

УДК 004.89:519.71

ДМИТРИЄНКО В.Д., д.т.н., професор кафедри «Обчислювальна техніка та програмування»,
ЗАКОВОРТНИЙ О.Ю., к.т.н., доцент кафедри «Обчислювальна техніка та програмування»,
НОСКОВ В.І., д.т.н., професор кафедри «Обчислювальна техніка та програмування»
(Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут"),
БЛИНДЮК В.С. д.т.н., професор кафедри «Електротехніка та електричні машини»
(Український державний університет залізничного транспорту)

Розробка бази знань системи підтримки прийняття рішень машиністом на основі асоціативної пам'яті

Розроблена архітектура та алгоритми функціонування нової нейронної мережі на основі дискретної двонаправленої асоціативної пам'яті, що може використовуватися в якості бази знань системи підтримки прийняття рішень машиністом. Нова нейромережева база знань здатна відновлювати по вхідному вектору, що подається на будь-який з її вхідних шарів нейронів, множину з N зображень, які асоціативні до вхідної інформації.

Ключові слова: нейронна мережа, двонаправлена асоціативна пам'ять, база знань, система підтримки прийняття рішень машиністом.

Постановка задачі та аналіз літератури

Основна частина енергетичних витрат на залізничному транспорті припадає на тягу поїздів [1 – 3]. Тому одним з основних питань науково-технічної політики Укрзалізниці, є впровадження на залізничному транспорті надійних енергозберігаючих інформаційно-керуючих систем, що автоматизують процес керування рухомим складом [4]. При цьому особлива увага приділяється розробці й впровадженню бортових систем підтримки прийняття рішень машиністом (СППРМ), які істотно поліпшують алгоритми ведення рухомого складу за рахунок використання сучасних розробок у галузі штучного інтелекту і методів оптимального керування, та дозволяють в реальних умовах експлуатації формувати для машиніста рекомендації з управління поїздом, при яких дотримується заданий графік руху з мінімальною витратою енергоресурсів [5]. Особливо це актуально в наш час, який характеризується серйозними кризовими явищами, і, як наслідок, прагненням до економії всіх видів енергоресурсів.

Для оптимального ведення поїзда по залізничному перегону машиністу потрібно знати графік руху рухомого складу, профіль колії, положення поїзда на перегоні, час, що залишився на подолання заданої ділянки залізничної колії, існуючі обмеження по швидкості руху, поточну швидкість складу, погодні умови і т.і. [5, 6]. Частина цієї інформації повинна зберігатися в спеціалізованій базі знань (БЗ) СППРМ, у вигляді даних про безліч траєкторій та маршрутних карт руху рухомого складу по всіх перегонах

маршруту [6]. Для цього БЗ СППРМ повинна володіти можливістю відновлення зі своєї пам'яті, по одному заданому машиністом поїзда параметру, множини з N взаємопов'язаних між собою змінних. Подібного роду властивість БЗ СППРМ необхідно для того, щоб машиніст для кожного обраного ним перегону, зі списку всіх перегонів відповідного маршруту, міг одночасно отримувати: профіль колії (рис. 1), траєкторії руху поїзда (рис. 2) з різним завантаженням рухомого складу (нульовим – чиста вага складу (рис. 2, графіки позначені літерою А), половинним – половина від максимального можливого завантаження поїзда (рис. 2, графіки позначені літерою Б) та повним завантаженням рухомого складу (рис. 2, графіки позначені літерою В) і можливими обмеженнями максимальної швидкості руху (рис. 2, цифрами 1, 2, 3 і 4 позначені графіки, які мають обмеження максимальної швидкості руху рухомого складу, відповідно 60, 70, 80 і 90 км/г) й відповідні їм стратегії перемикання позицій тягового і гальмівного контролерів машиніста. Отже БЗ СППРМ повинна забезпечувати асоціативне зберігання інформації, тобто зберігати у вигляді асоціативних зображень маршрут руху, профілі колії відповідних перегонів маршруту, траєкторії руху поїзда і стратегії управління рухомим складом. Крім того БЗ СППРМ, залежно від типу запиту, повинна швидко видавати машиністу одне або множину з N зображень, які асоціативні між собою і вхідним зображенням, а також здійснювати компактне зберігання всієї інформації.



