

МОДЕЛЬ ОПТИМАЛЬНОГО ВИБОРУ ТОПОЛОГІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ СІТОК З ВИКОРИСТАННЯМ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ

Анотація: в даній статті розглянуто проблему вибору оптимальної топології нейронної сітки та шляхи її вирішення. З причини різноманітності класів задач постає проблема вибору методу рішення та його ефективність. Наведено результати роботи генетичного алгоритму в процесі вибору топології нейронної сітки та на практиці доведено перевагу даного підходу.

Ключові слова: генетичний алгоритм, штучні нейронні сітки, топологія нейронної сітки, нейроеволюційний алгоритм, ШНС.

Вступ

Штучні нейронні сітки (ШНС) і генетичні алгоритми є порівняно молодими напрямками досліджень в області штучного інтелекту та прийняття рішень [2]. Обидві концепції використовують для функціонування аналоги природних принципів. Використання генетичних алгоритмів для одночасного налаштування ваг і структури ШНС називається нейроеволюцією або нейрогенезісом [9].

Дослідження даної теми є безперечно актуальним, адже розробка, аналіз та застосування ефективних і універсальних методів розв'язку задач (алгоритмів) є наразі ключовою задачею комп'ютерних наук, а тема еволюційних алгоритмів ще не достатньо досліджена [1-3]. Генетичні алгоритми надають можливість швидкої генерації прийнятних розв'язків задач, які неможливо розв'язати іншими аналітичними методами, уникаючи повного перебору і значно скорочуючи часові витрати, а використання генетичних алгоритмів для автоматизації зміни параметрів програми називається генетичним програмуванням [10].

На сьогоднішній день, підбір архітектури нейронної сітки, кількості шарів та нейронів, критерії навчання та інших гіперпараметрів сітки виконується шляхом проб та помилок. Взаємозв'язок між гіперпараметрами та здатністю до узагальнення не очевидним. Саме тому, генетичні алгоритми є ідеальними кандидатами для вирішення таких задач.

Методики генетичного програмування для оптимізації штучних нейронних сіток дозволить отримати наступні переваги [10]:

- можливість створення самонавчальної системи, яка претендує на чималу універсальність з точки зору вирішуваних завдань;
- більш «тонке» налаштування топології ШНС, що дозволяє заощадити обчислювальні ресурси;

- можливість створення програмних продуктів та програмно-апаратних комплексів, що використовують нейромережеві технології і не потребують від кінцевого користувача глибоких знань про них.

1. Генетичне програмування для побудови штучних нейронних сіток

Генетичне програмування широко використовується не тільки для створення нейронні сітки, що вирішують конкретні задачі, але і для знаходження для цих задач квазіоптимальні топології штучних нейронних сіток. Незважаючи на те, що генетичне програмування має ряд недоліків [4], на сьогоднішній день ці недоліки багато в чому можна обійти за рахунок використання різних стратегій як при реалізації різних генетичних операторів [7], так і всього генетичного алгоритму в цілому.

Даний підхід застосовується для мінімізації втручання користувача в процес створення та налаштування ШНС. Це також допоможе вирішити такі проблеми як:

- некомпетентність користувача при виборі топології мережі;
- відсутність достовірних вхідних даних для досягнення бажаної точності при навчанні нейронної сітки;
- відсутність значних ресурсів та часу для навчання та тестування ШНС з неоптимальною топологією.

Нейроеволюційний підхід багато в чому відрізняється від звичайних генетичних алгоритмів оскільки йому доводиться оперувати з набагато більш складними структурами [6]. Як відомо, нейронні сітки великих розмірів вимагають значних обчислювальних ресурсів для оцінки трудомісткості на етапі навчання ШНС.

Таким чином для застосування нейроеволюційних алгоритмів потрібно вирішити такі завдання:

- вибрати метод кодування нейронних мереж;
- реалізувати генетичні оператори, з урахуванням особливостей нейронних сіток.

Методи кодування умовно можна розділити на два класи: пряме кодування (генетичний алгоритм працює з даними ШНС в явному вигляді), непряме кодування (генетичний алгоритм працює не з самими даними ШНС, а з правилами її побудови) [5].

Історично, пряме кодування було досліджено раніше і глибше, проте воно має певний ряд мінусів, а з іншого боку, за своєю суттю непрямі методи досить складні для аналізу [7].

В рамках даної статті використовується прямий метод кодування. Однак, замість кодування нейронів за допомогою двомірних координат пропонується кодувати ваги зв'язків за допомогою пар індексів нейронів. Кожна пара містить індекс

початкового і кінцевого нейронів, крім того, кожному зв'язку між нейронами зіставляється окремий зв'язок. Приклад нейронної сітки представлено на рис. 1.

