронов относительно исходной простой архитектуры – конструктивный подход [3–5], либо путем уменьшения их количества в исходной сложной архитектуре – деструктивный подход [6–8].

С вычислительной точки зрения более привлекательным представляется конструктивный подход, в рамках которого можно выделить каскадные нейронные сети [9–11], наиболее характерным и эффективным представителем которых является Cascade-Correlation Learning Architecture (CasCorLA) [9]. Эти сети, стартуя с простой архитектуры, состоящей из единственного нейрона, в процессе обучения добавляют один за другим новые нейроны, образуя многослойную структуру. При этом в течение каждой эпохи обучения настраивается только один нейрон последнего каскада, все же предыдущие нейроны обрабатывают информацию с «замороженными» весами. Авторы CasCorLA Фальман и Лебьер отмечают высокую скорость обучения и хорошие аппроксимирующие свойства этой сети. Вместе с тем, следует отметить, что в качестве узлов в этой архитектуре используются элементарные персептроны Розеблатта с функциями активации типа гиперболического тангенса так, что выходной сигнал каждого нейрона нелинейно зависит от синаптических весов. Отсюда следует, что обучение должно производиться на основе дельта-правила и его модификаций, представляющих собой, по сути, градиентные алгоритмы оптимизации. Очевидно, что говорить об оптимизации скорости обучения в этом случае затруднительно. В связи с этим представляется целесообразным синтезировать каскадную архитектуру, использующую такие искусственные нейроны, в которых выходной сигнал будет линейно зависеть от синаптических весов, что позволить оптимизировать скорость обучения и сократить размер обучающей выборки.

1 ОРТО-НЕЙРОН

Среди множества функциональных структур, используемых для аппроксимации нелинейных зависимостей, особого внимания заслуживают ортогональные полиномы [12, 13]. Они обладают весьма привлекательными свойствами как с вычислительной точки зрения и обеспечиваемой ими точности, так и с точки зрения нейросетевой реализации [14–21].

При этом элементарная одномерная система, описываемая в пространстве «вход – выход» некоторой неизвестной функциональной зависимости $y(x)$ со сколь угодно высокой точностью, может быть представлена следующей суммой:

$$\hat{y} = \hat{f}(x) = w_0\varphi_0(x) + w_1\varphi_1(x) + \ldots + w_h\varphi_h(x) = \sum_{j=0}^{h} w_j\varphi_j(x), \qquad (1)$$

где x и $y(x)$ – входные и выходная переменные оцениваемого процесса, $\varphi_j(x)$ – ортогональный полином j-го порядка ($j = 0, 1, 2, \ldots, h$), j, q – неотрицательные целые числа, $k = 1, 2, \ldots, N$ – дискретное время или порядковый номер элемента в выборке.

Выражение (1) может быть представлено с помощью элементарной схемы, приведенной на рис. 1 и названной нами орто-синапс.

На рис. 1 x_i – i-я компонента ($i = 1, 2, \ldots, n$) сигнала $x = (x_1, x_2, \ldots, x_n)^T$, w_{ji} ($j = 1, 2, \ldots, h$) – синаптические веса, подлежащие определению, $f_i(x_i)$ – выходной сигнал орто-синапса, который может быть записан следующим образом:

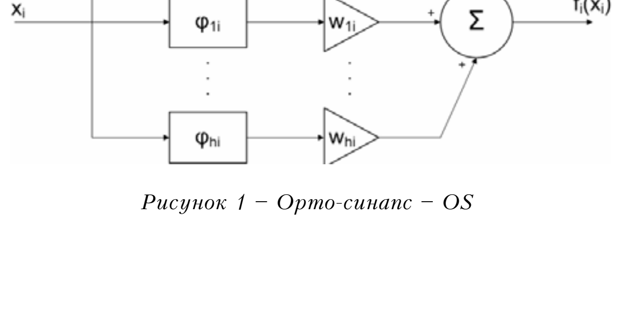

Рисунок 1 – Орто-синапс – OS

$$f_i(x_i) = \sum_{j=0}^{h} w_{ji}\varphi_{ji}(x_i). \qquad (2)$$

Различные системы ортогональных полиномов могут быть использованы в качестве активационных функций в орто-синапсах. Выбор системы ортогональных полиномов зависит от специфики решаемой задачи. Если входные данные нормализированы на гиперкуб $[-1, 1]^n$, целесообразным представляется использовать систему ортогональных полиномов Лежандра, ортогональных на интервале $[-1, 1]$ с весом $\gamma(x) = 1$:

