

Кібернетика та системний аналіз

УДК 004.383.8.032.26

О.Ю. Заковоротний

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків

РОЗРОБКА БАГАТОНАПРАВЛЕНОЇ АСОЦІАТИВНОЇ ПАМ'ЯТІ НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ АДАПТИВНОЇ РЕЗОНАНСНОЇ ТЕОРІЇ

Розроблено нову багатонаправлену нейронну мережу адаптивної резонансної теорії, яка реалізує принципи асоціативної пам'яті з можливістю відновлення по вхідній інформації множини асоціативних один одному і вхідними даними зображень. Нова нейронна мережа має властивості донавчання, стабільного і компактного зберігання запам'ятованої раніше інформації, що дозволяє цю мережу використовувати для розробки спеціалізованих баз знань, які використовують асоціативну інформацію.

Ключові слова: нейронна мережа адаптивної резонансної теорії, асоціативна пам'ять.

Постановка проблеми та аналіз літератури

Для вирішення завдань пошуку асоціативних образів в наш час існує безліч різноманітних методів і алгоритмів. У зв'язку з цим в теорії штучного інтелекту робляться спроби створення універсальних підходів, що дозволять вирішувати широкий класи задач пошуку і запам'ятовування асоціативної інформації. Один з таких підходів пов'язаний з використанням штучних нейронних мереж. Їх ефективне застосування для вирішення різних завдань багато в чому ґрунтується на тому, що традиційні труднощі вирішення різноманітних завдань полегшені застосуванням універсальних алгоритмів навчання нейронних мереж на навчальних вибірках.

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

Якщо інформація про асоціації є достатньо повною, то для створення асоціативних систем може використовуватися значна кількість різних нейронних мереж. Однак при розробці систем для реальних технічних об'єктів розробники стикаються з тим, що інформація про об'єкт далека від повноти і буде уточнюватися у процесі функціонування об'єкта. Це різко звужує коло мереж, які доцільно використовувати в подібних системах, оскільки в багатьох мережах навчання нової асоціації в загальному випадку вимагає повного перенавчання мережі [1 – 12]. Неможливість за допомогою зазначених нейронних мереж вирішити проблему чутливості (пластичності) до нової інформації при збереженні (стабільності) наявної інформації привели до розробки принци-

пово нових конфігурацій нейронних мереж на основі адаптивної резонансної теорії (АРТ) [13].

Принцип роботи мереж адаптивної резонансної теорії полягає в такому: нейронною мережею проводиться зіставлення вхідних зображень із зображеннями відомих класів, які отримані на етапі навчання мережі і зберігаються в її вагах зв'язків. Етап зіставлення вхідних зображень з еталонами відомих класів зображень здійснюється з певною точністю, що задається спеціальним параметром подібності. Якщо параметр подібності вхідного зображення з одним із відомих прототипів зображень перевищує заданий поріг, то прототип даного класу модифікується, щоб стати більш схожим на пред'явлене зображення, а вхідне зображення відноситься до даного класу зображень. У свою чергу, якщо параметр подібності вхідного зображення не досягає заданого порогу при аналізі всіх запам'ятованих класів зображень, то на основі вхідного зображення створюється новий клас зображень, що стає можливим завдяки надлишковим (нерозподіленим) нейронам, що входять в структуру нейронної мережі. Таким чином, нові образи можуть створювати нові класи, без спотворення інформації, що була запам'ятована раніше [13 – 16].

Мета статті. Розробка багатонаправленої пам'яті на основі нейронних мереж адаптивної резонансної теорії з можливістю відновлення по вхідній інформації множини з N асоціативних один одному та вхідними даними зображень, які представлені у вигляді векторів з дискретними складовими.