Рис. 1. Графік зміни кута ухилу залізничної колії довжиною 3,5 км

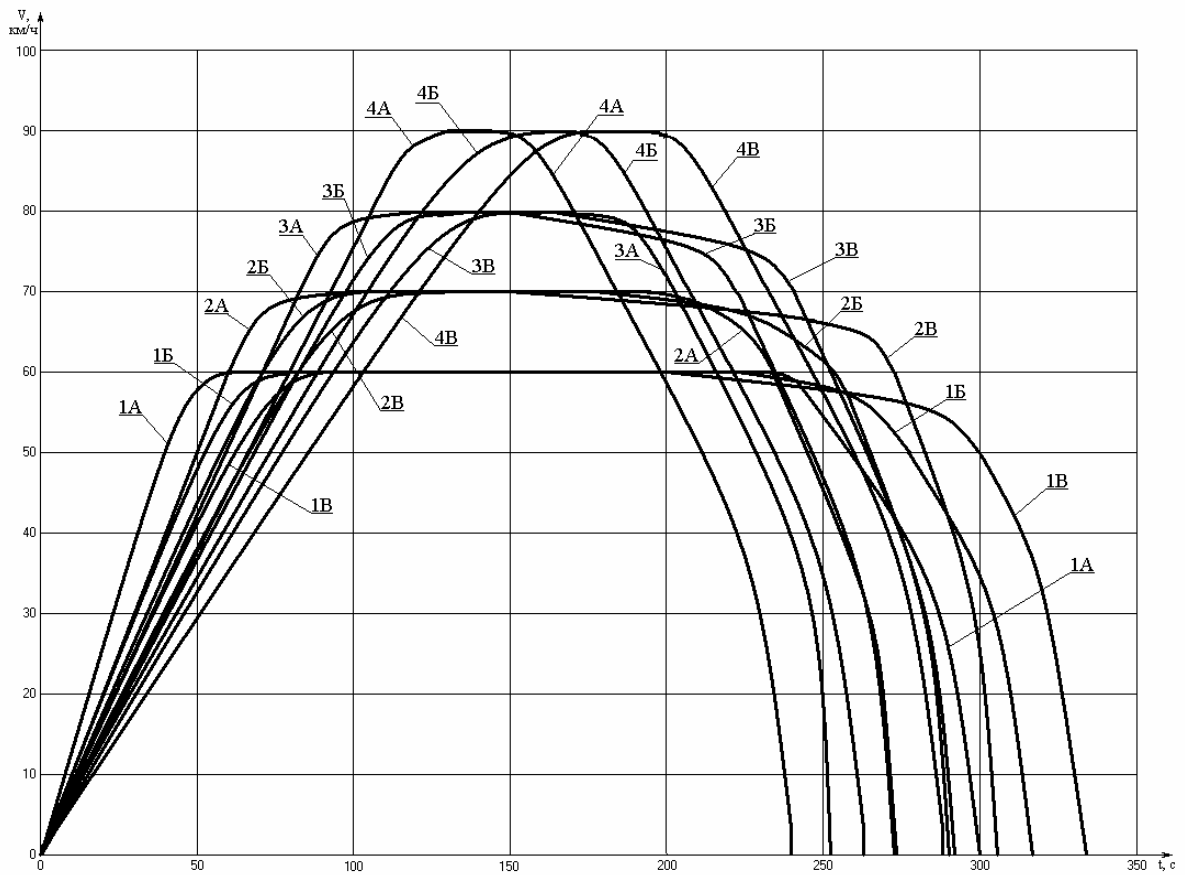


Рис. 2. Траекторії руху поїзда на рівній ділянці залізничної колії довжиною 3 км з різним завантаженням складу та різними обмеженнями максимальної швидкості руху

Більшості описаних вище характеристик задовольняє БЗ на основі штучної нейронної мережі двонаправлена асоціативна пам'ять (ДАП). Нейронна мережа ДАП здатна запам'ятовувати і швидко відновлювати зі своєї пам'яті пари асоційованих один одному зображень, а також дозволяє здійснювати двосторонній обмін даними, представленими у вигляді зображень, незалежно від вибраного входу нейронної мережі [7 – 10]. Тобто ДАП здатна видавати машиністу поїзда за обраним ним номером перегону: профіль колії, стратегії перемикання позицій контролера машиніста та оптимальні траєкторії руху рухомого складу.

