

УДК 004.383.8.032.26

doi:10.20998/2413-4295.2024.03.02

РОЗРОБКА ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З МОЖЛИВІСТЮ ДОНАВЧАННЯ, ЗБЕРІГАННЯ Й ВІДНОВЛЕННЯ ЗІ СВОЄЇ ПАМ'ЯТІ МНОЖИН АСОЦІАТИВНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

О. Ю. ЗАКОВОРОТНИЙ, Т. О. ОРЛОВА*

Кафедра комп'ютерної інженерії та програмування, НТУ «ХПІ», Харків, УКРАЇНА

*e-mail: Tetiana.Orlova@khpі.edu.ua

АНОТАЦІЯ Створено нову багатонаправлену штучну нейронну мережу, яка може використовуватися у автоматизованих системах керування для управління складними технічними об'єктами. Описано структуру та принципи функціонування розробленої штучної нейронної мережі. Архітектура мережі заснована на перебудові багатонаправленої нейромережевої пам'яті через інтеграцію в його структуру N модулів, заснованих на дискретних нейронних мережах адаптивної резонансної теорії та проміжного шару нейронів, в якому елементи зв'язані парами двонаправлених зважених зв'язків, що містить відповідні елементи розпізнавальних шарів N одноакових модулів, які функціонують паралельно, причому кожний модуль є дискретною нейронною мережею АРТ-ІУ. Кожен модуль складається з шарів інтерфейсних елементів, нейронні структури яких пов'язані з відповідними сенсорними елементами через бінарні двонаправлені зв'язки, організовані у пари. Модулі також мають розпізнавальні шари елементів, нейрони яких встановлюють зв'язок з відповідними їм інтерфейсними шарами через пари двонаправлених зважених зв'язків з безперервними ваговими коефіцієнтами. У складі модулів також присутні вирішуючі нейрони, які зв'язані гальмуючими й збудливими зв'язками з усіма елементами інтерфейсних, розпізнавальних та сенсорних шарів. Крім того, є керуючі нейрони, які також зв'язані гальмуючими й збудливими зв'язками з усіма елементами шарів (сенсорних, інтерфейсних й розпізнавальних) та додатково, вони зв'язані з керуючими нейронами, які мають зв'язки зі всіма нейронами в проміжному шарі елементів нейронної мережі. Підтверджено, що додаванням перерахованих вище елементів в структуру нової штучної нейронної мережі досягається можливість роботи пристрою багатонаправленої нейромережевої пам'яті з асоціативними зображеннями та можливістю донавчання в процесі функціонування. Проведено порівняльний аналіз з існуючою мережею для розпізнавання образів. Зазначені переваги та недоліки багатонаправленої нейромережевої пам'яті. Визначені удосконалені алгоритми розпізнавання й класифікації образів, завдяки яким багатонаправлена нейромережева пам'ять здатна донавчатися під час своєї роботи, а також зберігати та відтворювати множини асоціативних зображень зі своєї пам'яті.

Ключові слова: штучна нейронна мережа; адаптивна резонансна теорія; нейромережева пам'ять; множини асоціативних зображень

DEVELOPMENT OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH THE ABILITY TO RETRAIN, STORE AND RETRIEVE SETS OF ASSOCIATIVE IMAGES FROM ITS MEMORY

О. ЗАКОВОРОТНИЙ*, Т. ОРЛОВА

Department of computer engineering and programming, NTU "KhPI", Kharkiv, UKRAINE

ABSTRACT A new multidirectional artificial neural network has been created that can be used in automated control systems to control complex technical objects. The structure and principles of functioning of the developed artificial neural network are described. The architecture of the network is based on the restructuring of the multidirectional neural network memory by introducing into its structure N modules based on discrete neural networks of adaptive resonance theory and an intermediate layer of neurons, the elements of which are connected by pairs of bidirectional weighted connections with the corresponding elements of the recognition layers of N similar parallel operating modules, each of which is a discrete neural network ART-1U. Each of the modules contains layers of interface elements, whose neurons are connected to the corresponding elements of the sensory layers by pairs of binary bidirectional connections. The modules also contain recognition layers of elements, whose neurons are connected to each of the elements in their respective interface layers by pairs of bidirectional weighted connections with continuous weighting coefficients. The modules also include deciding neurons connected by excitatory and inhibitory connections to all elements of the sensory, interface, and recognition layers, and control neurons connected by excitatory and inhibitory connections to all elements of the sensory, interface, and recognition layers, as well as to the corresponding control neurons, which in turn are connected to all neurons in the intermediate layer of neural network elements. It is confirmed that the addition of the above elements to the structure of the new artificial neural network makes it possible to operate a multidirectional neural network memory device with associative images and to retrain it in the process of its functioning. A comparative analysis with the existing network for pattern recognition is carried out. The advantages and disadvantages of multidirectional neural network memory are noted. Improved algorithms for image recognition and classification are defined, thanks to which the multidirectional neural network memory is able to retrain during its operation, as well as to store and reproduce sets of associative images from its memory.

Keywords: artificial neural network; adaptive resonance theory; neural network memory; sets of associative images

Вступ

В теорії штучного інтелекту здійснюються спроби створення універсальних підходів для

вирішення завдань пошуку асоціативних образів, що дозволяють розв'язувати широкий спектр задач з пошуку і запам'ятовування асоціативної інформації. Одним із таких пошукових інструментів є

використання нейронних мереж, ефективність яких пов'язана із застосуванням універсальних алгоритмів навчання на навчальних вибірках.

