

7. Zhang C. Comparison of BPL and RBF Network in intrusion detection system / C. Zhang, J. Jiang, M. Kamel // LNCS (LNAI). – 2004 – Vol. 2639. – P.460-470.
8. Cannady J. Applying CMAC-based online learning to intrusion detection / J. Cannady // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). – 2000. – Vol. 5. – P. 405-410.
9. Debar H. A neural network component for an intrusion detection system / H. Debar, M. Becker, D. Siboni // IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy. – 1992. – P.240-250.
10. Cheng E. Network-based anomaly detection using an Elman network / E. Cheng, H. Jin, Z. Han, J. Sun // Networking and Mobile Computing, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin/Heidelberg. – 2006. – Vol. 3619. – P. 471-480.
11. Höglund A.J. A computer host-based user anomaly detection system using the self-organizing map / A.J. Höglund, K. Hätönen, A.S. Sorvari // Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'00). – 2000. – Vol. 5. – P. 411-416.
12. Ramadas M. Detecting anomalous network traffic with self-organizing maps / M. Ramadas, S. Ostermann, B. Tjaden // LNCS. – 2003. – Vol. 2820. – P.36-54.
13. Sarasamma S.T. Hierarchical Kohonen net for anomaly detection in network security / S.T. Sarasamma, Q.A. Zhu, J. Huff // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics. – Part B 35 (2). – 2005. – P. 302-312.
14. Jirapummin C. Hybrid neural networks for intrusion detection system / C. Jirapummin, N. Wattanapongsakorn, P. Kanthamanon // Proceedings of the 2002 International Technical Conference On Circuits/Systems, Computers and Communications, Thailand. – 2002. – P. 928-931.
15. Horeis T. Intrusion detection with neural networks – Combination of self-organizing maps and radial basis function networks for human expert integration / T. Horeis // Tech. report, University of Passau, 2003 [Electronic resource]. – Mode of access: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.106.191&rep=rep1&type=pdf> – Title from the screen.
16. Komar M. Methods of artificial neural networks for network intrusion detection / M. Komar // Proceedings of the Seventh International Scientific Conference "Internet - Education - Science - 2010", - Vinnitsa (Ukraine). – 2010. – P. 410-413 (In Ukrainian).
17. Komar M. System for analyzing network traffic to detect computer attacks / M. Komar // Herald Brest State Technical University. Physics, mathematics, computer science. – 2010. – №5. – P. 14-16 (In Russian).
18. Jolliffe I. Principal component analysis / I.T. Jolliffe. – Springer, 2010. – 516 p.
19. Shilpa Lakhina. Feature Reduction using Principal Component Analysis for Effective Anomaly-Based Intrusion Detection on NSL-KDD / Shilpa Lakhina, Sini Joseph, Bhupendra Verma // International Journal of Engineering Science and Technology. – 2010. – Vol. 2, № 6. – P. 1790–1799.
20. Komar M. Intelligent system for detection of networking intrusion / M. Komar, V. Golovko, A. Sachenko, S. Bezobrazov // Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS-2011). – Prague (Czech Republic), 2011. – Vol.1. – P. 374-377.

Рецензія/Peer review : 13.11.2015 р.

Надрукована/Printed :15.12.2015 р.

УДК 004.94

В.Д. ДМИТРИЕНКО, С.Ю. ЛЕОНОВ, В.А. БРЕЧКО
 Национальный технический университет "Харьковский политехнический институт"

МНОГОНАПРАВЛЕННАЯ АССОЦИАТИВНАЯ ПАМЯТЬ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

На основе архитектуры и алгоритмов функционирования нейронной сети двунаправленная ассоциативная память разработана многонаправленная ассоциативная память, способная запоминать и восстанавливать из памяти по входному изображению N ассоциативных ему изображений, по каждому из которых может быть восстановлено входное изображение. Приведены архитектура и алгоритмы функционирования новой нейронной сети на биполярных нейронах при черно-белых входных изображениях. Ил.: 2. Библиогр.: 11 назв.

Ключевые слова: двунаправленная ассоциативная память, многонаправленная ассоциативная память, нейронная сеть, архитектура, алгоритмы функционирования.