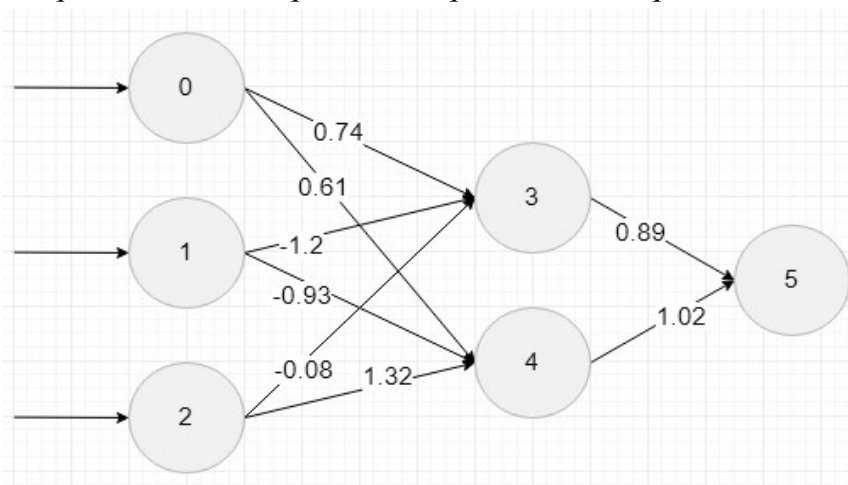


Рис. 1. – Граф та ваги певної ШНС

Табличний вид кодування наведеної для прикладу ШНС представлено у таблиці 1.

Таблиця 1.

Кодування нейронної сітки

	Ген 0	Ген 1	Ген 2	Ген 3	Ген 4	Ген 5	Ген 6	Ген 7
Початковий, Кінцевий Нейрони	0,3	1,3	2,3	0,4	1,4	2,4	3,5	4,5
Вага зв'язку	0.74	-1.2	-0.08	0.61	-0.93	1.32	0.89	1.02

Всі нейрони кодуються відповідно до наступних правил:

- нейрони, що включаються в генотип отримують мінімальний можливий індекс;
- індекси нейронів не можуть мати пробілів.

В якості критерію оцінки ефективності отриманих нейронних сіток було вибрано середньоквадратичну похибку (MSE – mean squared error), що представляє із себе усереднений вектор помилок на тестовій вибірці даних. Ця величина розраховується за формулою [4]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \underline{x})^2}, \tag{1}$$

де n – кількість опрацьованих ШНС прикладів, x_i - реальних значення ШНС на виході, \underline{x} – бажане значення ШНС на виході.

Даний критерій дає уявлення про те, наскільки та чи інша нейронна сітка точно прогнозує дані, оскільки при прогнозуванні обчислюється різниця між результатом роботи ШНС і заздалегідь відомим значенням.

Також важливо знати, що даний показник можна розрахувати тільки при достатньому обсязі спостережень. В іншому випадку обчислення MSE буде неінформативним і його використання не буде приводити до поліпшення результатів роботи.

Очевидно, що обраний метод кодування вимагає спеціальних генетичних операторів, що реалізують схрещування і мутації.

Логічним буде застосовувати різні види мутацій в залежності від особливостей архітектури сітки, представленої особою, що мутує. Для цього були введені два коефіцієнта, що регулюють розмір і «напрямок розвитку сітки».

Перший з них характеризує ступінь «зв'язаності» Z_c нейронів сітки і обчислюється за формулою:

$$Z_c = \frac{N_c}{2^{R-1} [N_h(N_h-1) - N_i(N_i-1) - (1-R)N_o(N_o-1)]} \quad (2)$$

тут і далі N_c - кількість зв'язків в сітці, N_i , N_o , N_h - кількість вхідних, вихідних нейронів і загальне число нейронів в сітці відповідно, R - прапор, що вказує, дозволена поява зворотних зв'язків ($R = 1$) чи ні ($R = 0$).

Варто відзначити, що зв'язки від прихованих нейронів до вихідних можуть з'являтися в будь-якому випадку. Таким чином, чим менше Z_c тим з більшою ймовірністю в результаті мутації буде доданий новий зв'язок між нейронами.

2. Використання створеної моделі

Для тестування даного алгоритму та можливостей ШНС було обрано прогнозування постачання електроенергії на найближчу добу.

В якості вихідних даних для вирішення поставленої задачі були використанні дані, що розміщені на сайті ДП [11] «Енергоринок» «Погодинні граничні ціни системи, ціни за робочу потужність та ціни за маневреність» без врахування сезонних та температурних характеристик.

