

<sup>1</sup>Печурін М.К., д-р техн.наук,  
<sup>2</sup>Кондратова Л.П., канд.техн.наук,  
<sup>2</sup>Печурін С.М., канд.техн.наук

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ТЕХНОЛОГІЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ФУНКЦІЙ ЕТАЛОННОЇ МОДЕЛІ ВЗАЄМОДІЇ ВІДКРИТИХ СИСТЕМ

<sup>1</sup>Факультет комп'ютерних систем НАУ

<sup>2</sup>ННК «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ»

*Оцінено можливість застосування алгоритмів класифікації на основі апарату штучних нейронних мереж (ШНМ) типів MLP і RBF для формування (перевірки ефективності існуючого) набору і складу рівнів еталонної моделі (ЕМ) взаємодії відкритих систем. Критерії класифікації характеризують відношення сумарного відхилення оцінок функцій в сусідніх таксонах до вказаної величини і максимального значення відхилення оцінок функцій в несусідніх таксонах. Формування кортежу таксонів функцій ЕМ з найкращим значенням відношення критеріїв меншим числом ітерацій навчання гарантується з використанням ШНМ типу MLP*

### Вступ

Важливою складовою комплексу задач системного аналізу є задача класифікації [1]. Результати розв'язку задачі класифікації впливають на якість розпізнавання об'єктів самої різної природи, наприклад, - на віднесення функції, що виконується апаратно-програмними засобами взаємопов'язаних і взаємодіючих комп'ютерних мереж до тієї чи іншої групи родинних, найбільш тісно пов'язаних функцій в т. зв. Еталонній моделі (ЕМ) взаємодії відкритих систем [2]. Для розв'язання задач класифікації знайшов своє місце інструментарій штучних нейронних мереж (ШНМ) [3]. В ШНМ якість класифікації звичайно оцінюється з використанням різних мір близькості об'єктів у нормованому просторі. Залежно від міри близькості, що використовується, вузли прихованих і вихідного слоїв ШНМ виробляють ті чи інші значення активаційної функції. Застосування інструментарію ШНМ до задачі класифікації зводиться до представлення логічних умов активації прихованих та вихідних нейронів із заданим для них порогом. Такий підхід застосовується у прямонаправлених ШНМ типу MLP та RBF [4, 5]. Вузли прихованого і вихідного слоїв ШНМ типу MLP виробляють значення активаційної функції уподовж розділяючих гіперпло-

щин залежно від аргументу, який характеризує різницю вагової суперпозиції величин вхідного вектору і порогового значення. Гіперплощини забезпечують розділення точок на дві групи, одна з яких ініціює перехід в інші таксони. Вихідний сигнал у ШНМ типу RBF розраховується накладенням зважених базисних функцій, аргумент яких характеризує середньоквадратичне відхилення (СКВ) величин вхідного вектора від середньої точки, що визначається формуванням груп точок для кожного нейрону. Значення активаційної функції нейрону RBF-мережі розташовуються на гіперсферах в інтервалі [0, 1]; максимальне значення функції досягається у випадку відповідності елементу вхідного вектора середній точці. Для навчання ШНМ частіше за все використовується метод зворотньої передачі, який реалізує принцип градієнтного спуску [6]. У процесі навчання здійснюється підбір вагів з'єднань вузлів ШНМ (сінапсів) для забезпечення мінімального значення відхилення виходів нейронів від заданого порогу. Авторами статті [7] запропоновано застосування нейромережевої технології класифікації об'єктів на основі трьохслоїстої ШНМ типу MLP прямого розповсюдження з навчанням методом зворотньої передачі похибки для ідентифікації художніх текстів за стилістичними ознаками і атрибуцією даних текстів (визначення ав-

торства). У вказаній задачі кількість нейронів вхідного слою відповідає розміру вхідного вектора ознак; кількість нейронів вихідного слою дорівнює числу існуючих класів для об'єктів з навчальної вибірки.