V.D. DMITRIENKO, S.YU. LEONOV, V.A. BRECHKO
 National Technical University "Kharkov Polytechnic Institute"

MULTIDIRECTIONAL ASSOCIATIVE MEMORY BASED ON NEURAL NETWORKS

Abstract. *Based on the architecture and functioning of the neural network algorithms for bidirectional associative memory developed multidirectional associative memory, the ability to memorize and restore the memory of the input image N associative it images, each of which can be restored by the input image. The architecture and algorithms for operation of the new neural network bipolar neurons in the black and white of the input image is given.*

Keywords: *bidirectional associative memory, a one-way associative memory, neural network, architecture, algorithms operation.*

Постановка проблемы и анализ литературы. Одной из характерных особенностей человеческого мозга является распределенная по пространству мозга память, функционирующая на основе механизмов ассоциаций [1 – 3]. Высокая эффективность запоминания, хранения и обработки информации человеком на основе ассоциативности, вызывает в течение десятилетий интенсивные научные исследования в этой области. Одним из инструментов исследований является математическое моделирование процессов, происходящих в биологических нейронных сетях мозга человека, в частности, с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС) [2 – 8]. С помощью ИНС моделируются два основных вида ассоциативной памяти – автоассоциативная и гетероассоциативная [1, 5. 8]. Автоассоциативная память предполагает запоминание искусственной нейронной сетью образов, а затем использование нейронной сети для распознавания зашумленных или неполных представлений хранимых в памяти образов. В отличие от

автоассоциативной памяти, в гетероассоциативной памяти набору входных образов соответствует качественно другой набор. Большинство ИНС можно рассматривать как разновидности гетероассоциативной памяти.

В качестве примера рассмотрим перцептроны [1 – 5] – нейронные сети, имеющие входной слой $X = (X_1, \dots, X_n)$ нейронов, один или несколько скрытых Z -слоев элементов и выходной слой $Y = (Y_1, \dots, Y_m)$ элементов. Такие перцептроны реализуют отображения вида $y^q = \varphi(x^q)$, где $y^q = (y_1^q, y_2^q, \dots, y_m^q)$ – выходной вектор Y -слоя сети для q -го входного вектора перцептрона $x^q = (x_1^q, x_2^q, \dots, x_n^q)$; $q = \overline{1, L}$; L – число пар векторов (x^q, y^q) , $x^q \in R^n$, $y^q \in R^m$, ассоциативного списка. При этом выходные векторы могут рассматриваться как ассоциации входным векторам, а в случае бинарных выходных нейронов могут использоваться для определения адреса в памяти компьютера по входному вектору x^q [9], однако такая адресация памяти не получила широкого распространения из-за сложностей обучения многослойных перцептронов, которые обладают и другим недостатком – не могут по выходным векторам определять ассоциативные входные векторы.

Альтернативой перцептронам может служить двунаправленная ассоциативная память (ДАП), которая имеет простые алгоритмы обучения и архитектура которой определяется двумя слоями нейронов, связанных двунаправленными взвешенными связями [2, 3, 8]. В ДАП любой слой нейронов может быть как входным, так и выходным. Благодаря этому любой вектор из пар векторов (x^q, y^q) , $q = \overline{1, L}$ ассоциативного списка, запомненных ДАП, может использоваться для определения ассоциативного ему вектора.

В ДАП каждому входному вектору (изображению) сохраняется только одно ассоциативное ему выходное изображение (вектор), то есть отсутствует возможность сохранения и восстановления из памяти сети нескольких ассоциативных входному вектору изображений. Подобное ограничение характерно и для многослойной двунаправленной ассоциативной памяти, способной запоминать и восстанавливать отдельные цепочки ассоциаций как по входному, так и по выходному векторам [10, 11], однако не способной входному изображению сопоставлять несколько различных цепочек ассоциаций.

Целью настоящей статьи является разработка на основе нейронных сетей ассоциативной памяти, способной запоминать и восстанавливать по входному вектору N ассоциативных ему выходных векторов.

Основная часть. Архитектура и алгоритмы функционирования N -направленной ассоциативной памяти.

