

УДК 517.977.58:621.3.07

**С.В. Ленков,**  
доктор технічних наук, професор  
**Н.А. Заєць,**  
кандидат технічних наук, доцент  
**А.С. Шворов,**  
**В.М. Штепа,**  
кандидат технічних наук

## ВИРІШЕННЯ ОПТИМІЗАЦІЙНОЇ ЗАДАЧІ НАЛАШТУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

*Сформульована задача оптимізації вагових коефіцієнтів нейронної мережі прогнозування температурних часових рядів у режимі реального часу. Для вирішення цієї задачі розглядається архітектура нейронної мережі у вигляді багатошарового перцептрона з двома нейронами у прихованому шарі. Досліджено можливість використання генетичних алгоритмів для вирішення задач оптимізації нейронних мереж. Відзначені основні відмінності генетичних алгоритмів оптимізації від стандартних. Процедура оптимізації за допомогою генетичного алгоритму є ітеграційною і включає в себе два етапи: синтез нових хромосом (схрещування і мутація); відбір хромосом у нову популяцію. За об'єкт, на якому було проведено відповідні дослідження, обрано біотехнічний комплекс, що піддається впливу зовнішніх збурень (зовнішньої температури). За допомогою генетичного алгоритму були визначені оптимальні вагові коефіцієнти нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон із двома нейронами у прихованому шарі з наступними параметрами: кількість хромосом у популяції – 10, кількість популяцій – від 20 до 100, оператор схрещування – одноточковий кросинговер, процент генної мутації – 0,001, відбір – елітний.*

**Ключові слова:** гени, хромосоми, генетичний алгоритм, оптимальне розв'язання, область пошуку, час еволюції, фактори, зменшення розмірності.

*Сформулирована задача оптимизации весовых коэффициентов нейронной сети прогнозирования температурных временных рядов в режиме реального времени. Для решения данной задачи рассматривается архитектура нейронной сети в виде многослойного перцептрона с двумя нейронами в скрытом слое. Исследована возможность использования генетических алгоритмов для решения задачи оптимизации нейронных сетей. Определены основные отличия генетических алгоритмов оптимизации от стандартных. Процедура оптимизации с помощью генетического алгоритма является итерационной и включает два этапа: синтез новых хромосом скрещивания и мутации, отбор хромосом для новой популяции. В качестве объекта, на котором проводились соответствующие исследования, был выбран биотехнический комплекс, который подвергался влиянию внешних возмущений (внешней*

температурой). С помощью генетического алгоритма были определены оптимальные весовые коэффициенты нейронной сети типа многослойного персептрона с двумя нейронами в скрытом слое со следующими параметрами: количество хромосом в популяции – 10, количество популяций – от 20 до 100, оператор скрещивания – односточечный кроссинговер, процент генной мутации – 0,001, отбор – элитный.

**Ключевые слова:** гены, хромосомы, генетический алгоритм, оптимальное решение, область поиска, время эволюции, факторы, уменьшение размерности.

*The task of an optimization of the gravimetric coefficients of neuron network of the prognostication of temperature sentinel rows is formulated. For the decision of this task architecture of neuron network is examined as multi-layered perseptrona with two neurons in the hidden layer. Possibility of the use of genetic algorithms is investigational for the decision of the task of an optimization of neuron networks. Basic differences of genetic algorithms of an optimization are certain from standard one. Procedure of an optimization by a genetic algorithm is an iteration and includes two stages: synthesis of new chromosomes of crossing and mutation, selection of chromosomes in a new population.*

**Keywords:** genesis, chromosomes, genetic algorithm, optimal solution, search, time of evolution, factors reducing the dimensionality.

Процес функціонування нейронної мережі (НМ) та сукупність дій, що вона може виконувати, головним чином, залежить від значень синаптичних зв'язків. Саме тому, визначивши структуру мережі, що відповідає обраній проблемній області, актуальною задачею є оптимізація вагових коефіцієнтів у режимі реального часу [1]. Від того, наскільки ефективно буде виконано навчання НМ, залежить її здатність якісно та адекватно функціонувати.