Вихідні дані: парні години (2,4, ..., 24) будуть використовуватися на етапі навчання ШНС, а непарні години (1, 3, ..., 23) - для перевірки якості прогнозу. На етапах, як навчання, так і прогнозу вибирається «вікно» рівне прийнятому розрахункового періоду часу - одній годині в добі. Дані зазначенні в таблиці 2.

Таблиця 2.

Вихідні дані

Години	Гранична ціна системи грн./МВт	ціна за маневреність, грн./МВт	інша частина ОЕС України ціна робочої потужності, грн./МВт				Ціноутворюючий блок	коефіцієнт денного світла	Оптова закуп. Ціна(планова) грн./МВт
			1-ша група	2-га група	3-тя група	4-га група			
вхід 1	вхід 2	вхід 3	вхід 4	вхід 5	вхід 6	вхід 7	вхід 8	вхід 9	Вихід
1	252,39	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	0,04	276,73
2	252,42	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	0,12	278,40
3	252,39	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	0,2	278,42
4	252,40	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	0,28	278,26
5	252,45	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	0,36	277,44
6	252,40	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	0,44	276,88
7	365,00	100,00	46,98	4,00	1,00	0,05	13,00	0,52	464,39
8	365,00	87,26	52,50	4,00	1,00	0,05	13,00	0,6	462,43
9	365,00	72,72	57,57	4,00	1,00	0,05	13,00	0,68	582,00
10	365,00	65,00	58,61	4,00	1,00	0,05	13,00	0,76	582,92
11	365,00	57,09	59,68	4,00	1,00	0,05	13,00	0,84	466,74
12	365,00	73,87	56,56	4,00	1,00	0,05	13,00	0,92	461,82
13	365,00	70,95	56,45	4,00	1,00	0,05	13,00	1	461,15
14	365,00	59,96	57,72	4,00	1,00	0,05	13,00	1	461,66
15	365,00	55,19	58,40	4,00	1,00	0,05	13,00	0,9	461,28
16	365,00	3,00	65,68	4,00	1,00	0,05	12,00	0,8	467,99
17	365,00	3,00	73,32	4,00	1,00	0,05	12,00	0,7	473,10
18	365,00	3,00	76,00	4,00	1,00	0,05	12,00	0,6	580,53
19	365,00	3,00	70,21	4,00	1,00	0,05	12,00	0,5	573,99
20	365,00	3,00	64,84	4,00	1,00	0,05	12,00	0,4	567,53
21	365,00	31,06	61,16	4,00	1,00	0,05	12,00	0,3	561,10
22	365,00	65,54	56,13	4,00	1,00	0,05	12,00	0,2	454,09
23	365,00	94,93	47,02	4,00	1,00	0,05	12,00	0,1	448,97
24	251,39	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,00	0	271,45

Перед роботою ШНС нормалізуємо данні, використовуючи метод лінійної нормалізації. Перехід до нормалізованих одиниць відбувається шляхом поділу кожної компоненти вхідного вектора на довжину самого вектора, використовуючи формулу 3.

$$X_i^x = \frac{x_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}}, \quad (3)$$

де X_i^x - нормалізоване значення, x_i - компонента вхідного вектора даних, n - кількість компонент у вхідному векторі.

Виходячи з кількості вхідних та вихідних нейронів, обрано ШНС з одним прихованим шаром та 5 нейронами в ньому для нормованих вхідних даних. Топологія даної ШНС показана на рис.2.

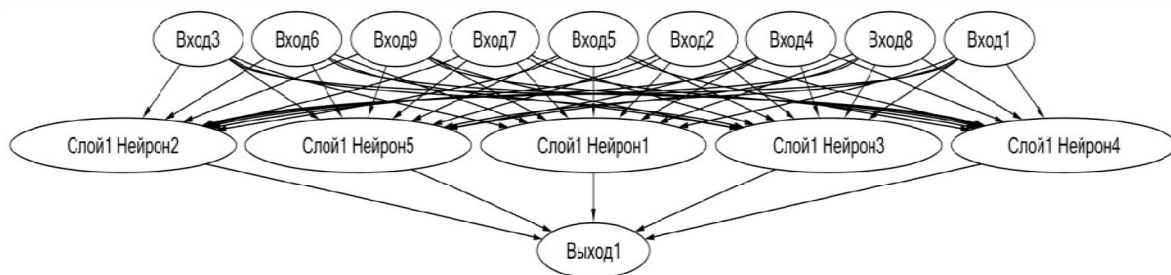


Рис. 2. - Топологія ШНС

При навчанні ШНС для різних активаційних функцій отримали значення середньоквадратичної похибки показані на рис.3.