Відображення перцептрон реалізує за формулою $y^k = f(x^k)$, де $y^k = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_m^k)$ – вихідний вектор нейромережі для k -го вхідного вектору мережі, $x^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$, $k = \overline{1, p}$ де p – число пар векторів (x^k, y^k) , $x^k \in R^n$, $y^k \in R^m$.

При розробці асоціативних систем для конкретних об'єктів спеціалістам слід враховувати, що інформація про об'єкт буде коригуватись у процесі функціонування технічного об'єкта. Це, в свою чергу, суттєво звужує коло мереж, які доречно застосовувати в подібних системах, тому, що іноді навчання нової асоціації вимагає повного перенавчання всієї мережі [1-6]. Нездатність вирішити питання чутливості (пластичності) до нової інформації при зберіганні (стабільності) наявної інформації за допомогою існуючих мереж зумовили розробку принципово нових модифікацій нейронних мереж на основі АРТ (адаптивної резонансної теорії) [7].

Мережа АРТ працює наступним чином: нейронна мережа аналізує вхідні зображення у порівнянні зі зображеннями відомих класів, зібраними під час навчання і закодованими у вагах її зв'язків. Процес зіставлення вхідних зображень з еталонами відомих класів зображень виконується з певним рівнем точності, який задається спеціальним параметром подібності. Коли параметр подібності між вхідним зображенням і одним із прототипів перевищує встановлений поріг, прототип відповідного класу модифікується для більшої схожості з поданим зображенням, а вхідне зображення відноситься до відповідного класу. Натомість, якщо параметр подібності вхідного зображення не перевищує встановлений поріг під час аналізу всіх збережених класів зображень, то формується новий клас на основі вхідного зображення, завдяки наявності надлишкових (нерозподілених) нейронів у структурі нейронної мережі. Отже, нові образи можуть ініціювати створення нових класів, без деформації раніше збереженої інформації [8-13].

Мета роботи

Розробка багатонаправленої штучної нейромережевої пам'яті на основі дискретних нейронних мереж адаптивної резонансної теорії і проміжного шару нейронів з можливістю донавчання під час функціонування, зберігання й відновлювання множин асоціативних зображень зі своєї пам'яті.

Розробка архітектури багатонаправленої асоціативної пам'яті

Складається запропонована багатонаправлена нейромережева пам'ять (рис. 1) із N додаткових керуючих нейронів $G_3^1, G_3^2, \dots, G_3^N$ й проміжного шару нейронів P_d ($d = 1, \dots, m$), в якому елементи зв'язані парами зважених двонаправлених зв'язків $H_{jd}^1, H_{gd}^2, \dots, H_{id}^N$ й $Q_{dj}^1, Q_{dg}^2, \dots, Q_{dt}^N$ ($j = 1, \dots, m$; $d = 1, \dots, m$; $g = 1, \dots, m$, $t = 1, \dots, m$), із відповідними до них елементами розпізнавальних шарів $Y_j^1, Y_g^2, \dots, Y_t^N$ ($j = 1, \dots, m$; $g = 1, \dots, m$, $t = 1, \dots, m$), N паралельно працюючих однотипних модулів, кожний з яких є дискретною нейронною мережею АРТ-1У.

Кожний модуль багатонаправленої нейромережевої пам'яті має такі шари інтерфейсних елементів $Z_i^1, Z_l^2, \dots, Z_e^N$ ($i = 1, \dots, n$; $l = 1, \dots, k$; $e = 1, \dots, f$), нейрони яких з'єднані з відповідними елементами сенсорних шарів $S_i^1, S_l^2, \dots, S_e^N$ ($i = 1, \dots, n$; $l = 1, \dots, k$; $e = 1, \dots, f$), парами бінарних двонаправлених зв'язків, шари розпізнавальних елементів $Y_j^1, Y_g^2, \dots, Y_t^N$ ($j = 1, \dots, m$; $g = 1, \dots, m$, $t = 1, \dots, m$), нейрони яких пов'язані з кожним з елементів у відповідним їм інтерфейсних $Z_i^1, Z_l^2, \dots, Z_e^N$ ($i = 1, \dots, n$; $l = 1, \dots, k$; $e = 1, \dots, f$) шарах парами двонаправлених зважених зв'язків з безперервними ваговими коефіцієнтами $W_{ij}^{11}, W_{ji}^{21}, W_{lg}^{12}, W_{gl}^{22}, \dots, W_{et}^{1N}, W_{te}^{2N}$ ($i = 1, \dots, n$; $j = 1, \dots, m$; $l = 1, \dots, k$; $g = 1, \dots, m$; $e = 1, \dots, f$; $t = 1, \dots, m$), відповідно 1-го, 2-го та N -го модулів нейромережі. Крім того, до складу модулів на основі дискретних нейронних мереж АРТ входять керуючі нейрони $G_1^1, G_2^1, G_1^2, G_2^2, \dots, G_1^N, G_2^N$ та вирішуючі нейрони R^1, R^2, \dots, R^N , які зв'язані гальмуючими й збудливими зв'язками з елементами сенсорних $S_i^1, S_l^2, \dots, S_e^N$ ($i = 1, \dots, n$; $l = 1, \dots, k$; $e = 1, \dots, f$), інтерфейсних $Z_i^1, Z_l^2, \dots, Z_e^N$ ($i = 1, \dots, n$; $l = 1, \dots, k$; $e = 1, \dots, f$) та розпізнавальних шарів $Y_j^1, Y_g^2, \dots, Y_t^3$ ($j = 1, \dots, m$; $g = 1, \dots, m$, $t = 1, \dots, m$) N -направленої асоціативної нейронної мережі.