У процесі функціонування НМ формує вихідний сигнал  $Y$  в залежності від вхідного сигналу  $X$ :

$$s = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot x_i + b, \quad (1)$$

де  $\omega_i$  – вага синапсу ( $i=1, \dots, n$ );  $b$  – значення зміщення;  $x_i$  – компонента вхідного вектору (вхідний сигнал) ( $i=1, \dots, n$ );  $s$  – результат додавання;  $y$  – вихідний сигнал нейрона;  $n$  – число входів нейрона;  $f$  – нелінійне перетворення (функція активації або передаточна функція).

Експерименти з вивчення нейронних мереж показали, що відомі методи локальної та глобальної оптимізації (градієнтні, стохастичні, Ньютона, Гессе тощо), чутливі до точності розрахунків, потребують значну кількість кроків навчання та додаткових змінних, тому актуальною задачею є пошук та розробка нових методів навчання нейронних мереж [2].

Отже, постає необхідність у застосуванні таких підходів, які б не мали зазначених недоліків. Серед оптимізаційних математичних апаратів у контексті поставленої задачі виділяється генетичний алгоритм (ГА).

Відзначимо основні відмінності ГА від стандартних алгоритмів оптимізації [3]:

– пошук субоптимального рішення, що базується на оптимізації випадково заданої множини рішень, а не одного рішення, що дозволяє одночасно аналізувати кілька шляхів наближення до екстремуму; оцінка таких рішень на кожному кроці дозволяє синтезувати нові рішення на основі старих, тобто відбувається еволюційний розвиток оптимальних рішень;

– рішення розглядаються як деякі закодовані структури, а не як сукупність параметрів, що дозволяє в деяких випадках значно зменшити час перетворення даних, тобто збільшити швидкість пошуку оптимальних рішень;

– для оцінки “придатності” рішення для подальшого еволюційного розвитку поряд з використанням цільової функції додатково моделюються “Правила виживання”, які підвищують різноманітність множини рішень і визначають еволюційний розвиток;

– при ініціалізації, перетворенні та інших видах операцій із рішеннями використовуються ймовірнісні, а не детерміновані правила, які вносять генетичний пошук в елементи випадковості; тим самим вирішується проблема виходу з локальних оптимумів;

– відсутня необхідність розрахунку похідних від цільової функції (як у градієнтних методах) або матриці похідних другого порядку (як у квазіньютонівських);

– не критичність до кількості компонентів вектора допустимого рішення.

При вирішенні задачі прогнозування часового ряду температури навколишнього природного середовища були синтезовані відповідні нейронні мережі, де вхідна та вихідна величини – значення температури.

У результаті розв’язку оптимізаційної задачі градієнтним методом найкоротшого спуску кращими НМ були обрані: радіально-базисна функція (помилки: навчальна – 2,617 °С, контрольна – 2,617 °С, тестова – 2,06 °С), лінійна з двома нейронами у вхідному шарі (помилки: навчальна – 0,103 °С, контрольна – 0,086 °С, тестова – 0,097 °С), лінійна з трьома нейронами у вхідному шарі (помилки: навчальна – 0,103 °С, контрольна – 0,086 °С, тестова – 0,096 °С), багатошаровий перцептрон із п’ятьма нейронами у прихованому шарі (помилки: навчальна – 0,077 °С, контрольна – 0,068 °С, тестова – 0,074 °С), багатошаровий перцептрон із двома нейронами у прихованому шарі (помилки: навчальна – 0,073 °С, контрольна – 0,065 °С, тестова – 0,07 °С).

Для реалізації алгоритму навчання нейронної мережі за допомогою генетичних алгоритмів використаємо мережу з найменшими помилками – багатошаровий перцептрон із двома нейронами у прихованому шарі (рис.1).