Архитектура N -направленной ассоциативной памяти получается из архитектуры двунаправленной ассоциативной памяти (рис. 1) [2, 3, 8] путем введения в ее архитектуру дополнительных $(N - 1)$ сенсорных B -слоев нейронов, связанных с первым слоем сенсорных A -нейронов парами двунаправленных взвешенных связей с соответствующими весовыми коэффициентами (рис. 2). В обеих нейронных сетях при биполярных входных изображениях (векторах) функции активации всех нейронов задаются соотношением

$$U_{\text{вых.}p}(t+1) = \begin{cases} 1, & \text{если } U_{\text{вх.}p}(t) > \theta_p, \\ U_{\text{вых.}p}(t), & \text{если } U_{\text{вх.}p}(t) = \theta_p, \\ 0, & \text{если } U_{\text{вх.}p}(t) < \theta_p, \end{cases}$$

где $U_{\text{вых.}p}(t+1)$ – выходной сигнал p -го нейрона в момент времени $(t+1)$; $U_{\text{вх.}p}(t)$ – входной сигнал p -го нейрона в момент времени t ; θ_p – порог p -го нейрона.

Предлагаемая нейронная сеть состоит из сенсорного слоя элементов A_j ($j = \overline{1, n}$) и N выходных полей нейронов: B_{k1}^1 ($k1 = \overline{1, m1}$), B_{k2}^2 ($k2 = \overline{1, m2}$), ..., B_{kN}^N ($kN = \overline{1, mN}$), элементы которых связаны парами двунаправленных взвешенных связей с весовыми коэффициентами $w_{j,k1}^{11}$, $w_{k1,j}^{12}$ ($j = \overline{1, n}$; $k1 = \overline{1, m1}$); $w_{j,k2}^{21}$, $w_{k2,j}^{22}$ ($j = \overline{1, n}$; $k2 = \overline{1, m2}$), ..., $w_{j,kN}^{N1}$, $w_{kN,j}^{N2}$ ($j = \overline{1, n}$; $kN = \overline{1, mN}$), соответствующими парам соединяемых нейронов. Здесь первые верхние индексы весовых коэффициентов указывают на номер выходного поля, с которым соединен A -слой элементов, а второй верхний индекс (1 или 2) указывает на направление передачи сигналов. Если он равен "1", то сигнал передается из слоя A -нейронов к полю B -нейронов, если второй верхний индекс равен двум, то сигнал передается из слоя B -элементов на входы A -элементов. Первые нижние индексы весовых коэффициентов связей указывают на нейроны, выдающие выходные сигналы, а вторые нижние индексы указывают на нейроны, воспринимающие сигналы.