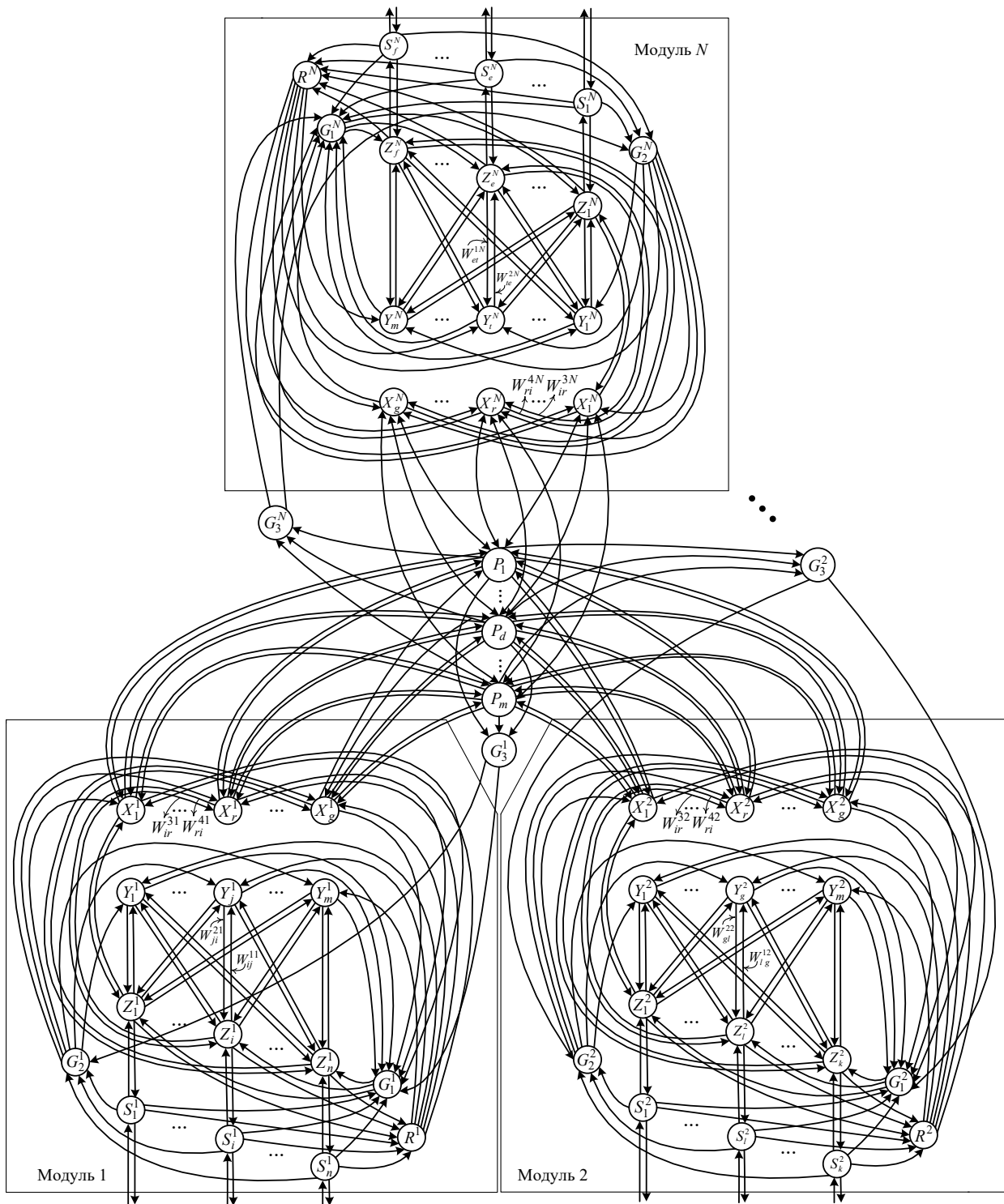


Рис. 1 – Схема пристрою багатонаправленої нейромережевої пам'яті

Розробка алгоритмів функціонування багатонаправленої асоціативної пам'яті

Пам'ять багатонаправленої нейромережі діє за двома алгоритмами: навчання й розпізнавання.

Прийняті в алгоритмах наступні визначення:

m – максимальне число асоціативних зображень;

n – число бінарних компонентів у вхідному векторі першого модуля;

k – число бінарних компонентів у вхідному векторі другого модуля;

f – число бінарних компонентів у вхідному векторі третього модуля;

L – константа, що перевершує одиницю, що рекомендується значення: $L = 2$;

p_1, p_2, \dots, p_N – параметри подібності між вхідним вектором і вектором, що зберігається у вагах зв'язків нейрона, що перемиг, відповідно першого, другого й N -ого модуля мережі; діапазон припустимих значень параметрів: $0 < p_1, p_2, \dots, p_N < 1$;

q – число груп з N асоціативних зображень, що запам'ятовуються;

$$W_{ij}^{11}, W_{lj}^{12}, \dots, W_{et}^{1N} \quad (i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m;$$

