

ON-LINE НЕО-ФАЗЗИ АВТОЕНКОДЕР ДЛЯ СИСТЕМ  
З ГЛИБИННИМ НАВЧАННЯМ  
НА БАЗІ НЕЙРО-ФАЗЗИ МЕРЕЖІ КОЛМОГОВОРА

ON-LINE НЕО-ФАЗЗИ АВТОЕНКОДЕР ДЛЯ СИСТЕМ  
С ГЛУБИННЫМ ОБУЧЕНИЕМ  
НА БАЗЕ НЕЙРО-ФАЗЗИ СЕТИ КОЛМОГОВОРА

ON-LINE NEO-PHASE AUTOENKODER FOR SYSTEMS  
WITH DEEP LEARNING ON THE BASE  
OF THE KOLMOGOROV'S NEURO-PHASE NETWORK

Є.В. БОДЯНСЬКИЙ<sup>1</sup>, докт.техн.наук,  
О.А. ВІНОКУРОВА<sup>1,2</sup>, докт.техн.наук,  
Д.Д. ПЕЛІШКО<sup>3</sup>, докт.техн.наук,  
Ю.М. РАШКЕВИЧ<sup>3</sup>, докт.техн.наук,

<sup>1</sup>Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

<sup>2</sup>Вищий навчальний заклад «Комп'ютерна академія ШАГ», Україна

<sup>3</sup>заступник міністра МОН України

*Однією з основних задач інтелектуального аналізу даних є редуція-компресія великих обсягів даних високої розмірності. В статті запропоновані архітектура і алгоритм on-line навчання нео-фаззи автоенкодера, що є автоасоціативною «bottle neck» модифікацією нейро-фаззи мережі Колмогорова. Запропонований автоенкодер характеризується простотою чисельної реалізації і високою швидкістю налаштування своїх параметрів. Проведено імітаційні експерименти, що підтверджують ефективність підходу, що розвивається.*

**Ключові слова.** *Нео-фаззи автоенкодер, нейронні мережі з глибинним навчанням, нейро-фаззи мережа Колмогорова, редуція-компресія даних, методи машинного навчання.*

*Одной из основных задач интеллектуального анализа данных является редуция-компрессия больших объемов данных высокой размерности. В статье предложены архитектура и алгоритм on-line обучения нео-фаззи автоэнкодера, который является автоассоциативной «bottle neck» модификацией нейро-фаззи сети Колмогорова. Предложенный автоэнкодер характеризуется простотой численной реализации и высокой скоростью настройки своих параметров. Проведены численные эксперименты, которые подтверждают эффективность развиваемого подхода.*

**Ключевые слова.** *Нео-фаззи автоэнкодер, нейронные сети с глубинным обучением, нейро-фаззи сеть Колмогорова, редуция-компрессия данных, методы машинного обучения.*

*One of the important problem, which is connected with big high dimensional data processing, is the task of their compression without significant loss of information that is contained in this data. The systems, which solve this problem and are called autoencoders, are the inherent part of deep neural networks. The main disadvantage of well-known autoencoders is low speed of learning process, which is implemented in the batch mode. In the paper the two-layered autoencoder is proposed. This system is the modification of Kolmogorov's neuro-fuzzy system. Thus, in the paper the hybrid neo-fuzzy system encoder is proposed that has essentially advantages comparatively with conventional neurocompressors-encoders.*

**Keywords.** *Neo-fuzzy autoencoder, deep learning neural network, Kolmogorov's neuro-fuzzy network, data reduction-compression, machine learning.*

**Вступ.** Однією з основних проблем Data Mining, що пов'язані з опрацюванням великих масивів спостережень високої розмірності [1; 2], є задача їх редукції-компресії без істотної втрати інформації, що міститься в масивах даних, які опрацьовуються. Для розв'язання таких задач розроблена ціла низка методів і, насамперед, метод головних компонент, аналіз головних різноманіть, дискримінантний аналіз, спеціалізовані нейронні мережі такі, як мережі Хебба-Сенгера, Оя-Карунена, «bottle neck» та інші [3; 4].

Необхідним елементом глибинних нейронних мереж [5-7], що інтенсивно розвиваються в цей час, є автоенкодер, який реалізує задачу редукції даних і формує входні шари нейромережі. В якості таких автоенкодерів найбільш часто використовується автоасоціативний багатопшаровий перцептрон «bottle neck» та обмежена машина Больцмана, вузлами яких є елементарні перцептрони Розенблатта з сигмоїдальними функціями активації. Ці автоенкодери забезпечують високу якість стиснення даних, однак характеризуються низькою швидкістю налаштування своїх параметрів, що реалізується на базі багатоепохового навчання.