Спочатку потрібно підібрати оптимальні вагові коефіцієнти [4], що мінімізують значення помилки (1), виконавши ряд кроків:

1) підібрати представлення оптимізаційних параметрів у вигляді певного формату даних: рядка, вектора, таблиці, масиву і т.д.;

2) розробити або обрати з набору генетичних операторів такі, які найкращим чином враховують особливості пошукового простору;

3) визначити розмір початкової популяції;

4) розробити методику використання генетичних операторів;

5) задати функцію пристосованості (цільову функцію, по якій проводиться відбір варіантів у популяцію);

6) розробити методику відбору варіантів у нову популяцію;

7) задати критерій зупинки еволюційного процесу.

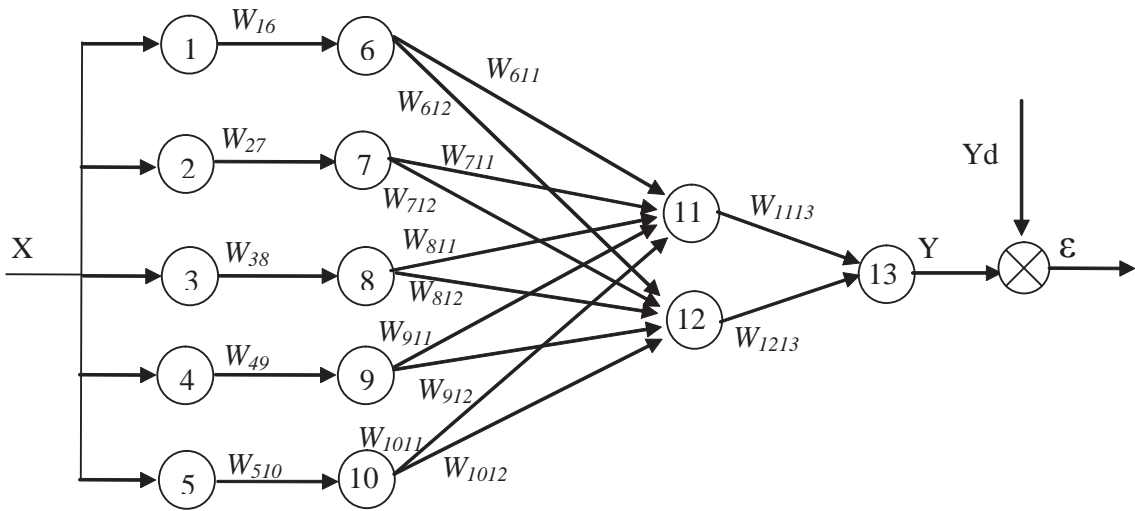


Рис. 1. Архітектура НМ прогнозування температурних часових рядів: багатошаровий перцептрон із двома нейронами у прихованому шарі (MLP 2)

У якості параметрів розв’язуваної задачі виступають вагові коефіцієнти  $W$ , тобто задача матиме 17 параметрів, а набір цих параметрів визначає точку простору пошуку, і, відповідно, – їх можливе розв’язання.

Припустимо, що область пошуку рішення  $D \in$  кінцевою множиною рішень, у якій кожне допустиме рішення  $W \in D \in n$ -мірним вектором  $\bar{W} = (W_1, W_2, \dots, W_n)$ , де  $n = 17$ . Припустимо, що кожна компонента  $W_i, i = \overline{1, n}$  вектора  $W \in D$  може приймати значення від 0 до 1 з кроком 0.004, тоді значення вагового коефіцієнта  $W_i$  кодується за допомогою цілого невід’ємного числа  $x_i \in [0, K_j]$ , де  $j = 0, 250$ ,  $K_j$  – кількість можливих дискретних значень  $i$ -тої змінної в області пошуку  $D$ . Для мінімізації помилки навчання нейронної мережі на основі генетичного алгоритму кожному варіанту вектора вагових коефіцієнтів поставимо у відповідність хромосому, представлену у вигляді бітового рядка.