$l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f; t = 1, \dots, m)$ – ваги зв'язків від елементів інтерфейсного шару до елементів розпізнавального шару, відповідно першого, другого й N -ого модуля; діапазон припустимих початкових значень: $0 < W_{ij}^{11} \leq \frac{1}{L-1+n}, 0 < W_{lj}^{12} \leq \frac{1}{L-1+k}, \dots,$

$0 < W_{et}^{1N} \leq \frac{1}{L-1+f}$; початкове значення, що

рекомендується, при навчанні: $W_{ij}^{11} = \frac{1}{1+n}$,

$$W_{lj}^{12} = \frac{1}{1+k}, \dots, W_{et}^{1N} = \frac{1}{1+f};$$

$$W_{ji}^{21}, W_{jl}^{22}, \dots, W_{te}^{2N} \quad (j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n;$$

$l = 1, \dots, k; t = 1, \dots, m; e = 1, \dots, f)$ – ваги зв'язків від елементів шару, що розпізнає, до елементів інтерфейсного шару відповідно першого, другого й третього модуля; початкове значення, що рекомендується, при навчанні:

$$W_{ji}^{21} = W_{jl}^{22} = \dots = W_{te}^{2N} = 1 \quad (j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, n;$$

$$l = 1, \dots, k; t = 1, \dots, m; e = 1, \dots, f);$$

$$U_{вих.Y_j^1}, U_{вих.Y_g^2}, \dots, U_{вих.Y_t^N} \quad (j = 1, \dots, m;$$

$g = 1, \dots, m; t = 1, \dots, m)$ – вихідні сигнали розпізнавальних елементів, відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі;

$$U_{вих.S_i^1}, U_{вих.S_l^2} \text{ й } U_{вих.S_e^N} \quad (i = 1, \dots, n;$$

$l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f)$ – вихідні сигнали елементів S -шару відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі;

$$U_{вих.Z_i^1}, U_{вих.Z_l^2} \text{ й } U_{вих.Z_e^N} \quad (i = 1, \dots, n;$$

$l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f)$ – вхідні сигнали елементів інтерфейсного шару відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі;

$$U_{вих.Z_i^1}, U_{вих.Z_l^2} \text{ й } U_{вих.Z_e^N} \quad (i = 1, \dots, n;$$

$l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f)$ – вихідні сигнали елементів інтерфейсного шару відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі;

$$(S_1^1, S_1^2, S_1^3), (S_2^1, S_2^2, S_2^3), \dots, (S_q^1, S_q^2, S_q^3) \text{ – } N$$

груп асоціативних зображень, які запам'ятовуються модулями нейромережі;

$$S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rn}^1), S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), \dots,$$

$S_r^N = (S_{r1}^N, \dots, S_{rk}^N), r = 1, \dots, q$ – бінарні вхідні вектору r -ї групи асоціативних зображень відповідно для першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі;

$\|X\|$ – норма вектору X ;

$P_t (t = 1, \dots, m)$ – нейрони проміжного шару, які зв'язують два модулі асоціативної нейронної мережі;

$$H_{jd}^1, H_{gd}^2, \dots, H_{id}^N \quad (j = 1, \dots, m; d = 1, \dots, m;$$

$g = 1, \dots, m; t = 1, \dots, m)$ – ваги зв'язку від елементів розпізнавального шару, до елементів проміжного шару відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі;

$$Q_{dj}^1, Q_{dg}^2, \dots, Q_{dt}^N \quad (d = 1, \dots, m; j = 1, \dots, m;$$

$g = 1, \dots, m; t = 1, \dots, m)$ – ваги зв'язку від елементів проміжного шару до елементів розпізнавального шару, відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі.

Алгоритм навчання багатонаправленої нейромережевої пам'яті, припускає виконання наступних кроків:

Крок 1. Активуються параметри L, p_1, p_2, \dots, p_N і ваги зв'язків $W_{ij}^{11}, W_{lj}^{12}, \dots, W_{et}^{1N}, W_{ji}^{21}, W_{jl}^{22}, \dots, W_{te}^{2N}$ ($i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f; t = 1, \dots, m$).

Крок 2. Задаються нульові вихідні сигнали всіх розпізнавальних елементів, N модулів нейронної мережі:

$$U_{вих.Y_j^1} = 0; U_{вих.Y_g^2} = 0; \dots U_{вих.Y_t^N} = 0; j = 1, \dots, m.$$

Крок 3. Для кожної групи вхідних зображень $S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rn}^1), S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), \dots, S_r^N = (S_{r1}^N, \dots, S_{rk}^N) r = 1, \dots, q$ здійснюються кроки 4 – 13.