**Актуальність.** У зв'язку з інтенсивним розвитком Data Stream Mining [8; 9] актуальною є задача створення швидкодіючих автоенкодерів, що дозволяють оброблювати інформацію в послідовному режимі, коли дані одне за одним надходять в систему.

**Мета роботи.** Мета роботи поляє у створенні та дослідженні архітектури і алгоритму on-line навчання нео-фаззі автоенкодера, що є автоасоціативною «bottle neck» модифікацією нейро-фаззі мережі Колмогорова.

**Матеріали дослідження.** 1. Архітектура нео-фаззі автоенкодера.

Запропонований автоенкодер має двошарову архітектуру і є за суттю автоасоціативною «bottle neck» модифікацією нейро-фаззі мережі Колмогорова (НФСК), що введена та досліджена у [10-14]. На нульовий (рецепторний) шар мережі, послідовно надходять сигнали, що мають бути стиснені

$$x(k) = (x_1(k), \dots, x_i(k), \dots, x_n(k))^T \in R^n,$$

де  $k = 1, 2, \dots, N$  – номер спостереження у вибірці, що оброблюється (в випадку пакетного навчання) або такт дискретного часу при послідовному надходженні даних (в випадку on-line навчання).

Перший прихований шар мережі складається з  $m$  ( $m < n$ ) нелінійних вузлів, що навчаються, на виходах яких з'являються значення стиснених сигналів

$$y(k) = (y_1(k), \dots, y_j(k), \dots, y_m(k))^T \in R^m.$$

Далі ці сигнали надходять на нелінійні вузли вихідного шару. На виходах цього шару з'являються відновлені сигнали

$$\hat{x}(k) = (\hat{x}_1(k), \dots, \hat{x}_i(k), \dots, \hat{x}_n(k))^T \in R^n,$$

а похибка  $e_i(k) = x_i(k) - \hat{x}_i(k)$  використовується для налаштування синаптичних ваг обох шарів. Таким чином, НФСК реалізує нелінійне відображення

$$\hat{x}_i(k) = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{j=1}^n f_{ij}^{[2]}(y_j) = \sum_{j=1}^n f_{ij}^{[2]} \left( \sum_{i=1}^n f_{ij}^{[1]}(x_i) \right), \forall i = 1, 2, \dots, n,$$

де  $f_{ji}^{[1]}(\cdot)$  та  $f_{ij}^{[2]}(\cdot)$  – нелінійні перетворення, що реалізуються вузлами першого прихованого та вихідного шарів відповідно.

У якості «будівельних елементів» цієї мережі використовуються нелінійні синапси –  $NS_{ji}^{[1]}$ ,  $NS_{ij}^{[2]}$  та нео-фаззі нейрони  $NFN_j^{[1]}$ ,  $NFN_i^{[2]}$ , що введені у [15-17] та відрізняються високими апроксимуючими властивостями.

Архітектура нео-фаззі-автоенкодера містить  $n$  нелінійних синапсів  $NS_{ji}^{[1]}$ , кожен з яких має  $h$  функцій належності  $\mu_{jil}^{[1]}$  та  $h$  налаштованих синаптичних ваг  $w_{jil}^{[1]}$ .

Всього перший прихований шар містить  $mnh$  функцій належності і таку ж кількість синаптичних ваг. Вихідний шар містить  $n$  нео-фаззі-нейронів  $NFN_i^{[2]}$ , кожен з яких складається з  $m$  нелінійних синапсів  $NS_{ij}^{[2]}$ , при цьому кожен з цих синапсів також має  $h$  функцій належності  $\mu_{ijl}^{[2]}$  і  $h$  синаптичних ваг  $w_{ijl}^{[2]}$ . Таким чином, автоенкодер містить  $2mnh$  параметрів, що налаштовуються. В результаті перетворен-