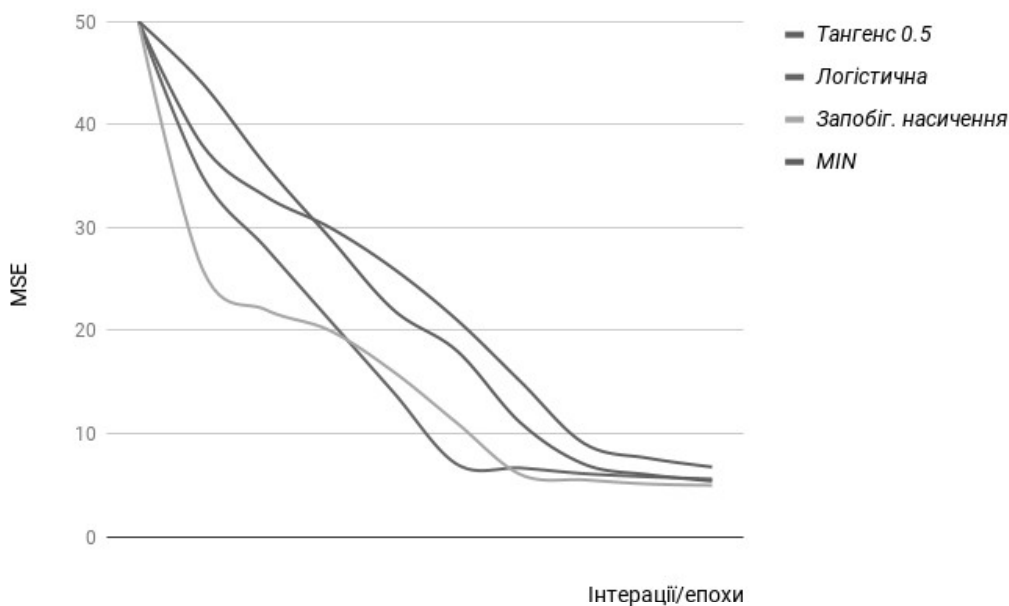


Рис. 3. – Середньоквадратична похибка

Результати роботи додатку показали, що в даному випадку оптимальною топологією ШНС, в сенсі якості прогнозу, виявилась сітка, з двома прихованими шарами: в першому шарі – 10 нейронів; у другому шарі – 5 нейронів для нормованих вхідних даних. Топологія сітки показана на рис.4.

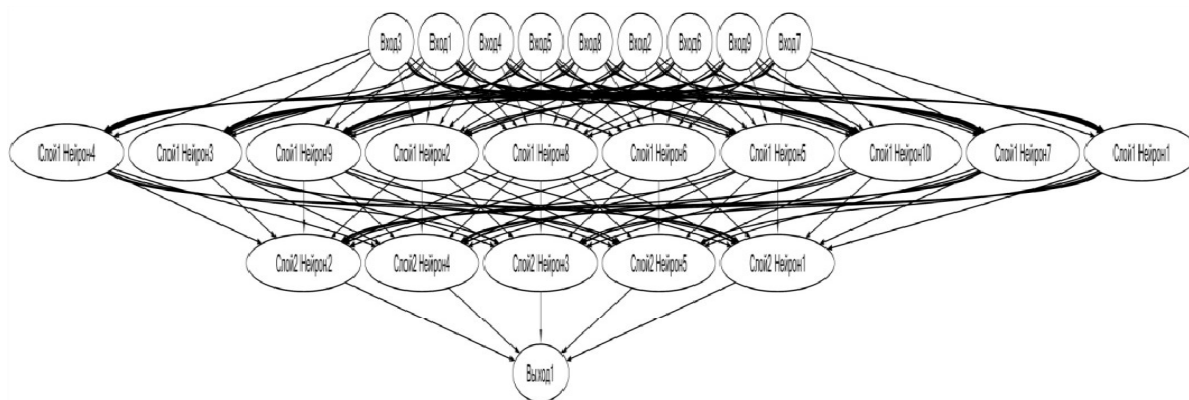


Рис. 4. Отримана топологія ШНС з двома прихованими шарами

Після навчання ШНС із застосуванням генетичного алгоритму отримали середньоквадратичну похибку, показану на рис.5.