Крок 4. Вхідними векторами $S_r^1, S_r^2, \dots, S_r^N$ визначаються вихідні сигнали елементів $S_i^1, S_l^2, \dots, S_e^N$ вхідних шарів N модулів:

$$U_{вих.S_{ri}^1} = S_{ri}^1; U_{вих.S_{rl}^2} = S_{rl}^2; \dots U_{вих.S_{re}^N} = S_{re}^N, r = 1, \dots, q; i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f.$$

Крок 5. Обчислюються норми векторів вихідних сигналів нейронів вхідного шару трьох модулів:

$$\|U_{вих.S^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{вих.S_i^1};$$

$$\|U_{вих.S^2}\| = \sum_{l=1}^k U_{вих.S_l^2}; \dots \|U_{вих.S^N}\| = \sum_{e=1}^f U_{вих.S_e^N}.$$

Крок 6. Визначаються вхідні та вихідні сигнали елементів інтерфейсних шарів першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі:

$$\begin{aligned} U_{\text{вх}.Z_i^1} &= U_{\text{вх}.S_i^1}; U_{\text{вх}.Z_l^2} = U_{\text{вх}.S_l^2}; \dots \\ U_{\text{вх}.Z_e^N} &= U_{\text{вх}.S_e^N}; i=1, \dots, n; l=1, \dots, k; e=1, \dots, f; \\ U_{\text{вих}.Z_i^1} &= U_{\text{вх}.Z_i^1}; U_{\text{вих}.Z_l^2} = U_{\text{вх}.Z_l^2}; \dots \\ U_{\text{вих}.Z_e^N} &= U_{\text{вх}.Z_e^N}; i=1, \dots, n; l=1, \dots, k; e=1, \dots, f; \end{aligned}$$

Крок 7. Розраховуються вихідні сигнали для кожного незагальмованого розпізнавального Y -нейрона у всіх модулях нейронної мережі:

$$\begin{aligned} U_{\text{вих}.Y_j^1} &= \sum_{i=1}^n W_{ij}^{11} U_{\text{вих}.Z_i^1}, \text{ якщо } U_{\text{вих}.Y_j^1} \neq -1, \\ & j=1, \dots, m; \\ U_{\text{вих}.Y_j^2} &= \sum_{l=1}^k W_{lj}^{12} U_{\text{вих}.Z_l^2}, \text{ якщо } U_{\text{вих}.Y_j^2} \neq -1, \\ & j=1, \dots, m; \\ & \dots \dots \dots \\ U_{\text{вих}.Y_j^N} &= \sum_{e=1}^f W_{ej}^{1N} U_{\text{вих}.Z_e^N}, \text{ якщо } U_{\text{вих}.Y_j^N} \neq -1, \\ & j=1, \dots, m. \end{aligned}$$

Крок 8. Доки не знайдені нейрони-переможці всіх модулів, вагові вектори яких відповідно до заданих значень параметрів подібності p_1, p_2, \dots, p_N відповідають вхідним векторам $S_r^1, S_r^2, \dots, S_r^N$, виконуються кроки 9 – 12 (для $N, N-1, N-2, \dots$, або одного з модулів).

Крок 9. В Y -шарах N модулів нейронної мережі визначаються нейрони $Y_{J1}^1, Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$, що задовольняють умові:

$$\begin{aligned} U_{\text{вих}.Y_{J1}^1} &\geq U_{\text{вих}.Y_j^1}, U_{\text{вих}.Y_{J2}^2} \geq U_{\text{вих}.Y_j^2}, \dots, \\ U_{\text{вих}.Y_{JN}^N} &\geq U_{\text{вих}.Y_j^N}, j=1, \dots, m. \end{aligned}$$

Вибирається елемент з найменшим індексом у разі, коли таких елементів декілька. Якщо $U_{\text{вих}.Y_{J1}^1} = -1$ або (й) $U_{\text{вих}.Y_{J2}^2} = -1, \dots$, або (й) $U_{\text{вих}.Y_{JN}^N} = -1$, то всі елементи одного з модулів (обох модулів, всіх N модулів) загальмовані й одне (обидва, всі) вхідне зображення не може бути збережено у пам'яті.

Крок 10. Розраховуються вихідні сигнали елементів інтерфейсних шарів $Z_i^1 (i=1, \dots, n)$, $Z_l^2 (l=1, \dots, k)$, ..., й $Z_e^N (e=1, \dots, f)$ відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі:

$$\begin{aligned} U_{\text{вих}.Z_i^1} &= U_{\text{вх}.S_i^1} W_{J1,i}^{21}, i=1, \dots, n; \\ U_{\text{вих}.Z_l^2} &= U_{\text{вх}.S_l^2} W_{J2,l}^{22}, l=1, \dots, k; \\ & \dots \dots \dots \\ U_{\text{вих}.Z_e^N} &= U_{\text{вх}.S_e^N} W_{JN,e}^{2N}, e=1, \dots, f. \end{aligned}$$

Крок 11. Визначаються норми векторів вихідних сигналів нейронів інтерфейсного шару усіх N модулів мережі

$$\begin{aligned} \|U_{\text{вих}.Z^1}\| &= \sum_{i=1}^n U_{\text{вих}.Z_i^1}; \\ \|U_{\text{вих}.Z^2}\| &= \sum_{l=1}^k U_{\text{вих}.Z_l^2}; \dots \|U_{\text{вих}.Z^N}\| = \sum_{e=1}^f U_{\text{вих}.Z_e^N}. \end{aligned}$$

Крок 12. По параметрах подібності p_1, p_2, \dots, p_N перевіряється правильність вибору нейронів-переможців $Y_{J1}^1, Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$ відповідно першого, другого й N -ого модулів нейронної мережі. Коли

$$p = \frac{\|U_{\text{вих}.Z^1}\|}{\|U_{\text{вих}.S^1}\|} < p_1, \text{ то не виконується умова, елемент}$$

Y_{J1}^1 загальмовується: $U_{\text{вих}.Y_{J1}^1} = -1$; відбувається перехід до кроку 8 алгоритму. Якщо, наприклад, для першого з модулів $p \geq p_1$, то умова підтверджує правильність вибору нейрона-переможця Y_{J1}^1 першого модуля, виконується та відбувається перехід до наступного кроку алгоритму. Нейрону-переможцю при цьому присвоюється одиничне значення вихідного сигналу $U_{\text{вих}.Y_{J1}^1} = 1$, а всі інші нейрони, розпізнавального шару першого модуля, переводяться в неактивний стан: $U_{\text{вих}.Y_j^1} = 0, j=1, \dots, m, j \neq J1$.