Тобто поставимо у відповідність кожному вектору  $W_i$  вектор  $x_i$ , для представлення якого в двійковому коді необхідно визначити максимальну кількість двійкових символів  $\alpha$ , яка достатня для представлення будь-якого значення  $x_j$  з області його допустимих значень  $x_j \in [0, K_j]$ . Величина  $\alpha$  повинна відповідати вимозі  $k \leq 2^\alpha$ , де  $k=251$  – кількість можливих дискретних значень змінної  $x_i$ , тоді  $\alpha = 8$ .

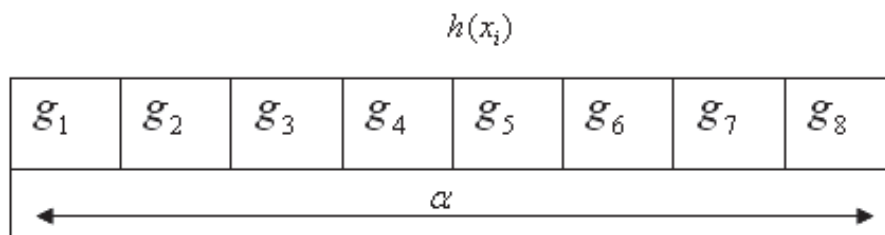


Рис. 2. Символьний запис фіксованого значення змінної  $x_i$  в двійковому коді

де  $g_m$  – двійковий символ 0 чи 1 ( $m = \overline{1, \alpha}$ );  $h(x_i)$  – символний запис змінної  $x_i$ . Для представлення допустимого розв'язку  $x \in D$ , необхідно об'єднати символні записи кодових послідовностей, що описують всі  $n$ -компоненти вектора  $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , де  $n = 17$ , у вигляді лінійної послідовності бітового ряду з двійкових символів (рис. 3).

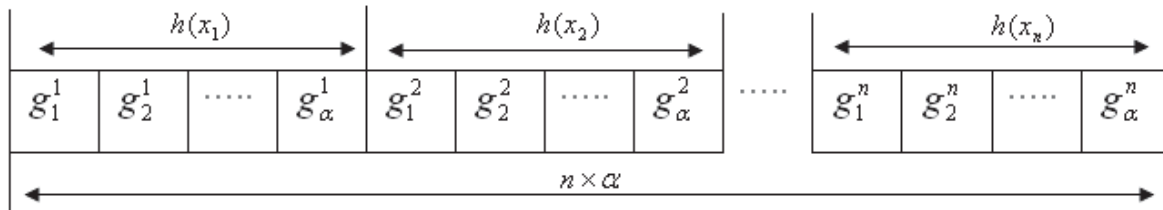


Рис. 3. Символьний запис вектора розв'язку

Таким чином, символна модель вектора розв'язку поставленої задачі  $x \in D$  може бути представлена у вигляді бітового ряду, за допомогою якого задається множина допустимих розв'язків  $x_r$ , що відносяться до області пошуку  $D$ .

У якості гена приймається бінарна комбінація  $h(x_i)$ , що визначає фіксоване значення параметра  $W_i$  у двійковому коді. А найменшою неподільною одиницею, що піддається еволюції, є особа  $H_r^t$  ( $r$  – номер особи в популяції,  $t$  – момент часу еволюційного процесу), що характеризується  $n$  генами, кожен з яких відповідає за відповідну змінну (рис. 4).

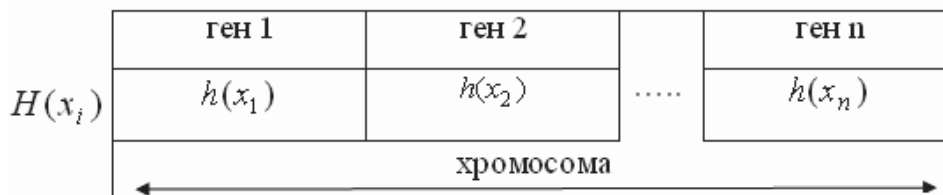


Рис. 4. Генотипна хромосома

Хромосома, що має у своїх локусах конкретні значення алей, називається генотипом, який містить всю спадкову генетичну інформацію особи  $H_r^t$ . Кінцева множина всіх допустимих генотипів – генофонд.