Розробка архітектури багатонаправленої асоціативної пам'яті

Нова багатонаправлена нейромережева пам'ять (рис. 1) складається із N однотипних паралельно працюючих модулів, кожний з яких являє собою дискретну нейронну мережу АРТ-1 та додаткових

керуючих нейронів $G_3^1, G_3^2, \dots, G_3^N$ і проміжного шару нейронів P_d , елементи якого зв'язані парами двонаправлених зважених зв'язків $H_{jd}^1, H_{gd}^2, \dots,$

H_{td}^N та $Q_{dj}^1, Q_{dg}^2, \dots, Q_{dt}^N$ з відповідними їм елементами розпізнавальних шарів $Y_j^1, Y_g^2, \dots, Y_t^N$ (індекси $j, d, g, t = \overline{1, m}$).

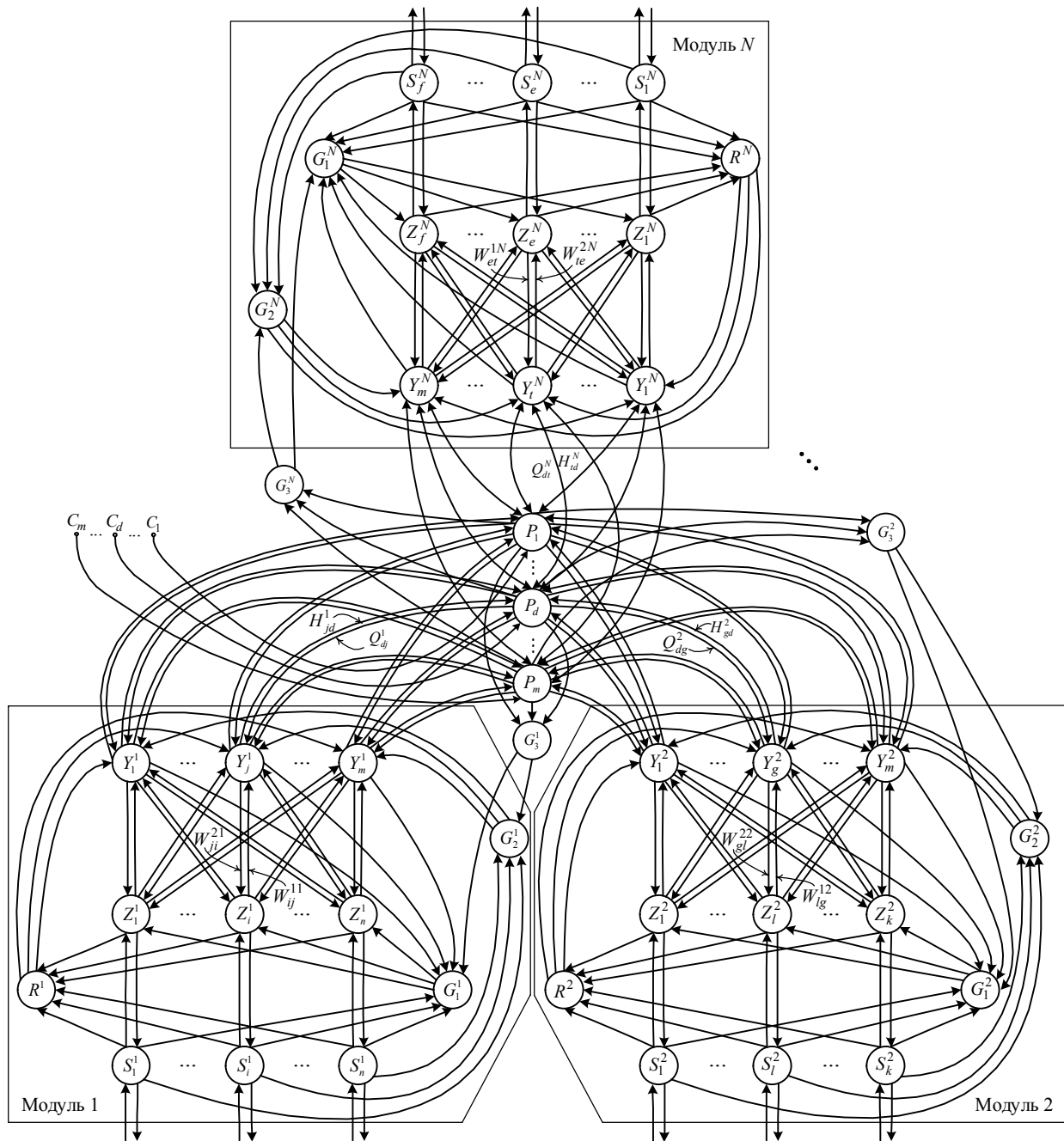


Рис. 1. Архітектура багатоварвленої асоціативної пам'яті АРТ

Кожний модуль багатоварвленої нейромережевої пам'яті містить у собі шари інтерфейсних елементів $Z_1^1, Z_2^2, \dots, Z_e^N$, нейрони яких пов'язані з відповідними їм елементами сенсорних шарів $S_1^1, S_1^2, \dots, S_e^N$, парами бінарних двонаправлених зв'язків, шари розпізнавальних елементів $Y_j^1, Y_g^2, \dots, Y_t^N$, нейрони яких пов'язані з кожним з елементів у відпо-

відним їм інтерфейсних $Z_1^1, Z_2^2, \dots, Z_e^N$ шарах парами двонаправлених зважених зв'язків з безперервними ваговими коефіцієнтами $W_{ij}^{11}, W_{ji}^{21}, W_{lg}^{12}, W_{gl}^{22}, \dots, W_{et}^{1N}, W_{te}^{2N}$, відповідно першого, другого й N-го модулі нейронної мережі. Також до складу модулів на основі дискретних нейронних мереж АРТ входять керуючі нейрони $G_1^1, G_2^2, G_1^2, G_2^2, \dots, G_1^N, G_2^N$ й