Аналогічно проходить перевірка на правильність вибору нейрона-переможця $Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$ у інших модулях нейромережі.

Крок 13. Адаптуються ваги зв'язків елементів $Y_{J1}^1, Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$ у всіх модулях нейронної мережі:

$$\begin{aligned} W_{iJ}^{11} &= \frac{LU_{\text{вих}.Z_i^1}}{L-1+\|U_{\text{вих}.Z^1}\|}; W_{lJ}^{12} = \frac{LU_{\text{вих}.Z_l^2}}{L-1+\|U_{\text{вих}.Z^2}\|}; \dots \\ W_{eJ}^{1N} &= \frac{LU_{\text{вих}.Z_e^N}}{L-1+\|U_{\text{вих}.Z^N}\|}, i=1, \dots, n; \\ & l=1, \dots, k; e=1, \dots, f; \\ W_{eJ}^{21} &= U_{\text{вих}.Z_i^1}; W_{Jl}^{22} = U_{\text{вих}.Z_l^2}; \dots W_{Je}^{2N} = U_{\text{вих}.Z_e^N}, \\ & i=1, \dots, n; l=1, \dots, k; e=1, \dots, f. \end{aligned}$$

Крок 14. Перевіряється умова закінчення навчання всіх модулів мережі. Якщо вони не виконуються, то навчання одного, двох або всіх модулів мережі триває, інакше виконується перехід на наступний крок алгоритму для визначення ваг зв'язків нейронів P -шару.

Крок 15. Для вхідних зображень кожної групи $(S_r^1, S_r^2, \dots, S_r^N)$, $r = 1, \dots, q$ виконуються кроки 16 – 17.

Крок 16. Для кожної групи вхідних зображень $(S_r^1, S_r^2, \dots, S_r^N)$, що подаються на входи модулів мережі, визначаються нейрони-переможці $Y_{J1r}^1, Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$, відповідно першого, другого й N -ого модулів мережі.

Крок 17. Між нейронами-переможцями визначаються ваги зв'язків $Y_{J1r}^1, Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$ та елементами P -шару у всіх модулях нейромережі:

$$H_{J1r, J1r}^1 = Q_{J1r, J1r}^1 = 1; H_{J1r, j}^1 = Q_{J1r, j}^1 = 0, \\ j = 1, \dots, m, j \neq J1r.$$

$$H_{J1r, J2r}^2 = Q_{J2r, J1r}^2 = 1; H_{J1r, k}^2 = Q_{J2r, j}^2 = 0, k, j = 1, \dots, m; \\ k \neq J2r, j \neq J1r.$$

$$H_{J1r, J3r}^N = Q_{JNr, J1r}^N = 1; H_{J1r, k}^N = Q_{JNr, j}^N = 0, \\ k, j = 1, \dots, m; k \neq JNr, j \neq J1r.$$

Крок 18. Кінець.

В процесі розпізнавання й класифікації образів багатонаправлена нейромережева асоціативна пам'ять може функціонувати в двох режимах: розпізнавання образів з вчителем та розпізнавання без вчителя.

При визначенні асоціативних зображень алгоритм розпізнавання образів без вчителя передбачає наступні дії:

Крок 1. Ініціюються параметри L, p_1, p_2, \dots, p_N та ваги зв'язків $W_{ij}^{11}, W_{lj}^{12}, \dots, W_{et}^{1N}, W_{ji}^{21}, W_{jl}^{22}, \dots, W_{te}^{2N}$ ($i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, k; e = 1, \dots, f; t = 1, \dots, m$), $H_{jd}^1, H_{gd}^2, \dots, H_{id}^N$ ($j = 1, \dots, m; d = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m; t = 1, \dots, m$), $Q_{dj}^1, Q_{dg}^2, \dots, Q_{dt}^N$ ($d = 1, \dots, m; j = 1, \dots, m; g = 1, \dots, m; t = 1, \dots, m$).

Крок 2. Подається вхідне зображення на вхід одного з модулів мережі. Припустимо, що вхідне зображення S_r^1 подається на вхід першого модуля мережі і тоді, аналогічно алгоритму навчання, визначається нейрон-переможець Y_{J1r}^1 першого модуля нейронної мережі.

Крок 3. Визначаються нейрони-переможці $Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$ другого та N -ого модулів нейронної мережі. Відбувається це не за результатами змагання між розпізнавальними елементами другого й N -ого модулів, а одиничним сигналом елемента P_{J1r} , який переводиться в активний стан нейроном-переможцем Y_{J1r}^1 :

$$U_{вих.Y_{J2r}^2} = 1, U_{вих.Y_j^2} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq J2r;$$

$$U_{вих.Y_{JNr}^N} = 1, U_{вих.Y_j^N} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq JNr.$$

Вихідному сигналу нейронів-переможців $Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$ відповідно другого та N -ого модуля при цьому присвоюється одиничне значення $U_{вих.Y_{J2}^2} = 1, \dots, U_{вих.Y_{JNr}^N} = 1$, а всі інші нейрони переводяться в неактивний стан: $U_{вих.Y_j^2} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq J2, \dots, U_{вих.Y_j^N} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq JNr$.