**Постановка завдання**

Метою даної статті є оцінка можливості застосування згаданих вище інструментів ШНМ, тобто нейромережових технологій класифікації, для формування (перевірки ефективності класичного лінійного семирівневого) складу рівнів ЕМ. Маємо множину  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  функцій ЕМ. Для кожної функції  $x_i | i = \overline{1, n}$  заданий набір значень параметрів, що її характеризує і дозволяє представити кожну  $i$ -у функцію точкою  $\Theta_i$  у просторі параметрів. Множину  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$  таксонів функцій (у класичній ЕМ –  $k = 7$ ) у нашому випадку вважаємо априорі невизначеною. Необхідно сформуванати  $Y$  шляхом розбиття  $X$  з використанням інструментарію ШНМ.

**Нейромережева технологія класифікації для ЕМ**

Множину  $X$  представляємо у моделі ШНМ вузлами у вхідному слої багатослоїстої ШНМ з прямим розподілом; множину  $Y$  – нейронами у прихованому і вихідному слоях ШНМ. Як це вже сказано, потужність  $Y$  априорі не є відомою і визначається для кожного прихованого і вихідного слоїв ШНМ у процесі розв'язання задачі класифікації. Вузлам, що вони породжені множиною  $Y$ , відповідають функції ШНМ (не функції ЕМ)  $f_j = f_j(\Theta_j, \alpha_j), j = \overline{1, k}$ , де  $\Theta_j$  –  $i$ -а компонента вектору вхідного (чи прихованого) слою (без обмеження спільності будемо припускати наявність трьох просторових координат  $\Theta_j = \{\xi_j, \psi_j, \zeta_j\}$ ;  $\alpha_{ij}$  – вага з'єднання  $i$ -го і  $j$ -го вузлів відповідних слоїв ШНМ. Функції ШНМ  $f_j | j = \overline{1, k}$  породжують сигнали, які з урахуванням порогових значень  $h_j$ , заданих для вузлів ШНМ, визначають належність функції ЕМ таксону. Нейромережева тех-

нологія класифікації функцій ЕМ полягає у розбитті множини  $X$  на таксони за ступенем близькості величин наборів  $\Theta_j | j = \overline{1, n}$  при забезпеченні мінімуму СКВ значень функцій  $f_j$  від їх порогових значень  $h_j | j = \overline{1, k}$ . Таким чином, виходи вузлів прихованих і вихідного слоїв ШНМ описуються функцією вигляду  $f_j = \sum_{i=1}^n \alpha_{ij} \cdot \rho(|\Theta - \Theta_j|), j = \overline{1, k}$ , де  $\Theta_j = \{\xi_j, \psi_j, \zeta_j\}$  – набір величин, що характеризують координати  $j$ -го центру таксону у прихованих і вихідному слоях ШНМ;  $\alpha_{ij}$  – компонента  $\langle i, j \rangle$  вектору вагів зв'язків функцій ЕМ у прихованих і вихідному слоях ШНМ,  $\alpha_{ij} = 0 \forall i = \overline{1, n}, j = \overline{1, k}$ ;  $\rho(|\Theta - \Theta_j|)$  – функція лінійної «відстані» функцій від  $j$ -го центру таксона для ШНМ типу *MLP* чи функція СКВ значень «просторових координат» функції ЕМ від  $j$ -го центру таксону для ШНМ типу *RBF*. Сигнали нейронів прихованих і вихідного слоїв у мережі типу *MLP* відповідають значенням активаційної порогової функції вигляду

$$f(y_j - D_h) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_j \geq D_h, \forall j = \overline{1, k}, \\ 0, & \text{якщо } y_j < D_h, \forall j = \overline{1, k}. \end{cases} \quad (1)$$

Тут  $D_h$  – порогове значення вузлів прихованих чи вихідного слоїв, що характеризує максимально допустиме значення діаметру таксона. Значення активаційної функції, що дорівнюють 1, приводять до вилучення функцій із таксонів прихованих слоїв. У мережі типу *RBF* частіше за все використовуються базисні функції з розподілом Гаусса [8]

$$f_i(|\Theta - \Theta_j^c|) = e^{-[(\Theta - \Theta_j^c)h_j]^2}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, k}. \quad (2)$$

