

МЕТОД ЕВОЛЮЦІЇ АРХІТЕКТУРИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

¹ Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі розглянуто метод еволюції архітектури штучних нейронних мереж на основі алгоритму NEAT (NeuroEvolution of Augmenting Topologies). Підхід передбачає одночасну оптимізацію вагових коефіцієнтів і топології мережі шляхом застосування еволюційних операторів відбору, рекомбінації та мутації. Показано, що використання нейроеволюції дозволяє автоматизувати синтез адаптивних структур штучних нейронних мереж без ручного проектування. Визначено переваги методу, зокрема збереження різноманітності популяції та поступове ускладнення архітектури, а також характерні обмеження, пов'язані з обчислювальною вартістю та швидкістю збіжності.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, нейроеволюція, еволюційна оптимізація, архітектура мереж.

Abstract

This paper considers a method for evolving the architecture of artificial neural networks based on the NEAT (NeuroEvolution of Augmenting Topologies) algorithm. The approach involves simultaneous optimization of connection weights and network topology through evolutionary operators of selection, recombination, and mutation. It is shown that the use of neuroevolution enables automated synthesis of adaptive artificial neural networks structures without manual design. The advantages of the method are identified, including preservation of population diversity and gradual complexification of the architecture, as well as inherent limitations related to computational cost and convergence speed.

Keywords: artificial neural networks, neuroevolution, evolutionary optimization, network architecture.

Вступ

Зростання складності даних і вимог до точності моделей машинного навчання актуалізує проблему ефективного проектування архітектури штучних нейронних мереж (ШНМ). Традиційний підхід, що базується на евристичних і ручному підборі, є трудомістким і не гарантує оптимальних структурних рішень [1]. Простір можливих архітектур ШНМ має високу розмірність і складний ландшафт цільової функції, що обумовлює доцільність застосування методів глобальної оптимізації. Еволюційні алгоритми та підходи нейроеволюції дозволяють автоматизувати синтез і адаптацію структури мережі на основі відбору, рекомбінації та мутації [2].

Метою роботи є розробка методу еволюції архітектури ШНМ для підвищення якості прогнозування та ефективності навчання.

Результати дослідження

Метод еволюції архітектури ШНМ базується на відомому алгоритмі NEAT (NeuroEvolution of Augmenting Topologies) [3], що одночасно еволюціонує не тільки вагові коефіцієнти нейромережі, але й її структуру. Принцип роботи алгоритму NEAT наступний:

1. Ініціалізується початкова популяція простих нейромереж $P^{(0)} = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, де усім зв'язкам присвоюються інноваційні номери $inno_{ij}^{(k)} \in \mathbb{N}$ ($i \in V_{вх}, j \in V_{вих}, V_{вх}^{(k)} = \emptyset$), де $s_k = (V^{(k)}, E^{(k)})$ – функція представлення ШНМ у вигляді графу, $V^{(k)} = \{v_1^{(k)}, v_2^{(k)}, \dots, v_n^{(k)}\}$ – множина нейронів (вхідні, приховані і вихідні); $E^{(k)} = \{i^{(k)}, j^{(k)}, w_{ij}^{(k)}\}$ – множина з'єднань із ваговими коефіцієнтами $w_{ij}^{(k)} \in \mathbb{R}$.

2. Для кожного індивіда $s_i \in P^{(k)}$ та набору тренувальних прикладів $\{(x^{(k)}, \hat{y}^{(k)})\}_{k=1}^m$ обчислюється вихід ШНМ $Y_i = S_i(X; W_i) = [y_i^{(1)}, \dots, y_i^{(m)}] \in \mathbb{R}^{n_{\max} \times m}$ та значення функції пристосованості $\bar{F}_i = -\frac{1}{m} \|Y_i - \hat{Y}\|_F^2$, де $\hat{Y} = [\hat{y}^{(1)}, \hat{y}^{(2)}, \dots, \hat{y}^{(m)}]$.

3. Здійснюється розподіл ШНМ по видам за схожістю топологій [4]: $\delta(s_i, s_j) = \frac{c_1 E}{E_{\max}} + \frac{c_2 D}{N} + c_3 \bar{W}$, де E – число неспівпадаючих генів; D – число генів, що мають розбіжності; \bar{W} – середня значення різниці вагових коефіцієнтів співпадаючих генів; c_1, c_2, c_3 – коефіцієнти.