Принцип застосування ДАП полягає в наступному, до початку руху рухомого складу, машиніст задає номер перегону, за цими даними з пам'яті ДАП відновлюється множина асоціативних зображень: профіль колії, траєкторії руху поїзда з різним завантаженням складу та можливими обмеженнями максимальної швидкості руху, а також відповідні їм стратегії перемикання позицій тягового і гальмівного контролерів машиніста, дотримуючись яких, машиніст проведе поїзд з початкового в кінцевий пункт призначення згідно з розкладом, витративши при цьому мінімальну кількість енергоресурсів.

Однак класична архітектура й алгоритми роботи ДАП не передбачають можливість одночасного відновлення з пам'яті мережі множини асоціативних один одному зображень [7 – 10]. Тобто класична ДАП не здатна за номером відповідного перегону маршруту одночасного отримання на виходах нейронної мережі траєкторій руху рухомого складу і відповідних їм стратегій перемикання позицій тягового та гальмівного контролера машиніста. Ця особливість робить неможливим застосування класичної архітектури і алгоритмів роботи ДАП в якості БЗ СППРМ. Однак позитивні властивості архітектури штучної нейронної мережі та особливості роботи ДАП призводять до необхідності розробки нової нейромережевої структури, яка б, з одного боку, зберігала можливість роботи з асоціативними зображеннями, а з іншого боку, давала нові можливості – одночасне відновлення з пам'яті мережі по вхідній інформації множини з N асоціативних один одному і вхідним даними зображень. Розробка подібного роду нейронної мережі дасть можливість використовувати її в якості БЗ СППРМ.

Постановка задачі: розробка бази знань системи підтримки прийняття рішень машиністом на основі нейромережевої N -направленої асоціативної пам'яті, що володіє можливістю зберігання та відновлення зі своєї пам'яті N асоціативних вхідному вектору зображень.

Основна частина. Розробка нейромережевої бази знань на основі N -направленої асоціативної пам'яті

Завдання вирішується завдяки тому, що архітектура класичної двонаправленої асоціативної пам'яті, яка складається з двох сенсорних шарів елементів, нейрони яких зв'язані між собою парами зважених двонаправлених зв'язків з відповідними ваговими коефіцієнтами, перебудовується шляхом введення в її структуру додаткових $(N - 1)$ сенсорних шарів нейронів (рис. 3), які пов'язані з першим шаром сенсорних елементів парами двонаправлених зважених зв'язків з відповідними ваговими коефіцієнтами. У результаті додавання в структуру нейронної мережі перерахованих вище сенсорних шарів нейронів досягається можливість зберігання та відновлення з пам'яті множинних асоціацій. Це стає можливим завдяки тому, що любий вхідний сенсорний шар нейронів пов'язаний одразу з N шарами елементів, що дозволяє одному вхідному зображенню асоціювати N вихідних [11].