$$\varphi^L_{ji}(x_i) = 2^{-j}\sum_{p=0}^{[j/2]}(-1)^p\frac{(2j-2p)!}{p!(j-p)!(j-2p)!}x_i^{j-2p}. \qquad (3)$$

Также для упрощения вычислений может быть использована рекуррентная формула:

$$\varphi^L_{j+1,i}(x_i) = \frac{2j+1}{j+1}x_iP_j(x_i) - \frac{j}{j+1}P_{j-1}(x_i). \qquad (4)$$

Система ортогональных полиномов Лежандра лучше всего подходит в том случае, когда до построения нейромодели нам известен интервал, в котором изменяются данные. В ином случае может быть использована система ортогональных полиномов Эрмита:

$$H_l(u) = l!\sum_{p=1}^{[l/2]}(-1^p)\frac{(2u)^{l-2p}}{p!(l-2p)!}. \qquad (5)$$

Эта система ортогональна на интервале $(-\infty, +\infty)$ с весовой функцией $h(u) = e^{-u^2}$ и дает возможность уменьшить влияние на результат точек, лежащих далеко от начала координат.

Также несложно заметить, что орто-синапс имеет идентичную архитектуру с нелинейным синапсом нео-фаззи-нейрона [22–24], однако реализует более гладкое полиномиальное приближение с помощью ортогональных полиномов, вместо кусочно-линейной аппроксимации.

Мы использовали орто-синапс в качестве строительного блока для архитектуры, названной нами орто-нейроном и приведенной на рис. 2.

Орто-нейрон имеет такую же архитектуру, как и нео-фаззи-нейрон, реализуя отображение

$$\hat{y} = \sum_{i-1}^{n} f_i(x_i) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=0}^{h} w_{ji}\varphi_{ji}(x_i), \qquad (6)$$

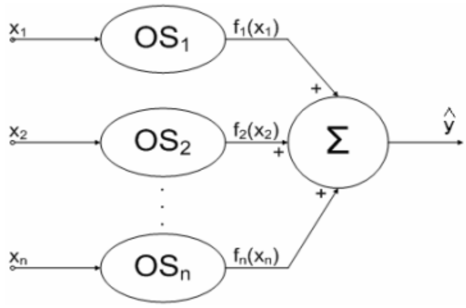

Рисунок 2 – Орто-нейрон – ON

и позволяет добиться высокой точности аппроксимации и экстраполяции существенно нелинейных сигналов и процессов [16, 17, 19–21, 25]. Однако, как будет показано далее, орто-нейрон будет использован нами в качестве элементарного узла в архитектуре, названной каскадная ортогональная нейронная сеть (CONN – Cascade Orthogonal Neural Network).

2 КАСКАДНАЯ ОРТОГОНАЛЬНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Архитектура каскадной ортогональной нейронной сети приведена на рис. 3.

Представленная конструкция реализует отображение следующего вида:

– нейрон первого каскада

$$\hat{y}_1 == \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=0}^{h} w_{ji}^{[1]}\varphi_{ji}(x_i); \tag{7}$$

– нейрон второго каскада

$$\hat{y}_2 == \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=0}^{h} w_{ji}^{[2]}\varphi_{ji}(x_i) + \sum_{j=0}^{h} w_{j,n+1}^{[2]}\varphi_{j,n+1}(\hat{y}_1); \tag{8}$$

– нейрон третьего каскада

$$\hat{y}_3 == \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=0}^{h} w_{ji}^{[3]}\varphi_{ji}(x_i) + \sum_{j=0}^{h} w_{j,n+1}^{[3]}\varphi_{j,n+1}(\hat{y}_1) + \sum_{j=0}^{h} w_{j,n+2}^{[3]}\varphi_{j,n+2}(\hat{y}_2); \tag{9}$$