4. Здійснюється відбір кращих нейромереж (селекція потомства) за допомогою сортування нейромережі s_k за функцією пристосованості \bar{F}_i : $sort(s_k, \bar{F}_i) = (N_{k,1}, \dots, N_{k,|s_k|})$, де $\bar{F}_{k,1} \geq \bar{F}_{k,2} \geq \dots$. Обирається $\rho \in (0,1]$ найкращих індивідів нащадків: $Parents(s_k) = \{N_{k,1}, \dots, N_{k, \lfloor \rho |s_k| \rfloor}\}$. Найкращі індивіди (нейромережі) переходять у наступне покоління: $Elite(P^{(t)}) = \arg \text{top} - E_i(\bar{F}_i)$.

5. Для кожної пари батьківських індивідів $N_i, N_j \in Parents(s_k)$ утворюються нащадки шляхом рекомбінації (кросовера) де об'єднуються гени з урахуванням інноваційних номерів g_i . Після чого застосовується оператор мутації: при зміні вагових коефіцієнтів для кожного зв'язку (i, j) із ймовірністю p_w застосовується $w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \delta w$ ($\delta w \sim U(-\epsilon, \epsilon)$); із ймовірністю p_z обирається два нейрони $u_i, u_j \notin E$ і добавляється нове з'єднання $E \leftarrow E \cup \{(i, j, w_{ij})\}$, $w_{ij} \sim U(-1, 1)$; із ймовірністю p_n обирається існуюче з'єднання (i, j, w_{ij}) і вставляється новий нейрон $u_k - E \leftarrow (E \setminus \{(i, j, w_{ij})\}) \cup \{(i, k, 1), (k, j, w_{ij})\}$.

6. Здійснюється оновлення популяції для індивіда s_k із розмноженням N_k нащадків: $P^{(t+1)} = \bigcup_{k=1}^m \text{offspring}(s_k, N_k)$.

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

Еволюційний алгоритм NEAT є ефективним засобом для розробки ШНМ, але недоліком його є висока обчислювальна здатність, низький рівень масштабованості, повільна збіжність рішення у складних середовищах та схильність до передчасної конвергенції [5].

Висновки

У роботі розглянуто підхід до автоматизованого синтезу архітектури ШНМ на основі еволюційного алгоритму NEAT. Показано, що використання еволюції топології разом з оптимізацією вагових коефіцієнтів дозволяє формувати адаптивні структури ШНМ без ручного проектування. Запропонований метод забезпечує: одночасну оптимізацію параметрів і структури мережі; збереження структурної різноманітності популяції через механізм специфікації; поступове ускладнення архітектури відповідно до вимог задачі.

Встановлено, що еволюційний підхід є ефективним для задач із складним ландшафтом цільової функції та високою розмірністю простору рішень. Водночас підтверджено характерні обмеження NEAT, зокрема високу обчислювальну вартість, повільну збіжність у складних середовищах і ризик передчасної конвергенції.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. 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.
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. Іванчук Я.В., Борисюк О.О. Синтез еволюційних механізмів в розробці адаптивного алгоритму оптимізації / Науковий журнал “Проблеми програмування” // Я. В. Іванчук, О. О. Борисюк. - № 3 (2025). – С. 53-65. <http://doi.org/10.15407/pp2025.03.053>.

4. Computational Methods and Algorithms : textbook / R. Kvyetnyy, Y. Ivanchuk. – Vinnytsya: VNTU, 2024. – 282 p. ISBN 978-617-8163-19-8.

5. Адаменко В. О. Штучні нейронні мережі в задачах реалізації матеріальних об’єктів. Частина 2. Особливості проектування та застосування / Адаменко В. О., Мірських Г. О. // Вісник Національного технічного університету України "КПІ". – 2012. – № 48. – С. 213–221.

Борисюк Олександр Олегович – аспірант, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: borysyuk.sasha@gmail.com.

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

Borysiuk Oleksandr O. - Faculty of Automation and Intelligent Information Technology, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: borysyuk.sasha@gmail.com.

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