Крок 4. Визначаються вихідні сигнали елементів інтерфейсних шарів $Z_l^2 (l = 1, \dots, k), \dots, Z_e^N (e = 1, \dots, f)$ відповідно другого та N -ого модулів нейронної мережі:

$$U_{вих.Z_l^2} = W_{J2r, l}^2, l = 1, \dots, k; \dots; U_{вих.Z_e^N} = W_{JNr, e}^N, \\ e = 1, \dots, f.$$

Крок 5. Формуються вихідні та вхідні сигнали елементів вхідного шару $S_l^2 (l = 1, \dots, k), \dots, S_e^N (e = 1, \dots, f)$ відповідно другого та N -ого модуля нейронної мережі:

$$U_{вих.S_l^2} = U_{вих.Z_l^2}, l = 1, \dots, k,$$

$$U_{вих.S_l^2} = U_{вих.S_l^2}, l = 1, \dots, k;$$

$$U_{вих.S_e^N} = U_{вих.Z_e^N}, e = 1, \dots, f,$$

$$U_{вих.S_e^N} = U_{вих.S_e^N}, e = 1, \dots, f.$$

Отримані зображення на виході другого та N -ого модуля $S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), \dots, S_r^3 = (S_{r1}^3, \dots, S_{rk}^3)$, є асоціацією зображенню $S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rn}^1) (r = 1, \dots, q)$, яке подається на елементи вхідного шару першого модуля нейронної мережі.

Крок 6. Кінець.

Обговорення результатів

Алгоритм класифікації та розпізнавання образів з вчителем передбачає виконання кроків, аналогічних до алгоритму розпізнавання образів без вчителя. Різниця полягає в тому, що в ньому функціонують ще і X -нейрони, які виконують виключно розпізнавання, а нові данні передаються в X -шар за допомогою вчителя в спеціальних режимах донавчання X -шару нейронів.

Таким чином, багатонаправлена нейромережева пам'ять має потенціал донавчатись під час свого функціонування та зберігати й відновлювати зі своєї пам'яті множини асоціативних зображень.

Висновки

Отже, розроблена багатонаправлена пам'ять на основі нейронних мереж адаптивної резонансної теорії, яка має змогу відновлення із пам'яті по вхідній інформації безліч з N асоціативних один одному та вхідними даними зображень, які представлені у форматі векторів з дискретними складовими. Багатонаправлена асоціативна пам'ять також володіє властивістю компактного зберігання інформації, можливістю донавчання та стабільного зберігання раніше запам'ятованих даних, що робить цю мережу придатною для створення спеціалізованих баз знань, які інтегрують асоціативну інформацію.

Список літератури

1. Suzuki K. *Architectures and Applications. Artificial Neural Networks*. InTech, 2013, 256 p.
2. Bianchini M. *Handbook on Neural Information Processing. Intelligent Systems Reference Library*. Springer, 2013, 499 p. doi: 10.1007/978-3-642-36657-4.
3. Cirrincione M., Pucci M. and Vitale G. Power Converters and AC Electrical Drives with Linear Neural Networks. *IEEE Industrial Electronics Magazine*. 2013. 7(2). P. 61-61. doi: 10.1109/MIE.2013.2256306.
4. Russell S. Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Third Edition. Prentice Hall. 2011. 175. P. 935-937. doi: 10.1016/j.artint.2011.01.005.
5. Huajin Tang, Kay Chen Tan, Zhang Yi. *Neural Networks. Computational Models and Applications*. Springer, 2007, 322 p. doi: 10.1007/978-3-540-69226-3.
6. Dmitrienko V. D., Zakovorotnyi A. Yu., Leonov S. Yu. and Khavina I. P. Neural Networks Art: Solving Problems with Multiple Solutions and New Teaching Algorithm. *The Open Neurology Journal*. 2014. Vol. 8. P. 8-15. doi: 10.2174/1874205X01408010015.
7. Zadeh L. *Neural Networks Theory*. Springer, 2007, 421 p.
8. Заковоротний О. Ю., Дмитрієнко В. Д. Нейромережева пам'ять для зберігання множинних асоціацій. *Матеріали Міжнародної наукової конференції*

- «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту». Херсон: ХНТУ, 2012. С. 348-349.
9. Dalian Liu, Saiji Fu, Yingjie Tian and Jingjing Tang. Universum driven cost-sensitive learning method with asymmetric loss function. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 131(3). P. 107849. doi: 10.1016/j.engappai.2024.107849.
 10. Pedro B. Pio, Adriano Rivolli, André C. P. L. F. de Carvalho and Luis P. F. Garcia. A review on preprocessing algorithm selection with meta-learning. *Knowledge and Information Systems*. 2024. Vol. 66. P. 1–28. doi: 10.1007/s10115-023-01970-y.
 11. Jingjing Tang, Zhaojie Hou, Xiaotong Yu, Saiji Fu and Yingjie Tian. Multi-view cost-sensitive kernel learning for imbalanced classification problem. *Neurocomputing*. 2023. Vol. 552(1). P. 126562. doi: 10.1016/j.neucom.2023.126562.
 12. Naomi Adel, Keeley Crockett and Joao P. Carvalho. An Investigation into Fuzzy Negation in Semantic Similarity Measures. *2023-IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ)*, 13-17 August 2023. doi: 10.1109/FUZZ52849.2023.10309737.
 13. Fu S., Wang X., Tang J., Lan S., Tian Y. Generalized robust loss functions for machine learning. *Neural Netw.* 2024. 171. P. 200-214. doi: 10.1016/j.neunet.2023.12.013.