вирішувачі нейрони R^1, R^2, \dots, R^N , які зв'язані збудливими й гальмуючими зв'язками з усіма елементами сенсорних $S_i^1, S_i^2, \dots, S_e^N$, інтерфейсних $Z_i^1, Z_i^2, \dots, Z_e^N$ та розпізнавальних шарів $Y_j^1, Y_g^2, \dots, Y_t^N$ багатонаправленої асоціативної нейронної мережі (індекси $i = \overline{1, n}; \ell = \overline{1, k}; e = \overline{1, f}; j, g, t = \overline{1, m}$).

Розробка алгоритмів функціонування багатонаправленої асоціативної пам'яті

Багатонаправлена нейромережева асоціативна пам'яті, функціонує відповідно до двох алгоритмів: навчання та розпізнавання.

В алгоритмах прийняті такі позначення:

m – максимальна кількість груп асоціативних зображень;

n – кількість бінарних компонентів у вхідному векторі першого модуля;

k – кількість бінарних компонентів у вхідному векторі другого модуля;

f – кількість бінарних компонентів у вхідному векторі N -го модуля;

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

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

q – кількість груп асоціативних зображень, що запам'ятовуються;

індекси змінних, якщо це не зазначено окремо, перебігають такі значення:

$$i = \overline{1, n}; \ell = \overline{1, k}; e = \overline{1, f}; j, g, t, q, d = \overline{1, m}, r = \overline{1, q};$$

$W_{ij}^{11}, W_{lg}^{12}, \dots, W_{et}^{1N}$ – ваги зв'язків від елементів інтерфейсного шару до елементів розпізнавального шару, відповідно першого, другого й N -го модуля; діапазон припустимих початкових значень:

$$0 < W_{ij}^{11} \leq 1/(L - 1 + n),$$

$$0 < W_{lg}^{12} \leq 1/(L - 1 + k), \dots, 0 < W_{et}^{1N} \leq 1/(L - 1 + f);$$

початкові значення, що рекомендується, при навчанні:

$$W_{ij}^{11} = \frac{1}{1 + n}, \quad W_{lg}^{12} = \frac{1}{\ell + k}, \quad \dots, \quad W_{et}^{1N} = \frac{1}{1 + f};$$