Значення  $h_j, \forall j = \overline{1, k}$  у формулі (2) характеризують максимально допустимі значення СКВ елементів наборів  $\Theta_j = \{\xi_j, \psi_j, \zeta_j\}$  вхідного вектору від центру таксону. Сигнали  $y_j, \forall j = \overline{1, k}$  нейронів прихованих і ви-

хідного слоїв ШНМ даного типу виробляють значення згідно значенням базисних функцій (2) і приводять до їх активації. Значення базисних функцій  $f_i(|\Theta - \Theta_j|)$  збільшуються у межах інтервалу  $[0, 1]$  за мірою близькості функції ЕМ до центрів таксонів з координатами  $\Theta_j^c$ . Вводиться допустиме значення  $y_{don}$  обмеження для базисних функцій, за яким відбувається

активація вузлів  $y_j \quad \forall j = \overline{1, k}$ . Умови активації вузлів  $y_j$ , за якими не відбувається вилучення функції ЕМ із таксонів, мають вигляд:

$$y_j \geq y_{don}, \quad j = \overline{1, k}. \quad (3)$$

### Алгоритм класифікації

Побудова алгоритму передбачає навчання чотирислоїстої ШНМ з прямим розповсюдженням методом зворотної передачі. Ідея алгоритму класифікації полягає у групуванні функцій ЕМ навколо центрів, призначення яких виконується згідно з наслідком гіпотези  $\lambda$ -компактності на утворених підмножинах вершин найкоротшого незамкненого шляху (ННШ) після вилучення ребер з максимальною ймовірністю розриву, визначаємою як [4]

$$p_{iz} = \lambda_{iz} / \sum_{j=1}^m \lambda_{jz} \quad (4)$$

У формулі (4) параметр  $\lambda_{iz}$  характеризує нормовану довжину  $i$ -го ребра, яке витікає з вершини  $z$  у ННШ;  $m$ -число витікаючих ребер з вершини  $z$ . Множина таксонів, утворена на основі співвідношення (4), представляє перший прихований слой ШНМ. Другий прихований і вихідний слої ШНМ представляють множини таксонів, утворені з урахуванням порогових обмежень (1) чи (3). Для  $MLP$ -вузлів порогове обмеження характеризує діаметр таксону, для  $RBF$ -вузлів – функцію СКВ вершин від центрів таксонів. Із таксонів вилучаються вершини, найбільш віддалені від центрів. Навчання виконується поки задовольняються обмеження

(1) чи (3) для всіх вузлів прихованих і вихідного слоїв ШНМ, формуючи на окремій ітерації процедури нову множину таксонів шляхом вилучення у кожному таксоні одного ребра, що зв'язує вершини. Далі здійснюється пошук пар найближчих таксонів для їх можливого злиття з метою забезпечення максимального зменшення відстані між вершинами. Об'єднання таких таксонів виконується з урахуванням обмеження (1), що характеризує максимально допустиме значення діаметру таксону. Алгоритм класифікації містить наступні кроки.

Крок 1. Визначення ННШ на множині  $X$ .

Крок 2. Формування множини  $Z$  вершин з числом витікаючих ребер  $m_z \geq 2$ .

Крок 3. Розрахунок ймовірностей розриву ребер за формулою (4).

Крок 4. Формування множини  $T$  таксонів шляхом розриву ребер з максимальною ймовірністю розриву  $p_{iz} \mid i = \overline{1, n}, z \in Z$ .

Крок 5. Формування множини центрів таксонів.

Крок 6. Розбиття таксонів множини  $T$  шляхом розриву ребер з максимально віддаленими від центрів таксонів вершинами поки задовольняються обмеження (1) чи (3) активаційних функцій нейронів.