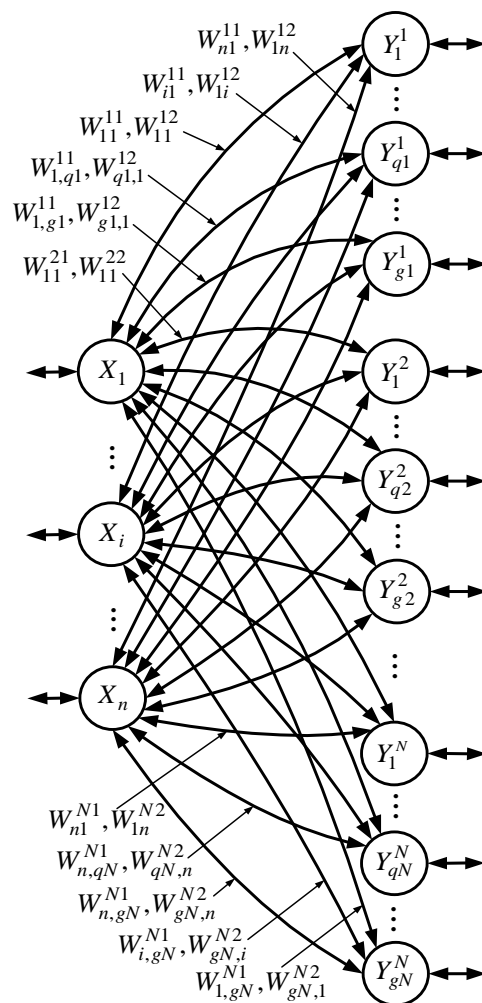


Рис. 3. Нейромережева N -направлена асоціативна пам'ять

Пам'ять складається з вхідного сенсорного шару нейронів X_i ($i = \overline{1, n}$) та N вихідних шарів Y_{q1}^1 ($q1 = \overline{1, g1}$), Y_{q2}^2 ($q2 = \overline{1, g2}$), ..., Y_{qN}^N ($qN = \overline{1, gN}$), елементи яких пов'язані з відповідними їм нейронами вхідного сенсорного X -шару парами двонаправлених зважених зв'язків з ваговими коефіцієнтами

$$W_{i,q1}^{11}, W_{q1,i}^{12} \quad (i = \overline{1, n}; q1 = \overline{1, g1}),$$

$$W_{i,q2}^{21}, W_{q2,i}^{22} \quad (i = \overline{1, n}; q2 = \overline{1, g2}),$$

...

$$W_{i,qN}^{N1}, W_{qN,i}^{N2} \quad (i = \overline{1, n}; qN = \overline{1, gN}),$$

де верхні індекси матриць вагових коефіцієнтів показують: перший індекс, що нейрони вхідного X -шару з'єднані з нейронами відповідного вихідного шару, другий індекс: 1, коли матриця зв'язків передає сигнали нейронів X -шару нейронам відповідного вихідного шару, й 2, навпаки, коли матриця зв'язків передає сигнали вихідного шару нейронам X -шару. Перші нижні індекси вказують на нейрони, що видають сигнали, а другі – на нейрони, що приймають сигнали.

Розроблена асоціативна пам'ять функціонує відповідно до двох алгоритмів: навчання та функціонування. Алгоритм навчання зводиться до визначення навчального набору із r наборів зображень

$$(S_1, S_1^1, S_1^2, \dots, S_1^N), (S_2, S_2^1, S_2^2, \dots, S_2^N), \dots, (S_r, S_r^1, S_r^2, \dots, S_r^N), \quad (1)$$

які запам'ятовуються N -направленою асоціативною пам'яттю, й матриць ваг зв'язків $W^{11}, W^{12}, W^{21}, W^{22}, \dots, W^{N1}, W^{N2}$ між шарами нейронів: X та Y^1, X та Y^2, \dots, X та Y^N .

Матриці ваг зв'язків W^{d1}, W^{d2} ($d = \overline{1, N}$) визначаються за допомогою співвідношень:

$$W^{d1} = \begin{pmatrix} W_{11}^d \dots W_{1j}^d \dots W_{gd}^d \\ \dots \dots \dots \\ W_{i1}^d \dots W_{ij}^d \dots W_{i,gd}^d \\ \dots \dots \dots \\ W_{n1}^d \dots W_{nj}^d \dots W_{n,gd}^d \end{pmatrix},$$