$W_{ji}^{21}, W_{gl}^{22}, \dots, W_{te}^{2N}$ – ваги зв'язків від елементів шару, що розпізнає, до елементів інтерфейсного шару відповідно першого, другого й N -го модуля; початкове значення, що рекомендується, при навчанні:

$$W_{ji}^{21} = 1, \quad W_{gl}^{22} = 1, \quad \dots, \quad W_{te}^{2N} = 1;$$

$$U_{\text{вих.}Y_j^1}, U_{\text{вих.}Y_g^2}, \dots, U_{\text{вих.}Y_t^N} - \text{вихідні сигнали розпізнавальних елементів, відповідно першого, другого й } N\text{-ого модуль нейронної мережі;}$$

$U_{\text{вих.}S_i^1}, U_{\text{вих.}S_i^2}, \dots, U_{\text{вих.}S_e^N}$ – вихідні сигнали елементів сенсорного S -шару відповідно першого, другого й N -ого модуль нейронної мережі;

$U_{\text{вх.}Z_i^1}, U_{\text{вх.}Z_i^2}, \dots, U_{\text{вх.}Z_e^N}$ – вхідні сигнали елементів інтерфейсного шару відповідно першого, другого й N -ого модуль нейронної мережі;

$U_{\text{вих.}Z_i^1}, U_{\text{вих.}Z_i^2}, \dots, U_{\text{вих.}Z_e^N}$ – вихідні сигнали елементів інтерфейсного шару відповідно першого, другого й N -ого модуль нейронної мережі;

$(S_1^1, S_1^2, \dots, S_1^N), (S_2^1, S_2^2, \dots, S_2^N), \dots, (S_q^1, S_q^2, \dots, S_q^N)$ – групи асоціативних зображень, які запам'ятовуються модулями нейронної мережі;

$S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rm}^1), S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), \dots, S_r^N = (S_{r1}^N, \dots, S_{rn}^N)$ – бінарні вхідні вектору r -ої групи асоціативних зображень відповідно для першого, другого й N -го модуль нейронної мережі;

$$\|X\| - \text{норма вектору } X;$$

P_t – нейрони проміжного шару, які зв'язують два модулі асоціативної нейронної мережі;

$H_{jd}^1, H_{gd}^2, \dots, H_{td}^N$ – ваги зв'язку від елементів розпізнавального шару, до елементів проміжного шару відповідно першого, другого й N -го модуль нейронної мережі;

$Q_{dj}^1, Q_{dg}^2, \dots, Q_{dt}^N$ – ваги зв'язку від елементів проміжного шару до елементів розпізнавального шару, відповідно першого, другого й N -го модуль нейронної мережі.

Алгоритм навчання багатонаправленої нейромережевої пам'яті, передбачає виконання таких кроків:

Крок 1. Ініціюються параметри L, p_1, p_2, \dots, p_N і ваги зв'язків:

$$W_{ij}^{11}, W_{lg}^{12}, \dots, W_{et}^{1N}, W_{ji}^{21}, W_{gl}^{22}, \dots, W_{te}^{2N}.$$

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

$$U_{\text{вих.}Y_j^1} = 0, \quad U_{\text{вих.}Y_g^2} = 0, \quad \dots, \quad U_{\text{вих.}Y_t^N} = 0.$$

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

Крок 4. Вхідними векторами $S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rm}^1), S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), \dots, S_r^N = (S_{r1}^N, \dots, S_{rn}^N)$ визначаються вихідні сигнали елементів $S_i^1, S_i^2, \dots, S_e^N$ сенсор-

ного S-шару відповідно першого, другого й N-го модулів нейронної мережі:

$$U_{\text{вих.}S_{r1}^1} = S_{r1}^1; U_{\text{вих.}S_{r1}^2} = S_{r1}^2; \dots; U_{\text{вих.}S_{re}^N} = S_{re}^N.$$