Крок 7. Об'єднання пар найближчих таксонів з урахуванням обмеження (1) щодо максимально допустимого значення діаметру таксону, забезпечуючи максимальне зменшення відстані між вершинами.

Крок 8. Формування кортежу таксонів.

### Обчислювальні експерименти

Порівняння алгоритмів, побудованих з використанням ШНМ типу  $MLP$  і  $RBF$ , проведено з урахуванням параметрів класифікації, які характеризують діаметр таксону (оцінюється максимально допустимим відхиленням експертних оцінок) і СКВ вершин від центрів таксонів. Мету дослідження вказаних алгоритмів поставлено для визначення параметрів класифікації, значення яких визначають кортеж.

Критерії визначення множини таксонів кортежем описують співвідношеннями:

$$R_1 = \frac{n_{nb} \cdot D_{nb}}{(|Y| - n_{nb}) \cdot \left( \sum_{i,j=1}^{|Y|} d_{ij} - D_{nb} \right)}, \quad R_2 = \left| \frac{D_{nb}}{\max\{D_u | u=1, n_u\}} - 1 \right| \quad (5)$$

У формулах (5) введено позначення:  $n_{nb} D_{nb}$  – число проміжних сусідніх таксонів і сумарне відхилення експертних оцінок сусідніх таксонів;  $|Y|$  – загальне число таксонів;  $d_{ij}$  – відхилення експертних оцінок  $i$ -го і  $j$ -го таксонів. Розглянемо множину 35 функцій ЕМ, представлену у [2], з набором експертних оцінок; за максимальну оцінку прийнято значення, що дорівнює 100 (див. таблицю). В ході експериментів змінювались параметри, що характеризують максимально допустиме значення діаметру таксону для алгоритму, побудованого з використанням ШНМ типу *MLP*, і базисних функцій СКВ експертних оцінок функцій взаємодії комп'ютерних систем для алгоритму, побудованого з використанням ШНМ типу *RBF*. У результаті виконання алгоритму, побудованого з використанням ШНМ типу *MLP*, кортеж представляють множини таксонів, отриманих із значеннями діаметру таксону  $D_h \geq 0,165$ . Значення відно-

шення  $R_2/R_1 \leq 1,318$  для числа таксонів, що не перевищує базове число таксонів, яке дорівнює 7 згідно з числом рівнів ВВС; число ітерацій навчання змінюється від 2 до 4. Застосування алгоритму, побудованого на основі ШНМ типу *RBF*, забезпечує формування кортежу за обмеженням на базисні функції СКВ  $y_{дон} \leq 0,96$ . Значення відношення  $R_2/R_1 \leq 1,7205$  для числа таксонів, що не перевищує 11. Число ітерацій навчання ШНМ типу *RBF* для вказаного значення відношення  $R_2/R_1$  змінюється в інтервалі [1; 18]. Ілюстрація описаних результатів експериментів приводиться на рисунку, що нижче додається. Криві 1 і 2 відображають зміну відношення  $R_2/R_1$  і числа ітерацій навчання залежно від максимально допустимого значення діаметру таксону для ШНМ типу *MLP*. Криві 3 і 4 відображають характер зміни відношення  $R_2/R_1$  і числа ітерацій навчання залежно від СКВ для ШНМ типу *RBF*.

Таблиця Перелік функцій взаємодії комп'ютерних систем з набором значень експертних оцінок

№ функції	Найменування рівня взаємодії відкритих систем (ВВС)	Найменування функції	Значення експертних оцінок функцій
1	Прикладний	Організація зв'язку між прикладними процесами (узгодження прикладного контексту)	100 100 100 92 91 86 86 85 84 83 75 74 72 70 68 66 64 62 60 52 51 49 47 34 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
2	Прикладний	Обмін файлами	100 100 99 92 91 86 86 85 84 83 75 74 72 70 68 66 64 62 60 52 51 49 47 34 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3