$$W^{d2} = (W^{d1})^T,$$

$$W_{ij}^d = \sum_{p=1}^r S_{pi} S_{pj}^d,$$

де W^{d1} – матриця ваг зв'язків, що передає сигнали з виходів нейронів X -шару на входи нейронів Y^d -шару, $d = \overline{1, N}$; W^{d2} – матриця ваг зв'язків, що передає сигнали з виходів нейронів Y^d -шару на входи нейронів X -шару, матриця W^{d2} отримується шляхом транспонування матриці W^{d1} ($d = \overline{1, N}$); r – число груп зображень, що використовуються для навчання нейронної мережі; S_{pi} ($i = \overline{1, n}$) – компоненти p -го вхідного зображення $S_p = (S_{p1}, S_{p2}, \dots, S_{pn})$; S_{pj}^d ($j = \overline{1, gd}$) – компоненти зображення $S_p^d = (S_{p1}^d, S_{p2}^d, \dots, S_{p,gd}^d)$, що повинні бути на виходах нейронів Y^d -шару при поданні на вхід нейронної мережі зображення S_p .

Оскільки люба пара шарів X та Y^d ($d = \overline{1, N}$) мають архітектуру двонаправленої асоціативної пам'яті, то їх навчання аналогічно класичному алгоритму навчання ДАП [7]. Послідовне застосування класичного алгоритму навчання ДАП до шарів нейронів X та Y^1, X та Y^2, \dots, X та Y^N дозволяє запам'ятати всю множину груп асоціативних зображень (1).

В алгоритмі функціонування N -направленої асоціативної пам'яті в режимі визначення асоціативних зображень прийняті наступні позначення:

n – число бінарних компонентів у вхідному векторі;

gd – число бінарних компонентів у d -му вихідному векторі Y^d -шару ($d = \overline{1, N}$) нейронів;

r – число наборів асоціативних зображень, що запам'ятовуються;

$W_{i,qd}^{d1}, W_{qd,i}^{d2}$ ($i = \overline{1, n}; d = \overline{1, N}; qd = \overline{1, gd}$) – ваги зв'язків від елементів вхідного шару до елементів d -го вихідного шару, що містить нейрони $Y_1^d, Y_2^d, \dots, Y_{gd}^d$;

$U_{\text{вх}.X_i}$ та $U_{\text{вих}.X_i}$ ($i = \overline{1, n}$) – відповідно вхідний та вихідний сигнал i -го елемента вхідного шару нейронної мережі;

$U_{\text{вх}.Y_{qd}^d}$ та $U_{\text{вих}.Y_{qd}^d}$ ($qd = \overline{1, gd}, d = \overline{1, N}$) – відповідно вхідні та вихідні сигнали q -го елемента d -го вихідного шару нейронної мережі;

$(S_1, S_1^1, \dots, S_1^N), (S_2, S_2^1, \dots, S_2^N), \dots, (S_r, S_r^1, \dots, S_r^N)$ – множина наборів асоціативних зображень, які запам'ятовуються N -направленою асоціативною пам'яттю;

$S_p = (S_{p1}, S_{p2}, \dots, S_{pn})$ ($p = \overline{1, r}$) – бінарний вхідний вектор p -го набору асоціативних зображень (1);

b – допоміжна змінна для підрахунку ітерацій при визначенні зображень на виходах Y^d -шарів нейронів;
 b_{max} – максимально допустима кількість ітерацій при визначенні зображень на виходах Y^d -шарів нейронів.

Алгоритм роботи N -направленої асоціативної пам'яті в режимі визначення асоціативних зображень, передбачає виконання наступних кроків:

Крок 1. Задається початковий час: $t = 0$. Ініціюються нульовими вхідними сигналами всі нейрони мережі:

$$U_{\text{вх.}X_i}(0) = 0; \quad U_{\text{вих.}X_i}(0) = f_i(U_{\text{вх.}X_i}(0)) = 0, \quad i = \overline{1, n};$$

$$U_{\text{вх.}Y_{q1}^1}(0) = 0, \quad q1 = \overline{1, g1};$$

$$U_{\text{вх.}Y_{q2}^2}(0) = 0, \quad q2 = \overline{1, g2};$$

$$\dots\dots\dots$$

$$U_{\text{вх.}Y_{qN}^N}(0) = 0, \quad qN = \overline{1, gN};$$

$$U_{\text{вих.}Y_{q1}^1}(0) = f_{q1}(U_{\text{вх.}Y_{q1}^1}(0)) = 0, \quad q1 = \overline{1, g1};$$

