

МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРМЕТРІВ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

¹Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі розглянуто еволюційний підхід до навчання штучних нейронних мереж на основі генетичного алгоритму оптимізації вагових коефіцієнтів. Проаналізовано основні етапи реалізації алгоритму, зокрема формування популяції, оцінювання пристосованості, застосування операторів відбору, рекомбінації та мутації. Обґрунтовано переваги еволюційного методу, серед яких глобальний характер пошуку, незалежність від обчислення градієнта та ефективність у задачах оптимізації складних нелінійних і недиференційованих функцій. Підтверджено доцільність використання генетичних алгоритмів для підвищення ефективності навчання нейронних мереж.

Ключові слова: еволюційні нейромережі, генетичний алгоритм, оптимізація вагових коефіцієнтів, штучні нейронні мережі, еволюційні обчислення, глобальна оптимізація.

Abstract

The paper considers an evolutionary approach to training artificial neural networks based on a genetic algorithm for optimizing weight coefficients. The main stages of the algorithm implementation are analyzed, including population initialization, fitness evaluation, and the application of selection, recombination, and mutation operators. The advantages of the evolutionary method are substantiated, in particular the global search capability, independence from gradient computation, and effectiveness in optimizing complex nonlinear and non-differentiable objective functions. The expediency of using genetic algorithms to improve the efficiency of neural network training is demonstrated.

Keywords: evolutionary neural networks, genetic algorithm, weight optimization, artificial neural networks, evolutionary computation, global optimization.

Вступ

Розвиток штучного інтелекту зумовлює потребу в ефективних методах оптимізації параметрів і структури нейронних мереж. Традиційні градієнтні алгоритми мають обмеження, зокрема ризик потрапляння в локальні мінімуми та складність оптимізації архітектури мережі [1]. Еволюційні нейромережі поєднують механізми природної еволюції з нейрообчисленнями та забезпечують глобальний пошук у просторі параметрів. Використання операторів відбору, рекомбінації та мутації дозволяє оптимізувати вагові коефіцієнти й структуру мережі без обчислення градієнта [2].

Метою роботи є дослідження еволюційних методів навчання нейронних мереж та аналіз їх ефективності.

Результати досліджень

Еволюційні нейромережі – це клас ШНМ, які проєктуються і навчаються на основі еволюційних обчислювальних методів [3]. Еволюційні методи навчання реалізуються за допомогою еволюційних алгоритмів [4]. У свою чергу еволюційні алгоритми це алгоритми, як імітують механізми природної еволюції (відбір, мутація, рекомбінація тощо) [5]. Усі еволюційні методи навчання ШНМ в залежності від призначення поділяються на п'ять класів: методи еволюції вагових коефіцієнтів, методи еволюції архітектури ШНМ; методи еволюції правил навчання; методи коеволюції та гібридні методи.

Метод еволюції вагових коефіцієнтів базується на класичному ГА для ШНМ, який працює наступним чином [2, 4]:

1. Ініціалізується популяція нейромереж, зазвичай випадковим чином: $P^{(0)} = \{x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_N^{(0)}\}$, де $x_i^{(t)} \in \mathbb{R}^d$ – індивід популяції (вектор параметрів нейромережі – вагові коефіцієнти W та зміщення b),

які можуть бути закодовані як у бінарній формі так і у формі дійсних чисел []; d – розмірність простору параметрів; N – розмір популяції; $t=1, 2, \dots, G$ – номер популяції;

2. Оцінюється якість кожної мережі за функцією пристосованості $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$, де $f(x_i^{(t)})$ – метрика якості нейромережі (функція втрат, коефіцієнт детермінації тощо).

3. Обираються найкращі індивіди (нейромережі) для відтворення: $p_i^{(t)} = \frac{f(x_i^{(t)})}{\sum_{j=1}^N f(x_j^{(t)})}$ – ймовірність

відбору індивіда пропорційна її пристосованості, тоді множина обраної батьківської популяції $R^{(t)} = S(P^{(t)})$, де $R^{(t)} \subseteq P^{(t)}$.