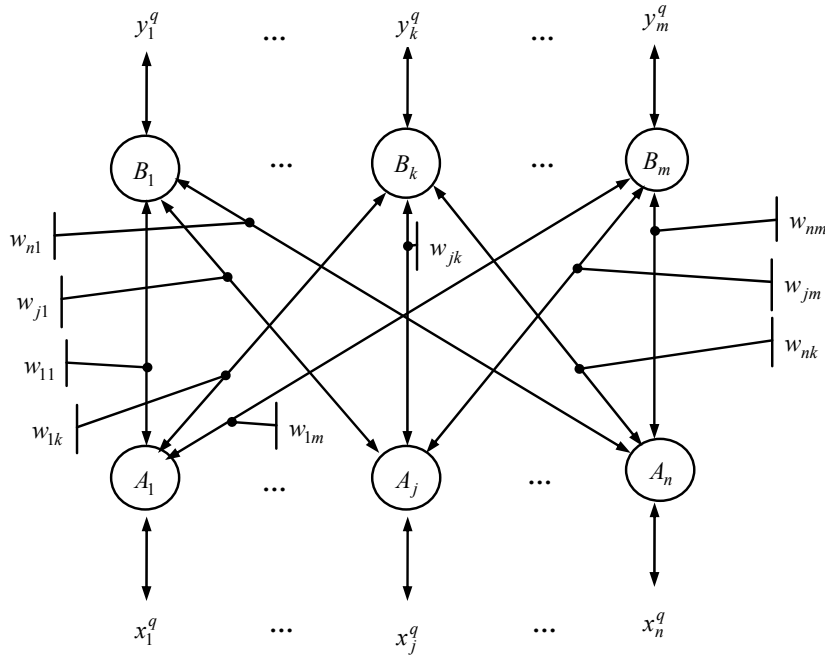


Рис. 1. Архитектура двунаправленої асоціативної пам'яті

$A_1, \dots, A_j, \dots, A_n$ – нейрони першого сенсорного шара елементів мережі; $B_1, \dots, B_k, \dots, B_m$ – елементи другого сенсорного шара нейронів мережі; $x_1^q, \dots, x_j^q, \dots, x_n^q, y_1^q, \dots, y_k^q, \dots, y_m^q$ – відповідно вектори входних x^q і вихідних y^q сигналів мережі в разі, коли A -шар елементів є входним, а B -шар – вихідним; $w_{11}, \dots, w_{1k}, \dots, w_{nk}, \dots, w_{nm}$ – ваги зв'язей, передаючих сигнали з A -шару в B -шар елементів.

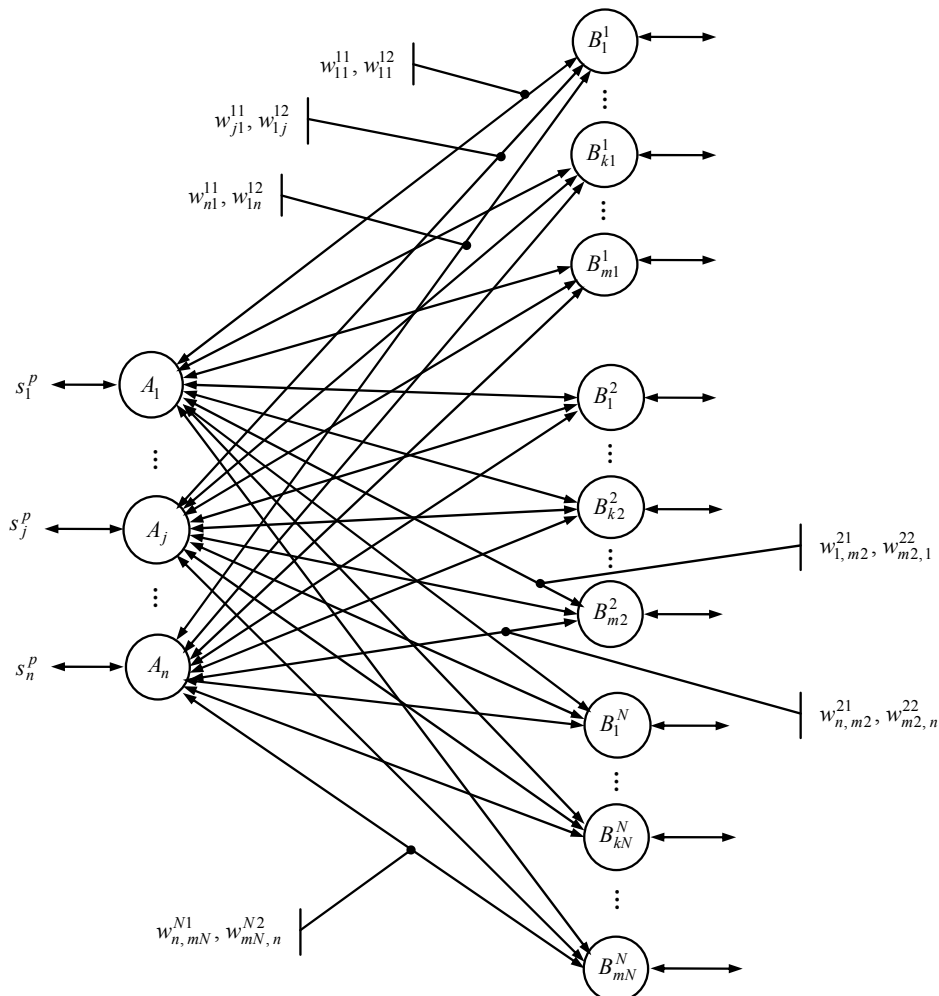


Рис. 2. Архитектура N -направленої асоціативної пам'яті

Разработанная N -направленная ассоциативная память должна обеспечивать запоминание исходной информации и определение ассоциативных векторов (изображений) по входным векторам (изображениям). Процесс запоминания информации сводится к вычислению N матриц весовых коэффициентов связей, передающих сигналы от входного A -слоя нейронов ко входам N полей B -нейронов. Поскольку слой A -нейронов и любое из N полей B -нейронов является двунаправленной ассоциативной памятью, то для вычисления матриц W^q $q = \overline{1, N}$ весов связей можно воспользоваться известным из теории ДАП соотношением [2, 3, 8], модифицированным для вычисления весов связей N -направленной ассоциативной памяти:

$$w_{j,kq}^{q1} = \sum_{p=1}^{Lq} s_j^p t_{kq}^p, \quad (1)$$

где $w_{j,kq}^{q1}$ – элемент матрицы весов связей, передающих сигналы с выходов A -нейронов на входы нейронов B^q -поля, $q = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, $kq = \overline{1, mq}$, mq – число нейронов в B^q -поле элементов; Lq – число пар ассоциативных изображений, запоминаемых в весах связей между A -нейронами и нейронами поля B^q ; (s_j^p, t_{kq}^p) – элементы p -й пары запоминаемых ассоциативных изображений $(S^p = (s_1^p, s_2^p, \dots, s_n^p), t_q^p = (t_{1q}^p, t_{2q}^p, \dots, t_{mq}^p))$; S^p – входной вектор N -направленной ассоциативной памяти, подаваемый на входы нейронов A -слоя; t_q^p – вектор сигналов на выходах нейронов B^q -поля. Матрицы W_1^q весов связей, передающих из B^q -полей ($q = \overline{1, N}$) имеют вид $W_1^q = (W^q)^T$, где символ T – символ транспонирования матрицы.

В режиме определения множества векторов, ассоциативных вектору, подаваемому на входы A -нейронов, N -направленная ассоциативная память функционирует по следующему алгоритму.

Шаг 1. Задается начальное значение переменной, с помощью которой определяется активное поле B^q -нейронов: $q = 0$, задается начальное время $t = 0$ при работе с полем B^q -нейронов.

Шаг 2. Определяется текущее значение переменной q : $q = q + 1$.

Иницируются веса связей B^q -нейронов, рассчитанные с помощью соотношения (1) для множества пар ассоциативных изображений $(S^p = (s_1^p, s_2^p, \dots, s_n^p), t_q^p = (t_{1q}^p, t_{2q}^p, \dots, t_{mq}^p))$, $p = \overline{1, Lq}$, обнуляются веса связей полей B^r ($r = \overline{1, N}$, $r \neq q$).

Иницируются нулевыми входными сигналами все входные A -нейроны и нейроны поля B^q :

$$U_{\text{вх.}Aj} = 0, U_{\text{вых.}Aj} = f_j(U_{\text{вх.}Aj}) = 0, j = \overline{1, n};$$

$$U_{\text{вх.}B_{kq}^q} = 0, U_{\text{вых.}B_{kq}^q} = f_{kq}(U_{\text{вх.}B_{kq}^q}) = 0, kq = \overline{1, mq},$$

где $U_{\text{вх.}Aj}$, $U_{\text{вых.}Aj}$ – входной и выходной сигналы нейрона A_j ; $f_j(U_{\text{вх.}Aj})$ – функция активации нейрона A_j .

Шаг 3. Для заданного входного изображения $S^p = (s_1^p, s_2^p, \dots, s_n^p)$ выполняются шаги 4 – 9.

Шаг 4. Задаются входные сигналы нейронов A -слоя:

$$U_{\text{вх.}Aj} = S_j^p, j = \overline{1, n}.$$

Задается время $t = t + 1$ и вычисляются выходные сигналы A -элементов

$$U_{\text{вых.}Aj}(t+1) = f_j(U_{\text{вх.}Aj}(t)), j = \overline{1, n}.$$

Выходные сигналы A -элементов посылаются на входы нейронов B^q -поля.

Шаг 5. До тех пор, пока не установятся выходные сигналы всех A - и B^q -нейронов, выполняются шаги 6 – 8 алгоритма.

Шаг 6. Адаптируется активность элементов B^q -поля.

Вычисляются входные и выходные сигналы B^q -элементов:

$$U_{\text{вх.}B_{kq}^q}(t+1) = \sum_{j=1}^n w_{j,kq}^{q1} U_{\text{вых.}Aj}(t+1), kq = \overline{1, mq}; \quad (2)$$

$$U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+2) = f_{kq}(U_{\text{ВХ.}B_{kq}^q}(t+1)), \quad kq = \overline{1, mq}. \quad (3)$$

Выходные сигналы B^q -нейронов посылаются на входы элементов A -слоя.