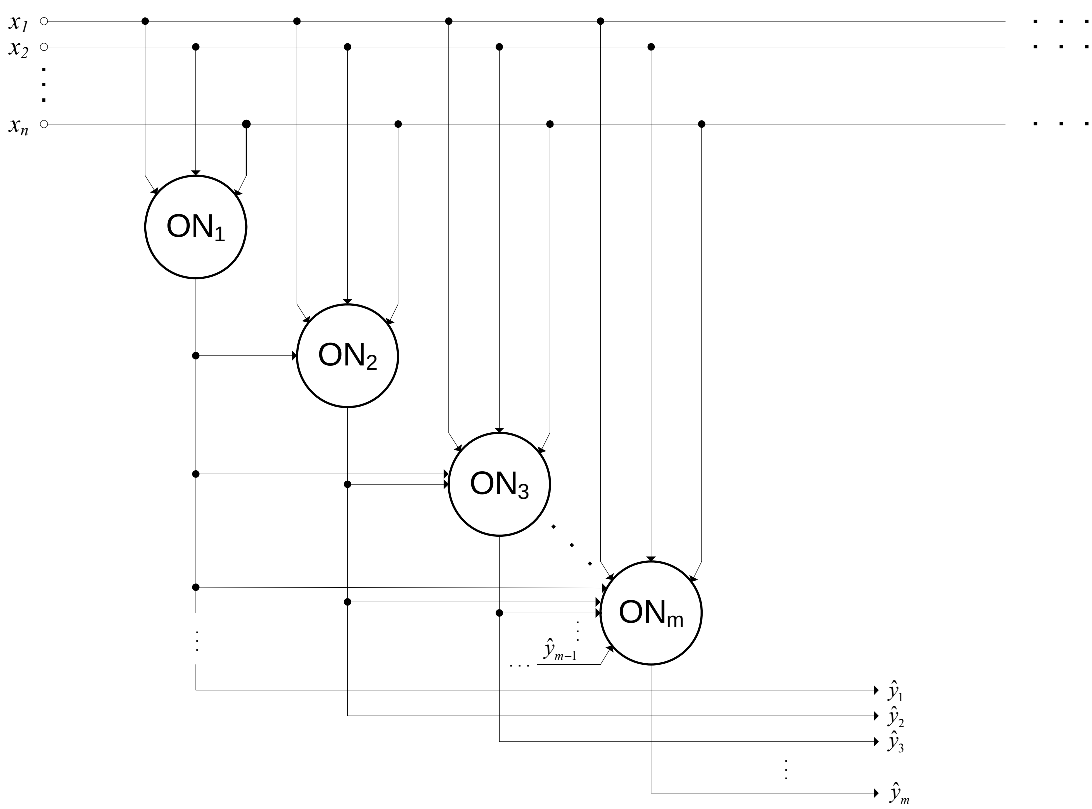

Рисунок 3 – Каскадная ортогональная нейронная сеть

– нейрон m-го каскада

$$\hat{y}_m == \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=0}^{h} w_{ji}^{[m]}\varphi_{ji}(x_i) + \\ + \sum_{i=n+1}^{n+m-1}\sum_{j=0}^{h} w_{jl}^{[m]}\varphi_{jl}(\hat{y}_{l-n}), \quad (10)$$

где $\hat{y}_m$ – выход m-го каскада нейронной сети; $w_{ji}^{[m]}$ – j-й синаптический весовой коэффициент в i-м орто-синапсе орто-нейрона m-го каскада; φ_{ji} – ортогональный полином i-го порядка в j-м орто-синапсе; h – количество ортогональных полиномов в орто-синапсах, по которым происходит разложение входных сигналов; n – количество орто-синапсов в ортонейроне первого каскада; $(n + m - 1)$ – количество орто-синапсов в ортонейроне m-го каскада.