3	Прикладний	Передача завдань	100 99 100 92 91 84 82 80 78 76 68 67 65 63 61 60 58 56 54 47 45 43 41 33 31 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
4	Представ-ницький	Узгодження ви-бору синтаксису	92 92 92 100 97 88 86 85 84 83 75 74 72 70 68 66 64 62 60 53 51 49 47 35 33 30 29 27 19 17 14 11 8 5 3
5	Представ-ницький	Перетво-рення да-них, фор-матування і спе-ціальні перетво-рення (на-приклад, стиску-ван-ня)	91 91 91 97 100 92 90 88 86 84 75 74 72 70 68 66 64 62 60 53 51 49 47 35 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
6	Сеансовий	Встанов-лення і розторг-нення сеан-сового з'єд-нання	86 86 84 88 92 100 97 94 92 90 81 79 77 75 73 71 69 67 65 53 51 49 47 35 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
7	Сеансовий	Обмін нор-мальними і тер-мінови-ми дани-ми	86 86 82 86 90 97 100 97 94 92 83 81 79 77 75 73 71 69 67 54 51 49 47 35 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
8	Сеансовий	Керування взае-модією	85 85 80 85 88 94 97 100 98 95 85 83 81 79 77 75 73 71 69 55 53 50 47 35 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
9	Сеансовий	Синхронізація сеансу	84 84 78 84 86 92 94 98 100 97 88 85 82 79 77 75 73 71 69 55 53 50 47 35 33 31 29 27 19 17 14 11 8 5 3
10	Сеансовий	Поновлення се-ансу з раніше ор-ганізованої точки	83 83 76 83 84 90 92 95 97 100 91 89 86 83 81

		синхронизації	79 77 75 73 59 57 54 51 42 40 31 36 34 26 23 20 17 14 11 9
11	Транспортний	Відображення транспортної адреси на мережевий	75 75 68 75 75 81 83 85 88 91 100 98 96 94 92 90 88 86 84 71 69 66 64 55 53 51 49 47 39 37 35 33 31 29 27
12	Транспортний	Мультиплексування і розщеплення з'єднань	74 74 67 74 74 79 81 83 85 89 98 100 98 95 92 90 88 86 84 71 69 66 64 55 53 51 49 47 39 37 35 33 31 29 27
13	Транспортний	Встановлення і розторгнення транспортного з'єднання	72 72 65 72 72 77 79 81 82 86 96 98 100 97 94 91 88 86 84 71 69 66 65 55 53 51 49 47 39 37 35 33 31 29 27
14	Транспортний	Керування потоком на окремих з'єднаннях	70 70 63 70 70 75 77 79 79 83 94 95 97 100 97 94 91 89 87 74 72 70 68 59 58 56 54 52 43 40 37 34 31 29 27
15	Транспортний	Виявлення і виправлення помилок	68 68 61 68 68 73 75 77 77 81 92 92 94 97 100 98 95 92 90 76 74 72 70 61 60 58 56 54 44 42 39 36 33 30 28
16	Транспортний	Вибір (узгодження) якості сервісу	66 66 60 66 66 71 73 75 75 79 90 90 91 94 98 100 98 95 92 77 74 72 70 61 60 58 56 54 44 42 39 36 33 30 28
17	Транспортний	Контроль якості обслуговування	64 64 58 64 64 69 71 73 73 77 88 88 88 91 95 98 100 97 94 78 75 72 70 61 60 58 56 54 44 42