Шаг 7. Адаптируется активность элементов A -слоя.

Вычисляются входные и выходные сигналы A -элементов:

$$U_{\text{ВХ.}A_j}(t+2) = \sum_{kq=1}^{mq} w_{kq,j}^{q2} U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+2), \quad j = \overline{1, n}; \quad (4)$$

$$U_{\text{ВЫХ.}A_j}(t+3) = f_j(U_{\text{ВХ.}A_j}(t+2)), \quad j = \overline{1, n}. \quad (5)$$

Выходные сигналы A -нейронов посылаются на входы элементов B^q -слоя.

Шаг 8. По соотношениям (2) и (3), но для моментов времени $(t+3)$ и $(t+4)$ вычисляются входные и выходные сигналы $U_{\text{ВХ.}B_{kq}^q}(t+3)$, $U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+4)$, $kq = \overline{1, mq}$ элементов B^q -слоя. Выходные сигналы нейронов B^q -слоя посылаются на входы A -элементов.

Шаг 9. Проверяется тест на сходимость. Сравниваются выходные сигналы A -нейронов $U_{\text{ВХ.}A_j}(t+3)$ и $U_{\text{ВХ.}A_j}(t+1)$, $j = \overline{1, n}$, а также нейронов B^q -слоя в моменты времени $(t+4)$ и $(t+2)$ $U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+4)$, $U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+2)$, $kq = \overline{1, mq}$, полученные на текущей и предшествующих итерациях. Если не выполняется хотя бы одно из неравенств

$$U_{\text{ВЫХ.}A_j}(t+1) = U_{\text{ВЫХ.}A_j}(t+3), \quad j = \overline{1, n};$$

$$U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+2) = U_{\text{ВЫХ.}B_{kq}^q}(t+4), \quad kq = \overline{1, mq},$$

то вычисляются входные и выходные сигналы A -нейронов по соотношениям (4), (5), но для моментов времени $(t+4)$ и $(t+5)$: $U_{\text{ВХ.}A_j}(t+4)$, $U_{\text{ВХ.}A_j}(t+5)$. Затем выполняется присваивание $t = t + 1$ и $U_{\text{ВЫХ.}A_j}(t+1) = U_{\text{ВЫХ.}A_j}(t+5)$ и осуществляется переход на шаг 6 алгоритма, иначе – на выходах нейронов B^q -слоя фиксируются их выходные сигналы и осуществляется переход к шагу 10 алгоритма.

Шаг 10. Проверяется условие $q = N$, то есть на выходах всех ли B^q -полей элементов получены изображения, ассоциативные входному изображению S^p . Если условие не выполняется, то переход к шагу 2 алгоритма, иначе – к шагу 11.

Шаг 11. Останов.

Сеть может также функционировать в режиме подачи изображений на входы нейронов одного из B^q -полей ($q = \overline{1, N}$). При этом на выходе нейронов A -слоя появляется изображение S^* , ассоциативное изображению, подаваемому на входы B^q -поля. Если это изображение подать на входы нейронов A -слоя, то на выходах N всех B^q -полей появится N векторов, ассоциативных вектору S^* .

Математическое моделирование нейронной сети с различными исходными данными подтвердило ее работоспособность.

Выводы. На основе двунаправленной ассоциативной памяти впервые разработана архитектура и алгоритмы функционирования многонаправленной ассоциативной памяти, которая способна запоминать и восстанавливать по входному изображению (вектору) N ассоциативных ему изображений. Направлением дальнейших исследований может быть разработка многонаправленной ассоциативной памяти, способной запоминать и воспроизводить из памяти цепочки ассоциативных изображений.