ня, що реалізується автоасоціативною НФСК, може бути представлено у вигляді

$$NS_{ji}^{[1]} : f_{ji}^{[1]}(x_i) = \sum_{l=1}^h w_{jil}^{[1]} \mu_{jil}^{[1]}(x_i), \quad (1)$$

$$NS_{ij}^{[2]} : f_{ij}^{[2]}(y_j) = \sum_{l=1}^h w_{ijl}^{[2]} \mu_{ijl}^{[2]}(y_j), \quad (2)$$

$$NFN_j^{[1]} : y_j = \sum_{i=1}^n f_{ji}^{[1]}(x_i) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{jil}^{[1]} \mu_{jil}^{[1]}(x_i),$$

$$NFN_i^{[2]} : \hat{x}_i = \sum_{j=1}^m f_{ij}^{[2]}(y_j) = \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^h w_{ijl}^{[2]} \mu_{ijl}^{[2]}(y_j),$$

$$\hat{x}_i(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n) = \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^h w_{ijl}^{[2]} \mu_{ijl}^{[2]} \left( \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{jil}^{[1]} \mu_{jil}^{[1]}(x_i) \right) \quad (3)$$

Нелінійні синапси (1), (2) є за суттю системами нечіткого виведення Такагі-Сугено нульового порядку [18] і є відповідно універсальними апроксиматорами, тобто при правильному налаштуванні синаптичних ваг і виборі кількості функцій належності  $h$ , можуть з заданою точністю апроксимувати будь-яку обмежену функцію одного аргументу.

Вираз (3) описує двошарову нейро-фаззі систему з дворівневою системою нечітких правил, що реалізує багатомасштабний підхід, тобто відповідно теоремі Яма-Нгуєна-Крейновича [19] дозволяє забезпечити задану точність апроксимації довільної обмеженої багатовимірної функції.

В якості функцій належності нелінійних синапсів  $NS_{ji}^{[1]}$ ,  $NS_{ij}^{[2]}$  автори нео-фаззі нейрона [15-17] використовували стандартні трикутні функції, що задовольняють умовам одиничного розбиття Руспіні, вигляду

$$\mu_{j,i,l}^{[1]}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{j,i,l-1}^{[1]}}{c_{j,i,l}^{[1]} - c_{j,i,l-1}^{[1]}}, \text{ якщо } x_i \in [c_{j,i,l-1}^{[1]}, c_{j,i,l}^{[1]}], \\ \frac{c_{j,i,l-1}^{[1]} - x_i}{c_{j,i,l+1}^{[1]} - c_{j,i,l}^{[1]}}, \text{ якщо } x_i \in [c_{j,i,l-1}^{[1]}, c_{j,i,l}^{[1]}], \\ 0 - \text{ в інших випадках,} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_{j,i,l}^{[1]}(x_i) + \mu_{j,i,l+1}^{[1]}(x_i) = 1, \quad (5)$$

$$\mu_{i,j,l}^{[2]}(y_j) = \begin{cases} \frac{y_j - c_{i,j,l-1}^{[2]}}{c_{i,j,l}^{[2]} - c_{i,j,l-1}^{[2]}}, \text{ якщо } y_j \in [c_{i,j,l-1}^{[2]}, c_{i,j,l}^{[2]}], \\ \frac{c_{i,j,l+1}^{[2]} - y_j}{c_{i,j,l+1}^{[2]} - c_{i,j,l}^{[2]}}, \text{ якщо } y_j \in [c_{i,j,l}^{[2]}, c_{i,j,l+1}^{[2]}], \\ 0 \text{ — в інших випадках,} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_{i,j,l}^{[2]}(y_j) + \mu_{i,j,l+1}^{[2]}(y_j) = 1, \quad (7)$$

де  $c_{j,i,l}^{[1]}$ ,  $c_{i,j,l}^{[2]}$ ,  $l=1,2,\dots,h$  — центри функцій належності, в найпростішому випадку рівномірно розподілені по вісям  $x_i$  та  $y_j$ .

Умови (5), (7) показують, що при надходженні на входи  $NS_{ji}^{[1]}$ ,  $NS_{ij}^{[2]}$  сигналів  $x_i(k)$   $y_j(k)$  на їх виходах з'являються значення

$$\begin{cases} f_{ji}^{[1]}(x_i(k)) = w_{j,i,l}^{[1]} \mu_{j,i,l}^{[1]}(x_i(k)) + w_{j,i,l+1}^{[1]} \mu_{j,i,l+1}^{[1]}(x_i(k)), \\ f_{ij}^{[2]}(y_j(k)) = w_{i,j,l}^{[2]} \mu_{i,j,l}^{[2]}(y_j(k)) + w_{i,j,l+1}^{[2]} \mu_{i,j,l+1}^{[2]}(y_j(k)), \end{cases}$$

тобто в кожний поточний момент часу  $k$  в кожному нелінійному синапсі тільки дві сусідні функції належності можуть бути активовані.