Каскадная ортогональная нейронная сеть содержит $(h+1)\left(n + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} l\right)$ настраиваемых параметров и, что очень важно, все они линейно входят в описание (10).

Вводя далее вектор ортогональных полиномов $(h+1)(n+m-1)\times 1$ m-го орто-нейрона $\varphi^{[m]} = (\varphi_{01}(x_1), \varphi_{11}(x_1), \ldots, \varphi_{h1}(x_1), \varphi_{02}(x_2), \ldots, \varphi_{h2}(x_2), \ldots, \varphi_{ji}(x_i), \ldots, \varphi_{hn}(x_n), \varphi_{0,n+1}(\hat{y}_1), \ldots, \varphi_{h,n+1}(\hat{y}_1), \ldots, \varphi_{h,n+m-1}(\hat{y}_{m-1}))^T$ и соответствующий ему вектор синаптических весов $w^{[m]} = (w_{01}^{[m]}, w_{11}^{[m]}, \ldots, w_{h1}^{[m]}, w_{02}^{[m]}, \ldots, w_{h2}^{[m]}, \ldots, w_{ji}^{[m]}, \ldots, w_{hn}^{[m]}, w_{0,n+1}^{[m]}, \ldots, w_{h,n+1}^{[m]}, \ldots, w_{h,n+m-1}^{[m]})^T$ той же размерности, можно представить (10) в более компактной форме:

$$\hat{y}_m = w^{[m]T}\varphi^{[m]}. \quad (11)$$

3 ОБУЧЕНИЕ КАСКАДНОЙ ОРТОГОНАЛЬНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Обучение каскадной нейронной сети производится в пакетном режиме с использованием всех элементов обучающей выборки $x(1)$, $y(1)$; $x(2)$, $y(2)$; ...; $x(k)$, $y(k)$;...; $x(N)$, $y(N)$. Сначала вычисляется набор значений ортогональных функций $\varphi^{[1]}(1)$, $\varphi^{[1]}(2)$, ..., $\varphi^{[1]}(N)$ для каждого образа из обучающей выборки, после чего путем прямой минимизации критерия обучения

$$E_N^{[1]} = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{N} e_1(k)^2 = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{N}(y(k) - \hat{y}_1(k))^2, \quad (12)$$

вычисляется вектор синаптических весов

$$w^{[1]}(N) = \left(\sum_{k=1}^{N}\varphi^{[1]}(k)\varphi^{[1]T}(k)\right)^{+}\sum_{k=1}^{N}\varphi^{[1]}(k)y(k) = \\ = P^{[1]}(N)\sum_{k=1}^{N}\varphi^{[1]}(k)y(k). \quad (13)$$

Если размер обучающей выборки достаточно велик, удобнее использовать процедуру (13) в форме рекуррентного метода наименьших квадратов с последовательной обработкой элементов обучающей выборки:

$$\begin{cases} w^{[1]}(k+1) = w^{[1]}(k) + \\ \quad + \dfrac{P^{[1]}(k)(y(k+1) - w^{[1]T}(k)\phi^{[1]}(k+1))}{1 + \phi^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\phi^{[1]}(k+1)}\phi^{[1]}(k+1), \\ P^{[1]}(k+1) = P^{[1]}(k) - \\ \quad - \dfrac{P^{[1]}(k)\phi^{[1]}(k+1)\phi^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)}{1 + \phi^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\phi^{[1]}(k+1)}. \end{cases} \quad (14)$$

Необходимо отметить, что использование процедур (13), (14) позволяет существенно сократить время необходимое для настройки весовых коэффициентов, по сравнению с градиентными алгоритмами, в основе которых лежит дельта-правило. Также ортогональность активационных функций обеспечивает численную устойчивость в процессе обращения матриц.

После завершения обучения первого каскада сети, синаптические веса орто-нейрона ON_1 «замораживаются», и генерируется второй каскад, состоящий из орто-нейрона ON_2, содержащего один дополнительный вход для выходного сигнала предыдущего каскада. Затем процедуры (13), (14) снова применяются для настройки вектора весовых коэффициентов $w^{[2]}$, который имеет размерность $(h+1)(n+1)\times 1$.