$$U_{\text{вих.}Y_{q2}^2}(0) = f_{q2}(U_{\text{вх.}Y_{q2}^2}(0)) = 0, \quad q2 = \overline{1, g2};$$

$$\dots\dots\dots$$

$$U_{\text{вих.}Y_{qN}^N}(0) = f_{qN}(U_{\text{вх.}Y_{qN}^N}(0)) = 0, \quad qN = \overline{1, gN}.$$

Задається максимально допустима кількість ітерацій b_{max} .

Крок 2. На входи нейронів X -шару подається зображення $S_p = (S_{p1}, S_{p2}, \dots, S_{pn})$, $1 \leq p \leq r$, для даного вхідного зображення виконуються кроки 3 – 9 алгоритму.

Крок 3. Для кожного з Y^d -шарів ($d = \overline{1, N}$) нейронів послідовно визначаються вихідні зображення. При цьому виконуються кроки 4 – 9 алгоритму

Крок 4. Ініціюються ваги зв'язків $W_{i,qd}^{d1}, W_{qd,i}^{d2}$ ($i = \overline{1, n}; qd = \overline{1, gd}$). Задається час:

$t = t_0$. При цьому передбачається, що час буде змінюватися дискретно (t_0, t_1, t_2, \dots) з деяким кроком Δt , крім того, передбачається, що час визначення вхідних сигналів нейронів буде значно менший за Δt , а час визначення вихідних сигналів нейронів по їх вхідним даним буде дорівнювати Δt .

Крок 5. Задаються вхідні сигнали нейронів X -шарів мережі

$$U_{\text{вх.}X_i}(t_0) = S_{pi}, \quad i = \overline{1, n}.$$

Обчислюються вихідні сигнали X -елементів:

$$U_{\text{вих.}X_i}(t_1) = f_i(U_{\text{вх.}X_i}(t_0)), \quad i = \overline{1, n}.$$

Задається початкове значення допоміжної змінної: $b = 0$.

Крок 6. Доки не встановляться вихідні сигнали всіх X - та Y_{qd}^d -нейронів, виконуються кроки 7 – 9 алгоритму.

Крок 7. Адаптується активність елементів Y^d -шару. Обчислюються вхідні та вихідні сигнали Y_{qd}^d -елементів:

$$U_{\text{вх.}Y_{qd}^d}(t_{1+b}) = \sum_{i=1}^n W_{i,qd}^{d1} U_{\text{вих.}X_i}(t_{1+b}), \quad qd = \overline{1, gd};$$

$$U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_{2+b}) = f_{qd}(U_{\text{вх.}Y_{qd}^d}(t_{1+b})), \quad qd = \overline{1, gd}.$$

Вихідні сигнали Y_{qd}^d -нейронів посилаються на входи елементів X -шару.

Крок 8. Адаптується активність елементів X -шару. Обчислюються вхідні та вихідні сигнали X -елементів:

$$U_{\text{вх.}X_i}(t_{2+b}) = \sum_{qd=1}^{gd} W_{qd,i}^{d2} U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_{2+b}), \quad i = \overline{1, n};$$

$$U_{\text{вих.}X_i}(t_{3+b}) = f_i(U_{\text{вх.}X_i}(t_{2+b})), \quad i = \overline{1, n}.$$

Вихідні сигнали X -нейронів посилаються на входи елементів Y_{qd}^d -шару та обчислюються вхідні та вихідні сигнали Y_{qd}^d -елементів:

$$U_{\text{вх.}Y_{qd}^d}(t_{3+b}) = \sum_{i=1}^n W_{i,qd}^{d1} U_{\text{вих.}X_i}(t_{3+b}), \quad qd = \overline{1, gd};$$

$$U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_{4+b}) = f_{qd}(U_{\text{вх.}Y_{qd}^d}(t_{3+b})), \quad qd = \overline{1, gd}.$$