			39 36 33 30 28
18	Транспортний	Сегментування, блокування і зчеплення	62 62 56 62 62 67 69 71 71 75 86 86 86 89 92 95 97 100 98 83 80 77 75 67 64 62 60 58 48 46 43 40 37 34 32
19	Транспортний	Передача нормальних і термінових блоків даних	60 60 54 60 60 65 67 69 69 73 84 84 84 87 90 92 94 98 100 86 83 80 77 68 65 62 60 58 48 46 43 40 37 34 32
20	Мережевий	Маршрутизація і ретрансляція	52 52 47 53 53 53 54 55 55 59 71 71 71 74 76 77 78 83 86 100 97 95 92 83 80 77 75 73 63 61 58 55 52 49 47
21	Мережевий	Мультиплексування мережних з'єднань, сегментування, блокування	51 51 45 51 51 51 51 53 53 57 69 69 69 72 74 74 75 80 83 97 100 97 94 85 82 79 76 74 64 62 60 57 54 51 49
22	Мережевий	Керування потоком даних, організація послідовності	49 49 43 49 49 49 49 50 50 54 66 66 66 70 72 72 72 77 80 95 97 100 97 87 84 81 78 76 66 64 62 59 56 53 51
23	Мережевий	Управління часом існування протокольних блоків даних	47 47 41 47 47 47 47 47 47 51 64 64 65 68 70 70 70 75 77 92 94 97 100 90 87 84 81 78 68 66 64 61 58 55 53
24	Канальний	Генерація стартового сигналу, організація початку передачі і передача інформації	34 34 33 35 35 35 35 35 35 42 55 55 55 61 61 61 61 67 68 83 85 87 90 100 98 96 94 92 78 76 74 71 68 65 63

25	Канальний	Перевірка одержуємо інформації і можливе виправлення помилок	33 33 31 33 33 33 33 33 33 40 53 53 53 58 60 60 60 64 65 80 82 84 87 98 100 98 95 92 82 80 78 75 72 69 67
26	Канальний	Відключення каналу при його несправності і поновлення передачі після ремонту	31 31 31 30 31 31 31 31 31 31 51 51 51 56 58 58 58 62 62 77 79 81 84 96 98 100 98 95 85 83 81 78 75 72 70
27	Канальний	Генерація сигналу закінчення передачі і переводу сигналу у пасивний стан	29 29 29 29 29 29 29 29 29 36 49 49 49 54 56 56 56 60 60 75 76 78 81 9 95 98 100 98 88 86 84 81 78 75 73
28	Канальний	Управління доступом до середовища передачі	27 27 27 27 27 27 27 27 27 34 47 47 47 52 54 54 54 58 58 73 74 76 78 92 92 95 98 100 91 88 85 82 79 76 74
29	Фізичний	Вибір швидкості передачі біт	19 19 19 19 19 19 19 19 19 26 39 39 39 43 44 44 44 48 48 63 64 66 68 78 82 85 88 91 100 98 96 94 92 90 88
30	Фізичний	Модуляція	17 17 17 17 17 17 17 17 17 23 37 37 37 40 42 42 42 46 46 61 62 64 66 76 80 83 86 88 98 100 98 96 94 92 90
31	Фізичний	Мультиплексування	14 14 14 14 14 14 14 14 14 20 35 35 35 37 39 39 39 43 43 58 60 62 64 74 78 81 84 85 96 98 100 98 96 94 92
32	Фізичний	Канальне кодування	11 11 11 11 11 11 11 11 11 17



			33 33 33 34 36 36 36 40 40 55 57 59 61 71 75 78 81 82 94 96 98 100 98 96 94
33	Фізичний	Побудова кадру	8 8 8 8 8 8 8 8 14 31 31 31 31 33 33 33 37 37 52 54 56 58 68 72 75 78 79 92 94 96 98 100 99 98
34	Фізичний	Організація фізичних і логічних з'єднань (активація об'єктів)	5 5 5 5 5 5 5 5 11 29 29 29 29 30 30 30 34 34 49 51 53 55 65 69 72 75 76 90 92 94 96 99 100 99
35	Фізичний	Шифрування, перемежування, контроль за рівнем напруження сигналів	3 3 3 3 3 3 3 9 27 27 27 27 28 28 28 32 32 47 49 51 53 63 67 70 73 74 88 90 92 94 98 99 100