Процесс роста нейронной сети (увеличения количества каскадов) продолжается до тех пор, пока не будет получена требуемая точность рассматриваемой задачи. При этом, для оценки весовых коэффициентов последнего m-го каскада используются следующие выражения:

$$w^{[m]}(N) = \left(\sum_{k=1}^{N}\varphi^{[m]}(k)\varphi^{[m]T}(k)\right)^{+}\sum_{k=1}^{N}\varphi^{[m]}(k)y(k) = \\ = P^{[m]}(N)\sum_{k=1}^{N}\varphi^{[m]}(k)y(k) \quad (15)$$

или

$$\begin{cases} w^{[m]}(k+1) = w^{[m]}(k) + \\ \quad + \dfrac{P^{[m]}(k)(y(k+1) - w^{[m]T}(k)\phi^{[m]}(k+1))}{1 + \phi^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\phi^{[m]}(k+1)}\phi^{[m]}(k+1), \\ P^{[m]}(k+1) = P^{[m]}(k) - \\ \quad - \dfrac{P^{[m]}(k)\phi^{[m]}(k+1)\phi^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)}{1 + \phi^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\phi^{[m]}(k+1)}. \end{cases} \tag{16}$$

Основным недостатком CasCorLA является возможность обучения только в пакетном режиме, когда вся обучающая выборка задана априорно. Благодаря максимально возможной (квадратичной) скорости сходимости алгоритма (16), каскадная ортогональная нейронная сеть может обучаться и в реальном режиме времени. При этом сразу формируется архитектура, состоящая из m каскадов, каждый из которых обучается с помощью собственного алгоритма. Поскольку для m-го каскада дополнительными входами являются выходы предыдущих орто-нейронов, алгоритм (7) фактически реализует рекуррентный метод ошибки прогноза [26], получивший широкое распространение в теории адаптивной идентификации. Изменение числа каскадов в процессе обучения также не представляет никаких трудностей.

4 РЕЗУЛЬТАТЫ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

При апробации предложенной архитектуры в качестве тестовой решалась задача прогнозирования временного ряда Мэки – Гласса. Этот ряд представляет собой хаотическую, детерминированную последовательность, определяемую следующим дифференциальным уравнением:

$$y'(t) = \frac{0,2t(t-\tau)}{1+y^{10}(t-\tau)} - 0,1y(t). \tag{17}$$

Квантование сигнала было проведено с шагом 0,1. Под обучающую выборку был отведен участок сигнала, содержащий 500 элементов. Целью являлось прогнозирование сигнала на шесть шагов вперед по его предыстории: значениям элементов в моменты времени k, $(k-6)$, $(k-12)$ и $(k-18)$. Тестовая выборка содержала 9500 элементов последовательности – значения сигнала с 501 до 10000.

Для оценки полученного прогноза использовалась среднеквадратическая ошибка (18)

$$\mathrm{MSE}(k, N) = \frac{\sum_{q=1}^{N} e_q^2}{N}. \tag{18}$$

Перед тем, как начинать обучение каскадной ортогональной нейронной сети необходимо определить три опциональных параметра: 1) тип системы ортогональных полиномов в каждом орто-синапсе; 2) количество ортогональных полиномов в каждом орто-синапсе; 3) максимальное количество каскадов. Поскольку входные данные были нормализированы на интервал [–1 1], нами использовалась система ортогональных полиномов Чебышева 1-го рода, что позволило избежать неограниченного роста весовых коэффициентов с увеличением количества каскадов. Основываясь на результатах предыдущих экспериментов, в орто-синапсах использовалось по 3–5 полиномов. А также, для того чтобы предотвратить потерю возможности обобщения сетью, количество каскадов было ограничено до 10.

Результаты прогнозирования временного ряда Мэки – Гласса приведены в табл. 1. Для сравнения эта же задача решалась при помощи Cascade-Correlation Learning Architecture и традиционного многослойного персептрона (MLP), который имел архитектуру 4–7–1 и обучался по алгоритму Левенберга – Марквардта в течение 100 эпох.