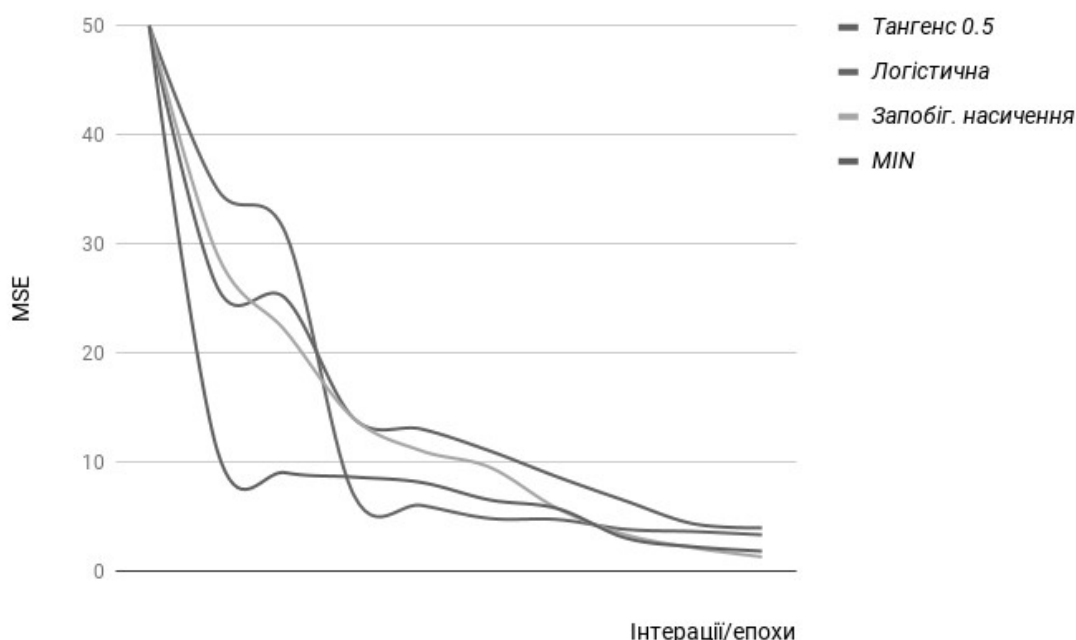


Рис. 5. – Середньоквадратична похибка після застосування генетичного алгоритму

Проаналізуємо помилку прогнозу для кожного випадку, що визначається по показнику *MSE*. Дані зазначені в таблиці 2.

Таблиця 3.

Помилка прогнозу.

<i>MSE</i>	тангенс 0,5	логістична	запобігання. насиченню	MIN
<i>Без застосування ГА</i>	6,7513	5,5764	4,9763	5,3791
<i>Із застосування ГА</i>	3,9345	3,4374	1,2854	1,8543

Висновок

У даній роботі запропоновано вдосконалений спосіб кодування нейронної мережі при застосовано генетичного програмування для вибору оптимальної топології сітки. Двоточковий кросовер приймається для підвищення швидкості знаходження рішення. Оптимізований генетичний алгоритм використовується для вирішення проблеми низької швидкості навчання та недостатньої точності прогнозування. Це також запобігає нейронній сітці попадати в стан локального мінімуму.

Список використаних джерел

1. Хомич А. В., Жуков Л. А. Оптимизация топологии рекуррентных и многослойных нейронных сетей с применением генетических алгоритмов // *Нейроинформатика-2004. Сборник научных трудов. Ч.2. М.: МИФИ, 2004. С.68-74.*
2. Ямпольский Л. С. Нейротехнології та нейрокомп'ютерні системи: підручник / Л. С. Ямпольский, О. І. Лісовиченко, В. В. Олійник. – К.: «Дорадо-Друк», 2016. -576 с.: іл. – Бібліогр.:с. 537-551.
3. Божич В. И., Лебедев О. Б., Шницер Ю. Л. Разработка генетического алгоритма обучения нейронных сетей. Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы. – 2001. – №1. – С. 21-24.
4. Koza J. R. Genetic programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection (Complex Adaptive Systems). The MIT Press. MA: Cambridge, 1992
5. Darrel Whitley. A Genetic Algorithm Tutorial, 1993.
6. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. - М.:»Финансы и статистика», 2004. 170 с.
7. Koehn P. Combining Genetic Algorithms and Neural Networks: The Encoding Problem // Master of Science Degree The University of Tennessee, Knoxville. - 1994.
8. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с пол. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия–Телеком, 2004. – 383 с
9. Mitchell M. An introduction to Genetic Algorithm. MIT Press, 1996.
10. Y. H. Pengfei Guo, Xuezhi Wang, «The enhanced genetic algorithms for the optimization design» in 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, pp. 2990 – 2994, 2010.