УДК 004.032.26:004.8

МЕТОД НЕЙРОЕВОЛЮЦІЙНОГО НАРОЩУВАННЯ ТОПОЛОГІЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Борисюк О. О.[1]; Іванчук Я. В., д.т.н., проф.[2]; Добровольська К. В., к.т.н., доц.[3]
[1,2] Вінницький національний технічний університет
[3]Вінницький національний медичний університет ім. М. І. Пирогова
[1,2,3] Україна, Вінниця
[1] borysiuk.oleksandr@vntu.edu.ua; [2]ivanchuck@vntu.edu.ua; [3]viekurs@ukr.net

Анотація. *Розглянуто метод нейроеволюційного нарощування топологій, який одночасно еволюціонує вагові коефіцієнти та структуру штучних нейронних мереж. Формалізовано алгоритм методу й проаналізовано його обмеження: високу обчислювальну вартість, низьку масштабованість, повільну та передчасну збіжність..*

Ключові слова: *нейроеволюція; нарощування топологій; нейронні мережі.*

Вступ. Структура штучної нейронної мережі (ШНМ) безпосередньо впливає на якість керування робототехнічними та іншими динамічними системами, але її формування зазвичай виконується вручну або евристично. Нейроеволюційні методи одночасно оптимізують вагові коефіцієнти й топологію ШНМ і не вимагають диференційовності функції пристосованості. Найвідомішим із них є метод нейроеволюційного нарощування топологій (НЕАТ) [1].

Практичне застосування НЕАТ обмежують три чинники: висока обчислювальна вартість і слабка паралелізація популяції мереж зі змінними топологіями стримують масштабування; еволюційні методи поступаються сучасним градієнтним методам навчання з підкріпленням за часовою та вибірковою ефективністю [3]; розподіл на види не гарантує захисту від передчасної збіжності, оскільки окремі види застрягають у локальних оптимумах [4].

Метою роботи є розробка методу НЕАТ та визначення напрямів підвищення його обчислювальної ефективності, масштабованості й швидкості збіжності при збереженні стійкості до передчасної збіжності, для синтезу нейромережевих контролерів у складних середовищах.

Результати дослідження. Метод НЕАТ штучних нейронних мереж одночасно еволюціонує не тільки вагові коефіцієнти нейромережі, але й її структуру. Принцип роботи алгоритму методу НЕАТ для ШНМ наступний [1]:

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

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

3. Здійснюється розподіл ШНМ по видам за схожістю топологій: $\delta\left(s_i, s_j\right) = \frac{c_1 E}{E_{\max}} + \frac{c_2 D}{N} + c_3 \bar{W}$, 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 $\bar{F}_i : sort\left(s_k, \bar{F}_i\right) = \left(N_{k,1}, \ldots, N_{k,|s_k|}\right)$. Обирається $\rho\epsilon(0,1]$ найкращих індивідів нащадків: $Parents\left(s_k\right) = \left\{N_{k,1}, \ldots, N_{k,\lceil \rho|s_k| \rceil}\right\}$. Найкращі індивіди переходять у наступне покоління: $Elite\left(P^{(t)}\right) = \arg top - E_i(\bar{F}_i)$.

5. Для кожної пари батьківських індивідів N_i, $N_j\epsilon Parents(s_k)$ 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 $p_з$ обираються два нейрона $\upsilon_i, \upsilon_j \notin E$ і добавляється нове з'єднання $E \leftarrow E \cup \left\{\left(i, j, w_{ij}\right)\right\}$, $w_{ij} \sim U(-1,1)$; з імовірністю p_n обирається існуюче з'єднання (i, j, w_{ij}) і вставляється новий нейрон u_k – $E \leftarrow \left(E \setminus \left\{\left(i, j, w_{ij}\right)\right\}\right) \cup \left\{(i,k,1),(k, j, w_{ij})\right\}$. Здійснюється оновлення популяції для індивіда s_k із розмноженням N_k нащадків [2]: $P^{(t+1)} = \bigcup_{k=1}^{m} offspring\left(s_k, N_k\right)$.

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

Висновки. Метод нейроеволюційного нарощування топологій ШНМ одночасно еволюціонує вагові коефіцієнти й структуру мережі. Основними обмеженнями методу є висока обчислювальна вартість, низька масштабованість, повільна збіжність у складних середовищах і схильність до передчасної збіжності. Перспективними напрямами їх подолання є паралелізація обчислень, вдосконалення видоутворення та гібридизація з градієнтними методами навчання.

Використання інструментів ШІ. Під час підготовки матеріалів тез використано велику мовну модель Claude Sonnet 5.5 (Anthropic) для перевірки орфографічних помилок та перекладу англійською; результати перевірено автором».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Lyu, Z., Karns, J., ElSaid, A., & Desell, T. (2020). *Improving neuroevolution using island extinction and repopulation* (arXiv:2005.07376). arXiv. https://arxiv.org/abs/2005.07376.

[2] Majid, A. Y., Saaybi, S., Francois-Lavet, V., Prasad, R. V., & Verhoeven, C. (2024). Deep reinforcement learning versus evolution strategies: A comparative survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 35*(9), 11939–11957.

[3] Stanley, K. O., & Miikkulainen, R. (2002). Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary Computation, 10*(2), 99–127. https://doi.org/10.1162/106365602320169811.

[4] Wang, L., Zhao, M., Liu, E., Sun, K., & Cheng, R. (2024). *Tensorized neuroevolution of augmenting topologies for GPU acceleration* (arXiv:2404.01817). arXiv. https://arxiv.org/abs/2404.01817.

Borysiuk O. O., Ivanchuk Y.V., Dobrovolska K. V.

Neuroevolution of augmenting topologies method for neural networks

Abstract. *The neuroevolution of augmenting topologies method, which simultaneously evolves both the weights and the structure of artificial neural networks, is considered. The algorithm of the method is formalized, and its limitations are analyzed: high computational cost, low scalability, and slow and premature convergence.*

Keywords: *neuroevolution, topology augmentation, neural networks.*