Крок 9. Перевіряється тест на збіжність. Порівнюються вихідні сигнали X -нейронів ($U_{\text{вих.}X_i}(t_3)$ та $U_{\text{вих.}X_i}(t_1)$, $i = \overline{1, n}$), а також Y_{qd}^d -нейронів ($U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_2)$ та $U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_4)$, $qd = \overline{1, gd}$),

які були отримані відповідно на поточній та попередній ітераціях. Якщо не виконана хоч б одна рівність:

$$\begin{aligned} U_{\text{вих.}X_i}(t_{3+b}) &= U_{\text{вих.}X_i}(t_{1+b}), \quad i = \overline{1, n}; \\ U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_{2+b}) &= U_{\text{вих.}Y_{qd}^d}(t_{4+b}), \quad qd = \overline{1, gd}, \end{aligned} \quad (2)$$

то змінюється допоміжна змінна: $b = b + 2$, та перевіряється умова на досягнення допустимої кількості ітерацій, при цьому, якщо $b > b_{\text{max}}$, то перехід на крок 10 алгоритму з відповідним повідомленням, якщо ж допустима кількість ітерацій не перевищена ($b \leq b_{\text{max}}$), то перехід до кроку 8 алгоритму. Якщо ж умови (2) виконуються, то змінна d збільшується на один, та перевіряється умова $d+1 \leq N$, у випадку її виконання блокуються ваги зв'язку $W_{i,qd}^{d1}$, $W_{qd,i}^{d2}$ ($i = \overline{1, n}$; $qd = \overline{1, gd}$), та перехід до кроку 4 алгоритму, в іншому випадку – до кроку 10 алгоритму.

Крок 10. Останов.

Таким чином, розроблена нова нейронна мережа N -направленої асоціативної пам'яті здатна відновлювати по вхідному вектору N асоціативних йому зображень, та використовуватися в якості бази знань системи підтримки прийняття рішень машиністом.

Розроблено програмне забезпечення, що моделює архітектуру нової нейромережевої бази знань СППРМ та підтверджує працездатність запропонованих алгоритмів функціонування N -направленої дискретної нейромережевої асоціативної пам'яті.

Висновок

Вперше на основі двонаправленої асоціативної пам'яті запропонована архітектура та алгоритми функціонування N -направленої дискретної нейромережевої асоціативної пам'яті, яка здатна відновлювати по вхідному вектору, що подається на будь-який з її вхідних шарів нейронів, множину з N зображень, які асоціативні до вхідної інформації. Розроблена нейронна мережа може використовуватися в якості бази знань системи підтримки прийняття рішень машиністом. На архітектуру і алгоритми функціонування нейромережевої асоціативної пам'яті отримано патент України на винахід [11].

Список використаних джерел

1. Корниенко В.В. Высокоскоростной электрический транспорт. Мировой опыт / В.В. Корниенко, В.И. Омеляненко. – Х.: НТУ "ХПИ", 2007. – 159 с.
2. Могилевкин И. М. Транспорт и коммуникации: прошлое, настоящее, будущее / И.М. Могилевкин. – М.: Наука, 2005. – 357 с.
3. Басов Г.Г. Развитие электричного моторвагонного рухомого складу. Ч. 1. / Г.Г. Басов, С.І. Ясько. – Х.: Апекс+, 2005. – 248 с.
4. Басов Г.Г. Прогнозування розвитку дизель-поїздів для залізниць України: Монографія. Ч. 1. / Г.Г. Басов. – Х.: Апекс+, 2004. – 240 с.
5. Дмитриенко В.Д. Моделирование и оптимизация процессов управления движением дизель-поездов / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный. – Харьков: Изд. центр НТМТ, 2013. – 248 с.
6. Заковоротный А.Ю. Разработка обобщенной структуры интеллектуальной системы поддержки принятия решений машинистом дизель-поезда / А.Ю. Заковоротный, С.Ю. Леонов, М.В. Мезенцев // Системы обработки информации: сборник научных работ. – Харьков: ХУПС, 2015. – Вип. 3 (128). – С. 6-12.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Изд. дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
8. Яхьяева Г.Э. Нечеткие множества и нейронные сети: Учебное пособие / Г.Э. Яхьяева. – М.: Интернет-Университет Информационных Технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006.
9. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 496 с.
10. Рутковский Лешек. Методы и технологии искусственного интеллекта / Лешек Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 520 с.
11. Дмитриенко В.Д. Пристрій N -направленої асоціативної пам'яті / В.Д. Дмитриенко, О.Ю. Заковоротный, В.О. Бречко // Патент на винахід 108949 Україна, МПК G06G 7/60. Заявник та володар патенту НТУ "ХПИ". – № а 2014 02642; Заявлено 17.03.2014; Опубліковано 25.06.2015; Бюл. № 12.