Оцінка пристосування хромосом у популяції визначається за допомогою розрахунку функції належності (фітнес-функції) для кожної хромосоми цієї популяції. У нашому випадку цю оцінку виконують за допомогою функції належності, що визначає різницю розрахованого і реального вихідного значення за однакової вхідної дії та представляє числове значення функції, що розраховане для допустимого розв'язання задачі  $x \in D$  –  $\varepsilon(H_r^t) = (Yp - Y)^2$ , причому чим менше значення функції належності, тим краща якість хромосоми. Фітнес-функція завжди приймає невід'ємне значення, крім того, для розв'язання оптимізаційної задачі потрібно мінімізувати цю функцію.

Сукупність особин ( $H_1^t, \dots, H_r^t$ ) утворює популяцію  $P^t$ , де  $r$  – чисельність популяції, а  $t=0,1,\dots,T$  – життєвий цикл популяції, де  $T$  – визначає період її еволюції. Мета еволюції популяції полягає у зростанні середнього значення функції належності популяції в цілому:

$$Fit_{CP}(t) = \frac{1}{t} \sum_1^r Fit_i \quad (2)$$

Ефективність генетичного алгоритму, якість отриманого розв'язку та еволюції в цілому значною мірою залежать від структури та якості початкової популяції.

Таким чином, процедура оптимізації за допомогою генетичного алгоритму є ітераційною і включає два етапи:

- синтез нових хромосом ( схрещування і мутація);
- відбір хромосом для нової популяції.

Процес триває доти, поки буде отримано: а) оптимальне рішення; б) задана кількість поколінь. При цьому враховується мета еволюції популяції (2), тобто кожна наступна популяція повинна бути кращою за попередню. Розв'язанню задачі відповідає хромосома з мінімальним значенням функції належності, що визначає оптимальний вектор вагових коефіцієнтів  $W_j$ , при цьому похибка навчання (1) менша від заданої величини  $\varepsilon_{\min}$ . Якщо зупинка алгоритму за умовою: а) не може бути виконана, то відбувається завершення процедури за варіантом б) з вибором найкращої хромосоми в одному або декількох поколіннях.

Було проведено визначення оптимальних вагових коефіцієнтів нейронної мережі типу багатосаровий персептрон із двома нейронами у прихованому шарі (див. рис.1) за допомогою генетичного алгоритму з наступними параметрами: кількість хромосом в популяції – 10; кількість популяцій – від 20 до 100; оператор схрещування – односточковий кросинговер; процент генної мутації – 0,001; відбір – елітний. На рис. 5 зображена ймовірність знаходження екстремумів функції від заданої кількості популяцій.

З отриманих результатів видно, що швидкість наближення до екстремуму висока і зростає зі збільшенням кількості популяцій. Також можна зробити висновок про низький відсоток експериментів, у результаті яких було отримано точне значення мінімуму, залежно від загальної кількості запусків генетичного алгоритму, тобто від кількості популяцій.

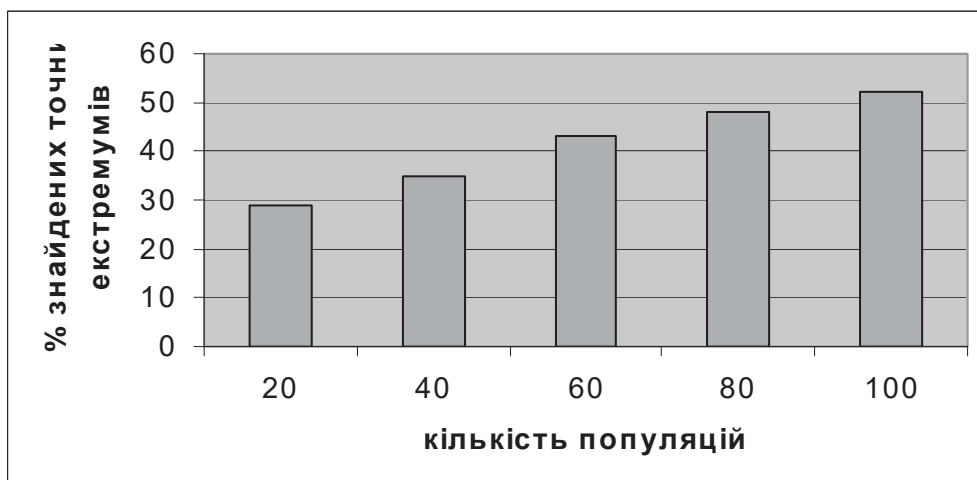


Рис. 5. Ймовірність знаходження екстремумів функції при заданій кількості популяцій