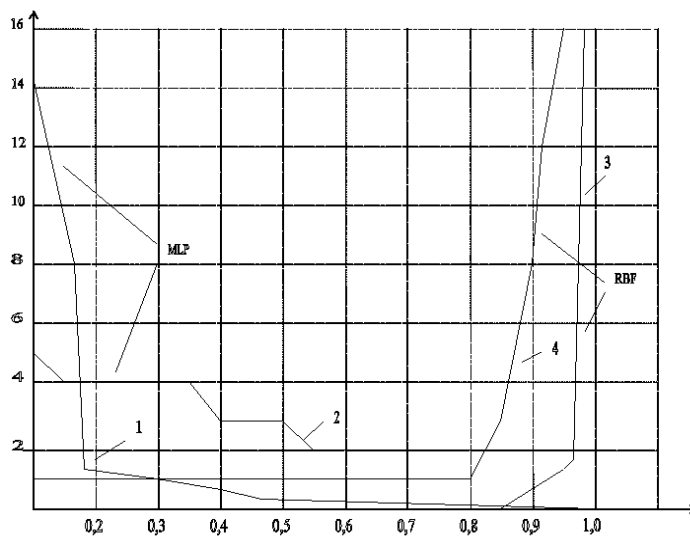


Рис. 1. Графіки зміни відношення  $R_2/R_1$  і числа ітерацій навчання залежно від зміни значень діаметру таксонів і базисних функцій СКВ.

### Висновки

Суть процедури класифікації становлює формування структури багатослоїстої ШНМ з прямим розповсюдженням. Для розглядаючого супервізорного навчання, придатного у структурах ШНМ типу *MLP* і *RBF*, використовується метод зворотної передачі, з мінімізацією серед-

ньоквадратичної похибки. Параметри класифікації з використанням ШНМ типу *MLP* і *RBF* представляють відповідно діаметр таксону і розкид ознак відносно центрів таксонів. Параметр СКВ, що використовується у ШНМ типу *RBF*, характеризує у задачі класифікації більшу жорсткість порогового обмеження порівняно

з ШНМ типу *MLP*, що приводить до збільшення числа таксонів і збільшення трудомісткості алгоритму. Пропонуючий алгоритм класифікації забезпечує формування кортежа з урахуванням величин, які характеризують відношення сумарного відхилення оцінок функцій у сусідніх таксонах до сумарного відхилення оцінок функцій у несусідніх таксонах і максимального значення відхилення оцінок функцій у несусідніх таксонах. Формування кортежа таксонів функцій взаємодії комп'ютерних систем з найкращим значенням відношення вказаних величин меншим числом ітерацій навчання гарантується з використанням ШНМ типу *MLP*. Таким чином, застосування нейромережових технологій класифікації для формування або перевірки ефективності існуючого складу рівнів ЕМ є можливим.

#### **Список літератури**

1. Згуровский М.З., Панкратова Н.Д. Системный анализ: проблемы, методология, приложения. – К.: Наукова думка, 2005. – 743 с.
2. Зайцев С.С., Кравцунов М.И., Ротанов С.В. Сервис открытых информационно-вычислительных сетей. Радио и связь, 1990. – 240 с.
3. Нейронные сети в системах автоматизации / В.И.Архангельский, И.Н.Богаенко, Г.Г.Грабовский, Н.А.Рюмшин. – К.:Техника, 1999. – 364 с.
4. Крисилов В.А., Юдин С.А., Олешко Д.Н. Использование гипотезы  $\lambda$ -компактности при построении обучающей выборки для прогнозирующих нейросетевых моделей // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2006, №3. – С. 26 – 36.
5. Дудник О.В., Бидюк П.И. Применение радиальных базисных функций в нейронных сетях для прогнозирования экономических показателей // Проблемы управления и информатики. – 2003, №2. – С. 126 – 133.
6. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. – М.: Мир. – 1975. – 536 с.
7. Анисимов А.В., Порхун Е.В., Тарануха В.Ю. Алгоритм формирования параметрического вектора для решения задач классификации нейронной сетью прямого распространения // Кибернетика и системный анализ. – 2007, №2. – С.3–14.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание. Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс». – 2006. – 1104 с.

Подано до редакції 01.10.2010