Дмитриенко В.Д., Заковоротный А.Ю., Носков В.И., Блиндюк В.С. Разработка базы знаний системы поддержки принятия решений машинистом на основе ассоциативной памяти. Разработана архитектура и алгоритмы функционирования новой нейронной сети на основе дискретной двонаправленной ассоциативной памяти, которая может использоваться в качестве базы знаний системы поддержки принятия решений машинистом. Новая нейросетевая база знаний способна восстанавливать по входному вектору, подаваемому на любой из ее входных слоев нейронов, множество из N изображений, ассоциативных входной информации.
Ключевые слова: нейронная сеть, двонаправленная ассоциативная память, база знаний, система поддержки принятия решений машинистом.

Dmitrienko V.D., Zakovorotniy A.Y., Noskov V.I., Blindyuk V.S. The development of a knowledge base of a system to support decisions made by an engine driver on the basis of associative memory. Architecture and algorithms for functioning of a new neural network based on the discrete bidirectional associative memory that can be used as the knowledge base of a system that supports engine driver's decision-making have been developed. New neural network knowledge base can recover on the input vector, supplied to any of its input layer neurons, a set of N images, associative to input information. This is possible thanks to the fact that the architecture of classical bidirectional associative memory, which consists of two sensor layers of elements, neurons are connected to each other pairs of weighted bidirectional communication with the respective weighting factors, rebuilt by the introduction into its structure additional $(N-1)$ sensory layers of neurons. Additional layers of sensory neurons associated with the first layer of the sensor elements in pairs suspended bidirectional links with appropriate weights. The software, simulating the architecture of a new neural network knowledge base which confirms efficiency of the proposed algorithms of functioning of discrete neural network associative memory.

Key words: neural network, bidirectional associative memory, knowledge base, a system to support decisions made by an engine driver.

Поступила 15.03.2016 р.

Дмитрієнко Валерій Дмитрович, д-р техн. наук, професор кафедри «Обчислювальна техніка та програмування», Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут".

Заковоротний Олександр Юрійович, канд. техн. наук, доцент кафедри «Обчислювальна техніка та програмування», докторант, Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут".

Носков Валентин Іванович, д-р техн. наук, професор кафедри «Обчислювальна техніка та програмування», Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут".

Блиндюк Василь Степанович, д-р техн. наук, професор кафедри «Електротехніка та електричні машини», Український державний університет залізничного транспорту.

Dmitrienko Valerii Dmitrievich, Dr. Tech. Sci., Professor of the Department «Computer Engineering and Programming», National Technical University "Kharkov Polytechnic Institute", e-mail: valdmitrienko@gmail.com

Zakovorotniy Alexandr Yurievich, Cand. Tech. Sci., Docent of the Department «Computer Engineering and Programming», Doctoral Candidate National Technical University "Kharkov Polytechnic Institute", e-mail: arcade@i.ua

Noskov Valentin Ivanovich, Dr. Tech. Sci., Professor of the Department «Computer Engineering and Programming», National Technical University "Kharkov Polytechnic Institute", e-mail: val1942@mail.ru

Blyndyuk Vasily Stepanovich, Dr. Tech. Sci., Professor of the Department «Electrical engineering and electrical machines», Ukrainian State University of Railway Transport, e-mail: mmbxiit@gmail.com