Крок 5. Для всіх модулів обчислюються норми векторів вихідних сигналів нейронів сенсорного шару:

$$\|U_{\text{вих.}S^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{вих.}S_i^1}; \|U_{\text{вих.}S^2}\| = \sum_{i=1}^k U_{\text{вих.}S_i^2}; \dots;$$

$$\|U_{\text{вих.}S^N}\| = \sum_{e=1}^f U_{\text{вих.}S_e^N}.$$

Крок 6. Формуються вхідні та вихідні сигнали елементів інтерфейсних шарів всіх модулів нейронної мережі:

$$U_{\text{вх.}Z_1^1} = U_{\text{вих.}S_1^1}, U_{\text{вих.}Z_1^1} = U_{\text{вх.}Z_1^1};$$

$$U_{\text{вх.}Z_1^2} = U_{\text{вих.}S_1^2}, U_{\text{вих.}Z_1^2} = U_{\text{вх.}Z_1^2};$$

.....

$$U_{\text{вх.}Z_e^N} = U_{\text{вих.}S_e^N}, U_{\text{вих.}Z_e^N} = U_{\text{вх.}Z_e^N}.$$

Крок 7. У всіх модулях нейронної мережі для кожного незагальмованого розпізнавального Y-нейрона, розраховуються його вихідні сигнали:

$$U_{\text{вих.}Y_j^1} = \sum_{i=1}^n W_{ij}^{11} U_{\text{вих.}Z_i^1}, \text{ якщо } U_{\text{вих.}Y_j^1} \neq -1;$$

$$U_{\text{вих.}Y_g^2} = \sum_{j=1}^k W_{lg}^{12} U_{\text{вих.}Z_j^2}, \text{ якщо } U_{\text{вих.}Y_g^2} \neq -1;$$

.....

$$U_{\text{вих.}Y_f^N} = \sum_{e=1}^f W_{ef}^{1N} U_{\text{вих.}Z_e^N}, \text{ якщо } U_{\text{вих.}Y_f^N} \neq -1.$$

Крок 8. Поки 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. У всіх модулях нейронної мережі в розпізнавальних Y-шарах визначаються нейрони $Y_{J1}^1, Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$, що задовольняють умові:

$$U_{\text{вих.}Y_{J1}^1} \geq U_{\text{вих.}Y_j^1},$$

$$U_{\text{вих.}Y_{J2}^2} \geq U_{\text{вих.}Y_j^2}, \dots, U_{\text{вих.}Y_{JN}^N} \geq U_{\text{вих.}Y_j^N}.$$

Якщо таких елементів декілька, то вибирається елемент з найменшим індексом.

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) вхідні зображення не можуть бути запам'ятовані.

Крок 10. У всіх модулях нейронної мережі розраховуються вихідні сигнали елементів інтерфейсних шарів $Z_1^1; Z_1^2; \dots; Z_e^N$:

$$U_{\text{вих.}Z_1^1} = U_{\text{вих.}S_1^1} W_{J1,1}^{21},$$

$$U_{\text{вих.}Z_1^2} = U_{\text{вих.}S_1^2} W_{J2,1}^{22},$$

.....

$$U_{\text{вих.}Z_e^N} = U_{\text{вих.}S_e^N} W_{JN,i}^{2N}.$$

Крок 11. У всіх модулях нейронної мережі обчислюються норми векторів вихідних сигналів нейронів інтерфейсного шару:

$$\|U_{\text{вих.}Z^1}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{вих.}Z_i^1}; \|U_{\text{вих.}Z^2}\| = \sum_{i=1}^k U_{\text{вих.}Z_i^2};$$

$$\dots; \|U_{\text{вих.}Z^N}\| = \sum_{e=1}^f U_{\text{вих.}Z_e^N}.$$

Крок 12. У всіх модулях нейронної мережі перевіряється по відповідним параметрам подібності p_1, p_2, \dots, p_N правильність вибору відповідних нейронів-переможців $Y_{J1}^1, Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$. Якщо, напри-

клад для першого з модулів, $p = \frac{\|U_{\text{вих.}Z^1}\|}{\|U_{\text{вих.}S^1}\|} < p_1$, то

умова не виконується, елемент Y_{J1}^1 загальмовується: $U_{\text{вих.}Y_{J1}^1} = -1$; здійснюється перехід до кроку 8 алгоритму. Якщо, $p \geq p_1$, то умова, що підтверджує