Литература

1. Бондарев В.Н. Искусственный интеллект: Учебное пособие для вузов / В.Н. Бондарев, Ф.Г. Аде. – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. – 615 с.
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Изд. дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
3. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
4. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры и их применение на рубеже тысячелетий в Китае. В 2-х томах. Том. 1 / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 367 с.
5. Нейрокомпьютеры: Учебн. пособие для вузов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320 с.
6. Wei Hui. A homogenous associative memory model based on structure learning and iterative self-

- mapping / Hui Wei // J. Softw. (China). – 2002. – Vol. 13. – No. 3. – P. 438 – 446.
7. Chen Song-can Complex morphological associative memories and their performance analysis / Song-can Chen, Wei-long Liu // J. Softw. (China). – 2002. – Vol. 13. – No. 3. – P. 453 – 459.
8. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
9. United States Patent 5,634,063 G06F 15/00; G06F 15/18 Neural network and method for operating the same / K. Ahn Seung, Wang Bo H., Ko B. Seok, K. Lee Yoon. – Related U.S. Application Data; Filed: Nov. 20, 1995; Appl. No.: 560,636; Date of Patent May 27, 1997.
10. Леонов С.Ю. Нейронная сеть для управления адресацией памяти / С.Ю. Леонов // Системи обробки інформації. – Вип. 7 (115). – Харків: ХУПС ім. І. Кожедуба, 2015. – С. 97 – 101.
11. Патент на изобретение 108947 Украины МПК G06g 7/60, G06F 15/18. Пристрій багатозарової двонаправленої асоціативної пам'яті / В.Д. Дмитрієнко, О.Ю. Заковортний, І.П. Хавіна, В.О. Бречко. – Замовник та власник патенту НТУ "ХПІ". – № а 2014 02402, заявлено 11.03.2014; опубл. 25.06.2015. – Бюл. № 12.

References

1. Bondarev V.N. Iskusstvennyj intellekt: Uchebnoe posobie dlja vuzov / V.N. Bondarev, F.G. Ade. – Sevastopol': Izd-vo SevNTU, 2002. – 615 s.
2. Hajkin S. Nejrnonnye seti: polnyj kurs / S. Hajkin. – M.: Izd. dom "Vil'jams", 2006. – 1104 s.
3. Kruglov V.V. Iskusstvennye nejrnonnye seti. Teorija i praktika / V.V. Kruglov, V.V. Borisov. – M.: Gorjachaja linija – Telekom, 2001. – 382 s.
4. Galushkin A.I. Nejrrokomп'jutery i ih primenenie na rubezhe tysjacheletij v Kitae. V 2-h tomah. Tom. 1 / A.I. Galushkin. – M.: Gorjachaja linija – Telekom, 2004. – 367 s.
5. Nejrrokomп'jutery: Uchebn. posobie dlja vuzov. – M.: Izd-vo MGTU im. N.Je. Baumana, 2002. – 320 s.
6. Wei Hui. A homogenous associative memory model based on structure learning and iterative self-mapping / Hui Wei // J. Softw. (China). – 2002. – Vol. 13. – No. 3. – P. 438 – 446.
7. Chen Song-can Complex morphological associative memories and their performance analysis / Song-can Chen, Wei-long Liu // J. Softw. (China). – 2002. – Vol. 13. – No. 3. – P. 453 – 459.
8. Bodjanskij E.V. Iskusstvennye nejrnonnye seti: arhitektura, obuchenie, primeneniya / E.V. Bodjanskij, O.G. Rudenko. – Har'kov: TELETEH, 2004. – 372 s.
9. United States Patent 5,634,063 G06F 15/00; G06F 15/18 Neural network and method for operating the same / K. Ahn Seung, Wang Bo H., Ko B. Seok, K. Lee Yoon. – Related U.S. Application Data; Filed: Nov. 20, 1995; Appl. No.: 560,636; Date of Patent May 27, 1997.
10. Leonov S.Ju. Nejrnonnaja set' dlja upravlenija adresaciej pamjati / S.Ju. Leonov // Sistemi obrobki informacii. – Vip. 7 (115). – Harkiv: HUPS im. I. Kozheduba, 2015. – S. 97 – 101.
11. Patent na izobretenie 108947 Ukrainy MPK G06g 7/60, G06F 15/18. Pristrij bagatosharovoї dvonapravlenoї asociativnoї pam'jati / V.D. Dmitrienko, O.Ju. Zakovorotnij, I.P. Havina, V.O. Brechko. – Zamovnik ta vlasnik patentu NTU "HPI". – № а 2014 02402, zajavleno 11.03.2014; opubl. 25.06.2015. – Bjul. № 12.

Рецензія/Peer review : 18.11.2015 р.

Надрукована/Printed : 15.12.2015 р.