В підсумку на кожному такті налаштовуються не  $2mnh$  синаптичних ваг, а тільки  $4mn$ , що пришвидшує процес навчання системи в цілому.

## 2. Навчання нео-фаззі автоенкодера

Процес навчання нео-фаззі автоенкодера пов'язаний з визначенням синаптичних ваг обох шарів шляхом мінімізації цільової функції, яка для  $i$ -го виходу системи ( $i=1,2,\dots,n$ ) може бути записана у вигляді

$$\begin{aligned} E_i(k) &= \sum_{k=1}^N e_i^2(k) = \sum_{k=1}^N (x_i(k) - \hat{x}_i(x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)))^2 = \\ &= \sum_{k=1}^N \left( x_i(k) - \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^h w_{ijl}^{[2]} \mu_{ijl}^{[2]}(y_j(k)) \right)^2 = \\ &= \sum_{k=1}^N (x_i(k) - w_i^{[2]T} \mu_i^{[2]}(y(k)))^2, \end{aligned} \quad (8)$$

де  $w_i^{[2]} = (w_{i1}^{[2]}, w_{i2}^{[2]}, \dots, w_{ih}^{[2]}, w_{i21}^{[2]}, \dots, w_{ijl}^{[2]}, \dots, w_{imh}^{[2]})^T$ ,  $\mu_i^{[2]}(y(k)) = (\mu_{i1}^{[2]}(y_1(k)), \mu_{i2}^{[2]}(y_1(k)), \dots, \mu_{ih}^{[2]}(y_1(k)), \mu_{i21}^{[2]}(y_2(k)), \dots, \mu_{ijl}^{[2]}(y_j(k)), \dots, \mu_{imh}^{[2]}(y_m(k)))^T - (mh \times 1)$  – вектори синаптичних ваг і функцій належності відповідно.

В найпростішому випадку для оцінки вектору  $w_i^{[2]}$  може бути використано стандартний метод найменших квадратів у вигляді

$$w_i^{[2]}(N) = \left( \sum_{k=1}^N \mu_i^{[2]}(y(k)) \mu_i^{[2]T}(y(k)) \right)^+ \sum_{k=1}^N \mu_i^{[2]}(y(k)) x(k).$$

У випадку, коли дані надходять на обробку послідовно одне за одним, процес навчання зводиться до градієнтної мінімізації критерія (8) виду [17]

$$\begin{aligned} w_{ijl}^{[2]}(k) &= w_{ijl}^{[2]}(k-1) - \eta(k) \frac{\partial e_i^2(k)}{\partial w_{ijl}^{[2]}} = \\ &= w_{ijl}^{[2]}(k-1) + \eta(k) e_i(k) \mu_{ijl}^{[2]}(y_j(k)) \end{aligned} \quad (9)$$

де  $\eta(k)$  – параметр кроку навчання.

Налаштування синаптичних ваг прихованого шару відбувається на базі зворотного поширення похибок, при цьому може бути використана процедура типу (9), яка в цьому випадку набуває вигляду

$$\begin{aligned} w_{jil}^{[1]}(k) &= w_{jil}^{[1]}(k-1) - \eta(k) \frac{\partial e_i^2(k)}{\partial w_{jil}^{[1]}} = \\ &= w_{jil}^{[1]}(k-1) - \eta(k) \frac{\partial e_i^2(k)}{\partial \hat{x}_i(k)} \cdot \frac{\partial \hat{x}_i(k)}{\partial y_j(k)} \cdot \frac{\partial y_j(k)}{\partial w_{jil}^{[1]}} = \\ &= w_{jil}^{[1]}(k-1) + \eta(k) e_i(k) \mu_{jil}^{[2]}(x_i(k)) \sum_{t=1}^h w_{ijl}^{[2]}(k) \frac{\partial \mu_{ijl}^{[2]}(y_j(k))}{\partial y_j}. \end{aligned} \quad (10)$$

**Висновки.** Запропоновано нео-фаззі автоенкодер, що базується на двошаровій архітектурі з нео-фаззі нейронами у якості вузлів, і простий алгоритм його навчання, що заснований на зворотному поширенні похибок та дозволяє опрацьовувати інформацію в on-line режимі по мірі надходження в систему.