правильність вибору нейрона-переможця Y_{J1}^1 першого модуля виконується й здійснюється перехід до наступного кроку алгоритму. При цьому нейрону-переможцю присвоюється одиничне значення вихідного сигналу $U_{\text{вих.}Y_{J1}^1} = 1$, а всі інші нейрони, розпізнавального шару першого модуля, переводяться в неактивний стан:

$$U_{\text{вих.}Y_j^1} = 0, j = 1, \dots, m, j \neq J1.$$

Аналогічним образом проводиться перевірка правильного вибору нейрона-переможця $Y_{J2}^2, \dots, Y_{JN}^N$ у всіх інших модулях нейронної мережі.

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

$$W_{ij}^{11} = \frac{LU_{\text{вих.}Z_i^1}}{L - 1 + \|U_{\text{вих.}Z_i^1}\|};$$

$$W_{ij}^{12} = \frac{LU_{\text{вих.}Z_i^2}}{L - 1 + \|U_{\text{вих.}Z_i^2}\|}; \dots;$$

$$W_{ej}^{1N} = \frac{LU_{\text{вих.}Z_e^N}}{L - 1 + \|U_{\text{вих.}Z_e^N}\|};$$

$$W_{ji}^{21} = U_{\text{вих.}Z_i^1};$$

$$W_{jl}^{22} = U_{\text{вих.}Z_l^2}; \dots; W_{je}^{2N} = U_{\text{вих.}Z_e^N}.$$

Крок 14. Перевіряється умова закінчення навчання всіх модулів мережі, якщо вони не виконуються, то триває навчання одного, двох або всіх модулів мережі, у противному випадку здійснюється перехід на наступний крок алгоритму з метою визначення ваг зв'язків нейронів Р-шару.

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

Крок 16. Для групи вхідних зображень, визначаються нейрони-переможці $Y_{J1r}^1, Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$, у всіх модулях нейронної мережі.

Крок 17. У всіх модулях нейронної мережі визначаються ваги зв'язків між відповідними нейронами-переможцями $Y_{J1r}^1, Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$ та елементами Р-шару:

$$H_{J1r,J1r}^1 = Q_{J1r,J1r}^1 = 1,$$

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

$$H_{J2r,J2r}^2 = Q_{J2r,J2r}^2 = 1,$$

$$H_{J2r,g}^2 = Q_{J2r,g}^2 = 0, \quad g = 1, \dots, m; \quad g \neq J2r;$$

$$\dots$$

$$H_{JNr,JNr}^N = Q_{JNr,JNr}^N = 1,$$

$$H_{JNr,t}^N = Q_{JNr,t}^N = 0, \quad t = 1, \dots, m; \quad t \neq JNr.$$

Крок 18. Кінець.

Алгоритм розпізнавання образів при визначенні асоціативних зображень передбачає виконання таких кроків:

Крок 1. Ініціюються параметри L, p_1, p_2, \dots, p_N та ваги зв'язків:

$$W_{ij}^{11}, W_{lg}^{12}, \dots, W_{et}^{1N},$$

$$W_{ji}^{21}, W_{gl}^{22}, \dots, W_{te}^{2N},$$

$$H_{jd}^1, H_{gd}^2, \dots, H_{td}^N,$$

$$Q_{dj}^1, Q_{dg}^2, \dots, Q_{dt}^N$$

Крок 2. На вхід одного з модулів мережі подається вхідне зображення. Допустимо, що вхідне зображення S_r^1 подається на вхід першого модуля мережі. Тоді аналогічним образом, як і в алгоритмі навчання, визначається нейрон-переможець Y_{J1r}^1 першого модуля нейронної мережі.