Аналізуючи проєкції часових рядів температури (рис. 6) [5], необхідно зауважити, що НМ відносно вірно спрогнозували її зниження, збільшення та стабілізацію. При прогнозуванні на добу вперед в цілому спостерігається підвищення точності прогнозу нейронною мережею з використанням генетичного алгоритму (середньоквадратична помилка – 1,107376 °С) порівняно зі звичайною нейронною мережею (середньоквадратична помилка – 2,570871 °С).

Враховуючи особливості постановки задачі оптимізації при навчанні нейронної мережі та виходячи з отриманих результатів проведених досліджень, доцільно вважати, що генетичний алгоритм буде найбільш ефективним методом оптимізації вагових коефіцієнтів, що мінімізують значення помилки роботи мережі.

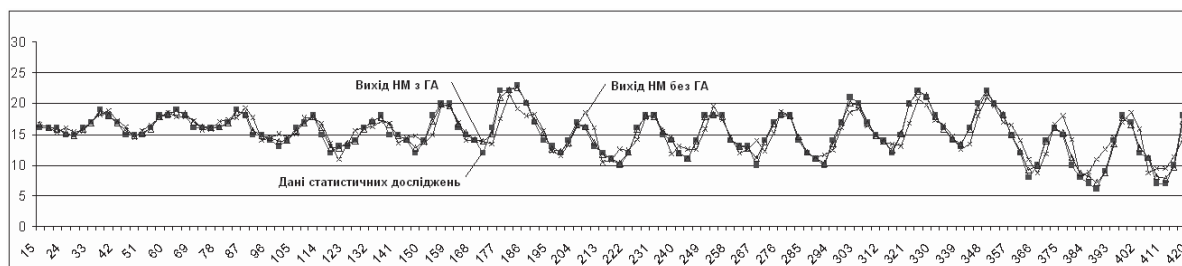


Рис. 6. Графіки навчального прогнозування температурних часових рядів нейронними мережами

У результаті проведених досліджень ефективності застосування систем генетичного алгоритму для оптимізації функціонування нейронних мереж встановлена перспективність такого підходу.

#### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Рідкокаша А.А. Основи систем штучного інтелекту. Навчальний посібник / А.А. Рідкокаша, К.К. Голдер. – Черкаси : “ВІДЛУННЯ-ПЛЮС”, 2002. – 240 с.
2. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов. – М. : Горячая линия, 2002. – 382 с.
3. Лисенко В.П. Нейромережеве прогнозування часових рядів температури навколишнього природного середовища / В.П. Лисенко, Н.А. Заєць, В.М. Штепа, А.О. Дудник // Біоресурси і природокористування. – К. : НУБіПУ. – 2011. – Т. 3. – № 3–4. – С. 102–108.
4. Заєць Н.А. Використання генетичного алгоритму для вирішення оптимізаційних задач в електротехніці / Н.А. Заєць, В.М. Штепа // Науковий вісник Національного університету біоресурсів і природокористування України. – К. : НУБіПУ. – 2011. – Вип. 166. – Частина 4. – С. 157–164.
5. Заєць Н.А. Використання генетичних алгоритмів для розрахунку оптимальних налаштувань функціонування робототехнічного комплексу / Н.А. Заєць, С.А. Шворов, В.М. Штепа, В.О. Осипа // Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка. – К. : КНУ ім. Т. Шевченка. – 2012. – № 38. – С. 41–45.

Отримано 20.09.2013.