Как показывают результаты, каскадная ортогональная сеть предоставляет хорошее качество аппроксимации и прогнозирования существенно нелинейных процессов. Полученная ошибка прогнозирования сравнима с ошибкой, даваемой многослойным персептроном, и намного меньше, чем ошибка CasCorLA. При этом необходимо отметить, что процедура обучения каскадной

Таблица 1 – Ошибки при прогнозировании ряда Мэки – Гласса

Архитектура ИНС	Ошибка на обуч. выборке / Номер каскада										Ошибка на тест. выборке
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
CONN	0,0005	0,0003	0,0003	0,0002	0,0002	0,0002	0,0002	0,0002	0,0002	0,0002	0,0003
CasCorLA	0,11	0,1	0,098	0,095	0,092	0,089	0,088	0,084	0,083	0,083	0,055
MLP	Ошибка на обучающей выборке / Номер эпохи										Ошибка на тест. выборке
	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	
	0,8	0,3	0,09	0,06	0,04	0,03	0,01	0,003	0,001	0,0009	0,0006

ортогональной нейронной сети требует значительно меньше времени и вычислительных ресурсов, чем обратное распространение ошибки или процедура Левенберга – Марквардта. Также, используя каскадную ортогональную нейронную сеть, удается избежать двух существенных недостатков, свойственных CasCorLA и многослойному персептрону: неповторимости полученных результатов и использование нелинейных процедур обучения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье предложена каскадная ортогональная нейронная сеть, отличающаяся от своего прототипа – Cascade-Correlation Learning Architecture – повышенным быстродействием и точностью, численной устойчивостью и возможностью обработки данных в реальном времени по мере поступления новой информации. Теоретическое обоснование и результаты экспериментов подтверждают эффективность развиваемого подхода к синтезу каскадных нейронных сетей.