Крок 3. Визначаються нейрони-переможці $Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$ інших модулів нейронної мережі. Вони виділяються не у результаті змагання між розпізнавальними елементами відповідних модулів, а одиничним сигналом елемента P_{J1r} , який у свою чергу, в активний стан переводиться нейроном-переможцем Y_{J1r}^1 . При цьому вихідному сигналу нейронів-переможців $Y_{J2r}^2, \dots, Y_{JNr}^N$ присвоюється одиничне значення, а всі інші нейрони відповідних розпізнавальних шарів елементів переводяться в неактивний стан:

$$U_{\text{вих.}Y_{J2r}^2} = 1, \quad U_{\text{вих.}Y_g^2} = 0, \quad g = 1, \dots, m, \quad g \neq J2r;$$

$$\dots$$

$$U_{\text{вих.}Y_{JNr}^N} = 1, \quad U_{\text{вих.}Y_t^N} = 0, \quad t = 1, \dots, m, \quad t \neq JNr.$$

Крок 4. Розраховуються вихідні сигнали елементів інтерфейсних шарів Z_1^2, \dots, Z_e^N відповідних модулів нейронної мережі:

$$U_{\text{вих.}Z_1^2} = W_{J2r,1}^2,$$

$$\dots$$

$$U_{\text{вих.}Z_1^N} = W_{JNr,e}^{2N}.$$

Крок 5. Формуються вхідні та вихідні сигнали елементів сенсорних шарів нейронів S_1^2, \dots, S_e^N відповідних модулів нейронної мережі:

$$U_{\text{вх.}S_1^2} = U_{\text{вих.}Z_1^2}, \quad U_{\text{вих.}S_1^2} = U_{\text{вх.}S_1^2};$$

$$\dots$$

$$U_{\text{вх.}S_e^N} = U_{\text{вих.}Z_e^N}, \quad U_{\text{вих.}S_e^N} = U_{\text{вх.}S_e^N}.$$

Отримані на виході відповідних модулів зображення

$$S_r^2 = (S_{r1}^2, \dots, S_{rk}^2), \dots, \quad S_r^N = (S_{r1}^N, \dots, S_{rk}^N),$$

є асоціацією зображенню

$$S_r^1 = (S_{r1}^1, \dots, S_{rm}^1),$$

що подається на елементи вхідного шару першого модуля нейронної мережі.

Крок 6. Кінець.

Багатонаправлена асоціативна пам'ять може працювати в трьох основних режимах:

режим № 1 – навчання асоціативної пам'яті;

режим № 2 – розпізнавання вхідного зображення і визначення асоціативних йому зображень в пам'яті нейронної мережі;

режим № 3 – за вхідними даними, що подаються на входи C_d , одночасне відновлення з пам'яті нейронної мережі множини з N асоціативних один одному зображень.

Режим № 1 використовується для навчання нейронної мережі множини з N асоціативних один одному зображень.

Режим № 2 використовується для розпізнавання зображення поданого на входи кожного з N модулів нейронної мережі і відновлення з пам'яті нейронної мережі всіх асоціативних йому векторів (зображень). Даний режим не передбачає одночасну подачу вхідних зображень на кілька модулів асоціативної нейронної мережі.

Режим № 3 використовується для одночасного відновлення з пам'яті нейронної мережі за даними, що надходять на входи C_d ($d = \overline{1, m}$), множини асоціативних один одному зображень.

Висновки

Таким чином, розроблена пам'ять на основі нейронних мереж адаптивної резонансної теорії, що володіє можливістю відновлення зі своєї пам'яті по вхідній інформації множини з N асоціативних один одному та вхідними даними зображень, які представлені у вигляді векторів з дискретними складовими. Багатонаправлена асоціативна пам'ять має також властивість компактного зберігання інформації, донавчання й стабільного зберігання інформації, що була запам'ятована раніше та дозволяє цю мережу використовувати для розробки спеціалізованих баз знань, які використовують асоціативну інформацію.