4. За допомогою рекомбінації параметрів батьківської популяції, утворюються нові варіанти нейромереж: $x_{нов} = C(x_i, x_j)$, де $x_{нов} = [x_i^{(1,2,\dots,k)}, x_i^{(k+1,\dots,d)}]$ – одноточковий або $x_{нов} = \alpha x_i + (1-\alpha)x_j$ ($\alpha \sim U(0,1)$) – арифметичний кросовер.

5. За допомогою оператора мутації деякі вагові коефіцієнти змінюються з ймовірністю $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_d)$: $x'_{нов} = x_{нов} + \varepsilon$, де I_d – одинична матриця розмірності $d \times d$.

6. Формується нове покоління: $P^{(t+1)} = M(C(R^{(t)})) \cup E(P^{(t)})$, де M – оператор мутації, C – оператор рекомбінації, E – оператор елітаризму (збереження найкращих індивідів-рішень).

7. Алгоритм зупиняється, коли знайдено рішення з достатньою якістю $\max_i f(x_i^{(t)}) \geq f^*$ або досягнуто обмеження за кількістю поколінь $t \geq t_{\max}$.

До переваг еволюційного методу навчання на основі генетичного алгоритму оптимізації вагових коефіцієнтів штучних нейронних мереж належать здатність здійснювати глобальний пошук у багатовимірному просторі параметрів, зменшення ризику потрапляння в локальні мінімуми та незалежність від обчислення градієнта функції втрат. Метод є придатним для оптимізації нелінійних, недиференційованих і багатомодальних цільових функцій, а також характеризується високою адаптивністю та можливістю паралельної реалізації [1, 3].

Висновки

У роботі розглянуто особливості еволюційного підходу до навчання штучних нейронних мереж на основі генетичного алгоритму оптимізації вагових коефіцієнтів. Показано, що застосування еволюційних операторів відбору, рекомбінації та мутації забезпечує глобальний пошук рішень у багатовимірному просторі параметрів та зменшує ймовірність потрапляння в локальні мінімуми. Встановлено, що еволюційний метод є ефективним для оптимізації складних нелінійних і недиференційованих цільових функцій, а також характеризується універсальністю та можливістю паралельної реалізації. Отримані результати підтверджують доцільність використання генетичних алгоритмів для навчання штучних нейронних мереж у задачах складної оптимізації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Ротштейн О. Нейронні мережі. Генетичні алгоритми. Інтелектуальні технології ідентифікації. Вінниця: універсум. 1999.
2. Іванчук Я. В., Яковчук П. Л. Аналіз технологічних рішень моніторингу роботи мережевих високонавантажених систем / Я. В. Іванчук, П. Л. Яковчук // Наука і техніка сьогодні: Серія «Техніка»: – Київ, 2025. – №9(50). – С. 1213-1222. doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9(50)-1213-1222.
3. Глухов, В. С. Дослідження і проектування комп'ютерних систем та мереж [Текст] : навч. посіб. / В. С. Глухов, А. Т. Костик ; НУ "Львівська політехніка". – Львів : Магнолія 2006, 2025. – 253 с.
4. Ivanchuk, Ya.V., Yarovyi, A.A., Liman, V.V., Ozeranskyi, V.S., Kozlovskyi, O.A. (2025). Modeling the stability of a throttle hydraulic drive of rocket and space systems under random load and stochastic parameters. Space Science and Technology, (Ukraine), Vol. 31(1)/152, pp. 17-26. https://doi.org/10.15407/knit2025.01.017.

5. Малініч І. П. Особливості розміщення мікросервісів систем управління навчанням у гібридних хмарах // І. П. Малініч, Я. В. Іванчук // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – Випуск 3 (158). – Дніпро, 2025. – С. 157-170. DOI: 10.34185/1562-9945-3-158-2025-16.

Козловський Олексій Андрійович – аспірант, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: ak@vin.ua.

Іванчук Ярослав Володимирович – д-р техн. наук, доцент, професор кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: ivanchuck@ukr.net.

Kozlovskyi Oleksii A. - Faculty of Automation and Intelligent Information Technology, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: ak@vin.ua.

Ivanchuk Yaroslav V. — Dr. Sc. (Eng.), Professor of the Computer Science Department, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: ivanchuck@ukr.net.