

УДК 004.032.26:00489]:004.774.6

ЕВОЛЮЦІЙНІ АРХІТЕКТУРИ В ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ

Лобанов А. Д.

Науковий керівник – проф. Філатов В. О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ,
м. Харків, Україна

e-mail: andrii.lobanov@nure.ua

This thesis delves into the concept of neuroevolution, which combines the merits of these two systems, highlighting how artificial intelligence can harness natural evolution principles to enhance neural network efficiency. Key facets such as the Ant Colony Optimization, a bio-inspired algorithm modelled on ant foraging behavior, are explored in-depth. Challenges like architectural optimization, algorithm limitations, and scalability are analyzed, highlighting potential solutions like surrogate models. As a conclusion, the research underscores the dynamic potential of evolutionary algorithms in powering artificial neural networks, foreseeing continued advancement in this domain.

Поєднання системи навчання зв'язків, особливо штучних нейронних мереж, і еволюційних пошукових процедур, таких як еволюційні алгоритми, починає привертати всеосяжну увагу. В цій області досліджується, як ШІ може імітувати природну еволюцію, щоб зробити нейронні мережі більш ефективними.

Три типи еволюції є значущими у штучних нейронних мережах: ваги з'єднання, архітектура та правила навчання. Наголошуючи на адаптивному підході, еволюційні алгоритми визначають відповідні параметри мережі без ризику потрапити в локальний мінімум, обмеження, яке часто спостерігається при алгоритмі градієнтного спуску. Одним з еволюційних алгоритмів етапу першопроходців є оптимізація мурашиного колонного алгоритму (АСО), біоінспірований алгоритм, який базується на соціальній поведінці справжніх мурашиних колоній під час полювання на їжу. Члени мурашиного колонного алгоритму здають і слідує за хімічною речовиною, названою 'феромон', щоб визначити найбільш перспективний шлях. Ця поведінка справжніх мурашок була перетворена на метауростічу для вирішення важких комбінаторних задач оптимізації, де рішення досягаються шляхом посилення стигмергії – форми непрямого спілкування шляхом модифікації оточення.

У технічній реалізації АСО 'покоління' мурах використовуються для конструювання рішень дискретної задачі оптимізації. Шляхи в пошуковому графіку АСО складаються з переходів між станами, які пов'язані з компонентами проблеми. Сила феромонів на цих переходах керує рішеннями мурах. На кожному рішучому пункті мураха стохастично обирає наступний стан на основі сили феромону та місцевих евристичних даних.

Ключовою особливістю алгоритмів АСО є їх асинхронне виконання, при якому кожен мурах діє незалежно від інших та генерує рішення власними темпами. Ця асинхронність дозволяє більшому ступеню пристосування до динамічних задач оптимізації. Еволюційна оптимізація архітектури в штучних нейронних мережах представляє кілька викликів, за умови, що проблема переставлення (також відома як проблема конкуренції) є центральною [1, 4]. Ця проблема виникає коли різні генотипічні представлення призводять до функціонально ідентичних фенотипів в нейронній мережі. Ця ситуація призводить до неефективного оператора перетину.

Автоматизація проектування майже оптимальної архітектури ще більше ускладнює ці проблеми [2]. Загальні підходи, такі як конструктивні/деструктивні алгоритми, мають концептуальні обмеження. Конструктивні алгоритми починаються з мінімальної мережі та реалізують нові шари, нейрони та з'єднання, якщо це необхідно під час навчання. Деструктивні алгоритми використовують протилежний підхід, починаючи з максимальної мережі та відсікаючи непотрібні шари, нейрони та зв'язки.

Незважаючи на свої можливості, у еволюційних алгоритмів є власні обмеження. Зокрема, це стосується масштабованості. Більша штучна нейронна мережа, яка працює на основі схеми прямого кодування, вимагала б значно велику матрицю, тим самим посилюючи обчислювальні витрати. Як правило, з еволюцією більших мереж проводиться багато обчислень, переважно через необхідність оцінювання великої популяції кандидатів.

Одним з способів рішення цієї проблеми масштабованості є використання заміників або метамоделей [3]. Замінники використовуються для надання 'оцінки' продуктивності кандидатських рішень, коли точне оцінювання є ресурсоємним. Ці моделі дозволяють швидше оцінювати рішення під час еволюційного процесу.

Список використаних джерел:

1. Stanley K. O. Comparing Artificial Phenotypes with Natural Biological Patterns. In Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference : матеріали Міжнар. наук. конф., м. New York. New York, 2006.
2. “Comparing evolutionary hybrid systems for design and optimization of multilayer perceptron structure along training parameters / P. A. Castillo та ін. Information Sciences. 2007. Т. 177, № 14. Р. 2884–2905.
3. Yao X. Evolutionary artificial neural networks. Encyclopedia of Computer Science and Technology. 33-тє вид. New York, 1995. Р. 137–170.
4. Shafronenko, A. Y., Bodyanskiy, Y. V., & Holovin, O. O. (2023). Clusterization of data arrays based on the modified gray wolf algorithm. Radio Electronics, Computer Science, Control, (1), 73. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-1-7>.