Список літератури

1. Suzuki K. *Artificial Neural Networks: Architectures and Applications* / K. Suzuki. – Publ.: InTech, 2013. – 256 p.
2. Bianchini M. *Handbook on Neural Information Processing (Intelligent Systems Reference Library)* / M. Bianchini. – Publisher: Springer, 2013. – 499 p.
3. Cirrincione M. *Power Converters and AC Electrical Drives with Linear Neural Networks (Energy, Power Electronics, and Machines)* / M. Cirrincione, M. Pucci, G. Vitale. – Publisher: CRC Press, 2012. – 631 p.
4. Галушкін А.И. *Нейронные сети. Основы теории* / А.И. Галушкін. – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 496 с.
5. Капля В.И. *Системы искусственного интеллекта: учебное пособие* / В.И. Капля. – Волгоград: ИУНЛ ВолгГТУ. – 2011. – 97 с.

6. Russell S. *Artificial Intelligence: A Modern Approach, Third Edition* / S. Russell, P. Norvig. – Publisher: Prentice Hall, 2010. – 1152 p.

7. Девятков В.В. *Системы искусственного интеллекта* / Гл. ред. И. Б. Фёдоров. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 352 с.

8. Евменов В.П. *Интеллектуальные системы управления: учебное пособие* / В.П. Евменов. – М.: Книжный дом "Либроком", 2009. – 304 с.

9. Татузов А.Л. *Нейронные сети в задачах радиолокации* / А.Л. Татузов. – М.: Радиотехника, 2009. – 432 с.

10. Боровиков В.П. *Нейронные сети. Методология и технологии современного анализа* / В.П. Боровиков. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.

11. Huajin T. *Neural Networks: Computational Models and Applications* / Huajin Tang, Kay Chen Tan, Zhang Yi. – Publisher: Springer, 2007. – 322 p.

12. Zadeh L. *Neural Networks Theory* / L. Zadeh. – Publisher: Springer, 2007. – 421 p.

13. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс* / С. Хайкин. – М.: Изд. дом "Вильямс", 2008. – 1104 с.

14. Заковоротный А.Ю. *Ассоциативная нейронная сеть АРТ* / А.Ю. Заковоротный, В.Д. Дмитриенко, В.А. Бречко // Сборник трудов Международной конференции «Прикладная математика, управление и информатика». – Белгород: ИД «Белгород», 2012. – Т. 1. – С. 115 – 119.

15. Заковоротный А.Ю. *Нейросетевая память для хранения множественных ассоциаций* / А.Ю. Заковоротный, В.Д. Дмитриенко // Материалы Міжнародної наукової конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту». – Херсон: ХНТУ, 2012. – С. 348 – 349.

16. Заковоротный А.Ю. *Нейросетевая ассоциативная память адаптивной резонансной теории позволяющая определять множества решений* / А.Ю. Заковоротный, В.Д. Дмитриенко // Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах. Междунар. сб. науч. тр. – Магнитогорск: МГТУ, 2014. – № 1. – С. 8 – 17

Надійшла до редколегії 3.03.2016

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.А. Серков, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків.

РАЗРАБОТКА МНОГОНАПРАВЛЕННОЙ АССОЦИАТИВНОЙ ПАМЯТИ НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ АДАПТИВНОЙ РЕЗОНАНСНОЙ ТЕОРИИ

А.Ю. Заковоротный

Разработана новая многонаправленная нейронная сеть адаптивной резонансной теории, которая реализует принципы ассоциативной памяти с возможностью восстановления по входной информации множества ассоциативных друг другу и входным данным изображений. Новая нейронная сеть обладает свойствами дообучения, стабильного и компактного хранения запомненной ранее информации, что позволяет эту сеть использовать для разработки специализированных баз знаний, использующих ассоциативную информацию.

Ключевые слова: нейронная сеть адаптивной резонансной теории, ассоциативная память.

DEVELOPMENT OF MULTI-DIRECTIONAL ASSOCIATIVE MEMORY BASED ON THE DISCRETE NEURAL NETWORKS ADAPTIVE RESONANCE THEORY

A.Y. Zakovorotnyy

The new neural network of adaptive resonant theory that will realize principles of annex storage with possibility of renewal on entrance information of great number associative to each other and datains of images is worked out. A new neural network possesses properties of educating, stable and compact storage of the information memorized before, that allows to use this network for development of the specialized bases of knowledge using associative information.

Keywords: neural network of adaptive resonant theory, annex storage.