ПЕРЕЧЕНЬ ССЫЛОК

1. *Cichocki A.* Neural Networks for Optimization and Signal Processing / A. Cichocki, R. Unbehanen. – Stuttgart.: Teubner, 1993. – 544 p.
2. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation / S. Haykin. – Upper Saddle River, N. J.: Prentice Hall. – 1999. – 864 p.
3. *Platt J.* A resource allocating network for function interpolation / J. Platt // Neural Computation. – 1991. – 3. – P. 213–225.
4. *Nag A.* Flexible resource allocating network for noisy data / A. Nag, J. Ghosh // Proc. SPIE Conf. on Applications and Science of Computational Intelligence. – 1998. – P. 551–559.
5. *Yingwei L.* Performance evaluation of a sequential minimal radial basis function (RBF) neural network learning algorithm / L. Yingwei, N. Sundararajan, P. Saratchandran // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1998. – 9. – P. 308–318.
6. *Cun Y. L.* Optimal brain damage / Y.L. Cun, J.S. Denker, S.A. Solla // Advances in Neural Information Processing Systems. – San Mateo, CA: Morgan Kaufman, 1990. – 2. – P. 598–605.
7. *Hassibi B.* Second-order derivatives for network pruning: Optimal brain surgeon / B. Hassibi, D.G. Stork // Advances in Neural Information Processing Systems. Ed. Hanson et al. – San Mateo, CA: Morgan Kaufman, 1993. – P. 551–559.
8. *Prechelt L.* Connection pruning with static and adaptive pruning schedules / L. Prechelt // Neurocomputing. – 1997. – 16. – P. 49–61.
9. *Fahlman S. E.* The cascade-correlation learning architecture / S. E. Fahlman, C. Lebiere // Advances in Neural Information Processing Systems. Ed. D. S. Touretzky. – San Mateo, CA: Morgan Kaufman, 1990. – P. 524–532.
10. *Schalkoff R. J.* Artificial Neural Networks / R. J. Schalkoff. – N.Y.: The McGraw-Hill Comp., 1997. – 528 p.
11. *Аведьян Э. Д.* Каскадные нейронные сети / Э. Д. Аведьян, Г. В. Баркан, И. К. Левин // Автоматика и телемеханика. – 1999. – № 3. – С. 38–55.
12. *Bateman H., Erdelyi A.* Higher Transcendental Functions. Vol. 2. / H. Bateman, A. Erdelyi. – N. Y.: The McGraw-Hill Comp. – 1953. – 396 p.
13. *Graupe D.* Identification of Systems / D. Graupe. – Huntington, N.Y.: Robert E. Kreiger Publishing Comp. – 1976. – 276 p.
14. *Scott I., Mulgrew B.* Orthonormal function neural network for nonlinear system modeling / I. Scott, B. Mulgrew // Proceedings of the International Conference on Neural Networks. – 1996. – Vol. 4. – P. 1847–1852.
15. *Patra J. C.* Nonlinear dynamic system identification using Chebyshev functional link artificial neural network / J. C. Patra, A. C. Kot // IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics. – 2002. – 32. Part B. – P. 505–511.
16. *Bodyanskiy Ye.* Artificial neural network with orthogonal activation functions for dynamic system identification / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhniy, O. Slipchenko // Synergies between Information Processing and Automation. Ed. O. Sawodny and P. Scharff – Aachen: Shaker Verlag. – 2004. – P. 24–30.
17. *Bodyanskiy Ye.* Structural and synaptic adaptation in the artificial neural networks with orthogonal activation functions / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhniy, O. Slipchenko // Sci. Proc. of Riga Technical University. Comp. Sci., Inf. Technology and Management Sci. – 2004. – 20. – P. 69–76.
18. *Liying M.* Constructive feedforward neural network using Hermite polynomial activation functions / M. Liying, K. Khorasani // IEEE Trans. on Neural Networks. – 2005. – 4. – P. 821–833.
19. *Bodyanskiy Ye.* Growing neural networks based on orthogonal activation functions / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Slipchenko // Proc. XII-th Int. Conf. "Knowledge – Dialog – Solution". – Varna, 2006. – P. 84–89.
20. *Bodyanskiy Ye.* Ontogenic neural networks using orthogonal activation functions / Ye. Bodyanskiy, O. Slipchenko / / Prace naukowe Akademii Ekonomicznej we Wroclawiu. – 2006. – 21. – P. 13–20.
21. *Bodyanskiy Ye.* Growing neural network using nonconventional activation functions / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Slipchenko // Int. J. Information Theories & Applications. – 2007. – 14. – P. 275–281.
22. *Бодянский Е. В.* Ортосинапс, ортонейроны и нейропредиктор на их основе / Е. В. Бодянский, Е. А. Викторов, А. Н. Слипченко // Системи обробки інформації. – Х.: ХУПС, 2007. – Вип. 4(62). – С. 139–143.
23. *Yamakawa T.* A neo fuzzy neuron and its applications to system identification and prediction of the system behavior / T. Yamakawa, E. Uchino, T. Miki, H. Kusanagi // Proc. 2-nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks (LIZUKA-92). – Lizuka, 1992. – P. 477–483.
24. *Uchino E.* Soft computing based signal prediction, restoration and filtering / E. Uchino, T. Yamakawa // Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms. Ed. Da Ruan. – Boston: Kluwer Academic Publisher. – 1997. – P. 331–349.
25. *Miki T.* Analog implementation of neo-fuzzy neuron and its on-board learning / T. Miki, T. Yamakawa // Computational Intelligence and Applications. Ed. N.E. Mastorakis. – Piraeus: WSES Press. – 1999. – P. 144–149.
26. *Льюнг Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя / Л. Льюнг; пер. с англ. Под ред. Я. З. Цыпкина. – М.: Наука, 1991. – 432 с.

Надійшла 14.04.2008

У статті розглянуто нову нетрадиційну нейромережеву архітектуру – каскадну ортогональну нейронну мережу, алгоритм її навчання у пакетному режимі і в режимі реального часу, а також застосування цієї архітектури для вирішення задач прогнозування й апроксимації.

In the article new non-conventional architecture called Cascade Orthogonal Neural Network is considered. Learning algorithms which can operate in batch or real-time mode are given. Also application of this architecture for solving forecasting and approximation problems is proposed.