References (transliterated)

1. Suzuki K. *Architectures and Applications. Artificial Neural Networks*. InTech, 2013, 256 p.
2. Bianchini M. *Handbook on Neural Information Processing. Intelligent Systems Reference Library*. Springer, 2013, 499 p., doi: 10.1007/978-3-642-36657-4.
3. Cirrincione M., Pucci M. and Vitale G. Power Converters and AC Electrical Drives with Linear Neural Networks. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2013, 7(2), pp. 61-61, doi: 10.1109/MIE.2013.2256306.
4. Russell S. Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Third Edition. Prentice Hall, 2011, 175, pp. 935-937, doi: 10.1016/j.artint.2011.01.005.
5. Huajin Tang, Kay Chen Tan, Zhang Yi. *Neural Networks. Computational Models and Applications*. Springer, 2007, 322 p., doi: 10.1007/978-3-540-69226-3.
6. Dmitrienko V. D., Zakovorotnyi A. Yu., Leonov S. Yu. and Khavina I. P. Neural Networks Art: Solving Problems with Multiple Solutions and New Teaching Algorithm. *The Open Neurology Journal*, 2014, Vol. 8, pp. 8-15, doi: 10.2174/1874205X01408010015.
7. Zadeh L. *Neural Networks Theory*. Springer, 2007, 421 p.
8. Zakovorotnyi A. Y., Dmitrienko V. D. Neural network memory for storing multiple associations. *Intelligent decision-making systems and problems of computational intelligence: proceedings of the International Scientific Conference*. Kherson. KhNTU, 2012, pp. 348-349.
9. Dalian Liu, Saiji Fu, Yingjie Tian and Jingjing Tang. Universum driven cost-sensitive learning method with asymmetric loss function. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, Vol. 131(3), p. 107849, doi: 10.1016/j.engappai.2024.107849.
10. Pedro B. Pio, Adriano Rivolli, André C. P. L. F. de Carvalho and Luis P. F. Garcia. A review on preprocessing algorithm selection with meta-learning. *Knowledge and Information*

- Systems*, 2024, Vol. 66, pp.1–28, doi: 10.1007/s10115-023-01970-y.
11. Jingjing Tang, Zhaojie Hou, Xiaotong Yu, Saiji Fu and Yingjie Tian. Multi-view cost-sensitive kernel learning for imbalanced classification problem. *Neurocomputing*, 2023, Vol. 552(1), p. 126562, doi: 10.1016/j.neucom.2023.126562.
12. Naomi Adel, Keeley Crockett and Joao P. Carvalho. An Investigation into Fuzzy Negation in Semantic Similarity Measures. *2023-IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ)*, 13-17 August 2023, doi: 10.1109/FUZZ52849.2023.10309737.
13. Fu S., Wang X., Tang J., Lan S., Tian Y. Generalized robust loss functions for machine learning. *Neural Netw.*, 2024, 171 (4), pp. 200-214, doi: 10.1016/j.neunet.2023.12.013.
12. Naomi Adel, Keeley Crockett and Joao P. Carvalho. An Investigation into Fuzzy Negation in Semantic

Відомості про авторів (About authors)

Заковоротний Олександр Юрійович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри, кафедра комп'ютерної інженерії та програмування, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків, Україна; ORCID: 0000-0003-4415-838X; e-mail: Oleksandr.Zakovorotnyi@khpi.edu.ua.

Zakovorotnyi Oleksandr – Doctor of Engineering Sciences, Professor, Head of the Department of Computer Engineering and Programming, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Kharkiv, Ukraine; ORCID: 0000-0003-4415-838X; e-mail: Oleksandr.Zakovorotnyi@khpi.edu.ua.

Орлова Тетяна Олександрівна – старша викладачка, кафедра комп'ютерної інженерії та програмування, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків, Україна; ORCID: 0000-0001-8835-7570; e-mail: Tetiana.Orlova@khpi.edu.ua.

Orlova Tetiana – Senior Lecturer, Department of Computer Engineering and Programming, National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute", Kharkiv, Ukraine; ORCID: 0000-0001-8835-7570; e-mail: Tetiana.Orlova@khpi.edu.ua

Будь ласка, посилайтесь на цю статтю наступним чином:

Заковоротний О. Ю., Орлова Т. О. Розробка штучної нейронної мережі з можливістю донавчання, зберігання й відновлення зі своєї пам'яті множин асоціативних зображень. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях.* – Харків: НТУ «ХПІ». 2024. № 3 (21). С. 9-16. doi:10.20998/2413-4295.2024.03.02.

Please cite this article as:

Zakovorotnyi O., Orlova T. Development of an artificial neural network with the ability to retrain, store and retrieve sets of associative images from its memory. *Bulletin of the National Technical University "KhPI". Series: New solutions in modern technology.* – Kharkiv: NTU "KhPI", 2024, no. 3(21), pp. 9–16, doi:10.20998/2413-4295.2024.03.02.

Надійшла (received) 02.08.2024
Прийнята (accepted) 09.09.2024