Введений автоенкодер характеризується простотою чисельної реалізації і високою швидкістю налаштування своїх параметрів. Проведені експерименти як на тестових, так і на реальних даних підтверджують доцільність підходу, що розвивається.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Han J. *Data Mining: Concepts and Techniques* / J. Han, M. Kamber. – Amsterdam: Morgan Kaufman Publ. – 2006. – 743 p.
2. Aggarwal C.C. *Data Mining* / C.C. Aggarwal. – N.Y.: Springer, 2015. – 734 p.
3. Cichocki A. *Neural Networks for Optimization and Signal Processing* / A. Cichocki, R. Unbehauen. – Stuttgart: Teubner, 1993. – 526 p.
4. Haykin S. *Neural Networks and Learning Machines* / S. Haykin. – Upper Saddle River. – New Jersey: Pearson, Prentice Hall, 2009. – 906 p.
5. LeCun Y. *Deep Learning* / Y. LeCun, Y. Bengio, G.E. Hinton // *Nature*. – 2015. – 521. – P. 436-444.
6. Schmidhuber J. *Deep learning in neural networks: An overview* / J. Schmidhuber // *Neural Networks*. – 2015. – 61. – P. 85-117.
7. Goodfellow I. *Deep learning* / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. – MIT Press. – 2016. – 800 p.
8. Bifet A. *Adaptive Stream Mining: Pattern Learning and Mining from Evolving Data Streams* / A. Bifet. – Amsterdam: IOS Press, 2010. – 224 p.
9. Aggarwal C.C. *Data Streams: Models and Algorithms* / C.C. Aggarwal. – Kluwer Academic Publishers Boston/Dordrecht/London. – 2007. – 354 p.
10. Kolodyazhniy V. *Fuzzy Kolmogorov's Network* / V. Kolodyazhniy, Ye. Bodyanskiy // In M.G. Negoita et al., editors, *Lecture Notes in Computer Science*. – V. 3214. – Springer-Verlag. – 2004. – P. 764-771.
11. Bodyanskiy Ye. *Neuro-fuzzy Kolmogorov's network for time-series prediction and pattern classification* / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhniy, P. Otto // *Lecture Notes in Artificial Intelligence*. – V. 3698. – Heidelberg: Springer-Verlag. – 2005. – P. 191-202.
12. Kolodyazhniy V. *Universal approximator employing neo-fuzzy neurons* / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhniy, P. Otto // Ed. B. Reusch «*Computational Intelligence Theory and Applications*». – Berlin-Heidelberg: Springer, 2005. – P. 631-640.

13. Kolodyazhniy V. *Neuro-fuzzy Kolmogorov's network with a modified perceptron learning rule for classification problems* / V. Kolodyazhniy, Ye. Bodyanskiy, V. Poyedyntseva, A. Stephan // Ed. B. Reuch «Advances in Soft Computing». – V. 38. – Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag. – 2006. – P.41-49.
14. Bodyanskiy Ye. *Neuro-fuzzy Kolmogorov's network* / Ye. Bodyanskiy, Ye. Gorshkov, V. Kolodyazhniy, V. Poyedyntseva // *Lecture Notes in Computer Science*. – V.3697. – Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2005. – P.1-6.
15. Yamakawa T. *A novel nonlinear synapse neuron model guaranteeing a global minimum – Wavelet neuron* / T. Yamakawa // *Proc. 28-th IEEE Int. Symp. on Multiple-Valued Logic*. –Fukuoka, Japan: IEEE Comp. Soc. – 1998. – P. 335-336.
16. Uchino E. *Soft computing based signal prediction, restoration and filtering* / E. Uchino, T. Yamakawa // *Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms*, Da Ruan Eds. – Boston: Kluwer Academic Publisher. – 1997. – P. 331-349.
17. 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 «IIZUKA-92»*. –Iizuka, Japan. – 1992. – P. 477-483.
18. Jang J.-S. R. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence* / J.-S. R. Jang, C. T. Sun, E. Mizutani. – N.J.: Prentice Hall, 1997. – 614 p.
19. Yam Y. *Multi-resolution techniques in the rules-based intelligent control systems: a universal approximation result* / Y. Yam, H.T. Nguyen, V. Kreinovich // *Proc. of the 14th IEEE International Symposium on Intelligent Control/Intelligent Systems and Semiotics (ISIC/ISAS'99)*. – Cambridge, Massachusetts, September. – 15-17. – 1999. – P. 213-218.

Стаття надійшла до редакції 22.09.2017