

ВИКОРИСТАННЯ ПАРАЛЕЛЬНИХ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ НАВЧАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Ваховська Любов

Вінницький національний технічний університет

Анотація

В матеріалах розглядається застосування паралельних генетичних алгоритмів для покращення ефективності роботи нейронних мереж за рахунок застосування принципів навчання на базі генетичного алгоритму в елементи нейронної мережі.

Abstract

The materials consider the use of parallel genetic algorithms to improve the efficiency of neural networks through the application of the principles of learning based on the genetic algorithm in the elements of the neural network

Архітектура складно структурованої штучної нейронної мережі (ШНМ) суттєво залежить від задачі, що розв'язується. Наприклад, для лінійних ШНМ існує зв'язок між сумарною кількістю ваг та зсувів і довжиною навчаючої послідовності.

Для інших типів мереж число шарів і нейронів в шарі часто визначається досвідом, інтуїцією проектувальника та іншими евристичними правилами. Навчання мережі включає [1] вибір початкової конфігурації мережі з використанням існуючих евристичних правил; проведення ряду експериментів з різними конфігураціями мережі і вибір тієї, яка дозволить отримати мінімальне значення функціоналу помилки; якщо якість навчання недостатня, треба збільшити число нейронів шару або кількість шарів. Якщо ж ШНМ потребує перенавчання, та необхідно зменшити число нейронів в шарі або видалити один чи декілька шарів.

Отже, серед багатьох методів навчання ШНМ найбільшою гнучкістю характеризуються методи, в основу яких покладено використання генетичних алгоритмів, за рахунок чого стає можливим підвищення якості навчання складно структурованих ШНМ. За рахунок наближення ГА до глобального мінімуму функціоналу помилки скорочується число циклів навчання ШНМ скорочується час навчання ШНМ.

Доцільно розглянути генетичний алгоритм на можливість розпаралелювання процесів. Це дозволяє створювати не одну популяцію характеристик, а декілька, кількість яких буде обмежуватись розміром вхідного шару ШНМ. Таким чином, питання обробки даних зводиться до використання паралельного принципу роботи генетичного алгоритму.

У наш час найбільш широко вживаними є три основні типи паралельних генетичних алгоритмів (ПГА) [2]:

- глобальні однопопуляційні ПГА, модель «господар-раб» (Master-Slave GAs);
- однопопуляційні ПГА (Fine-Grained GAs);
- багатопопуляційні ПГА (Coarse-Grained GAs).

Модель «господар – раб» характеризується тим, що в алгоритмах такого типу селекція бере до уваги цілу популяцію, на відміну від двох інших моделей. Також існує можливість випадкового схрещування, тобто будь-які два індивіди можуть схрещуватися, в інших моделях. Схрещування обмежується заданим набором індивідуумів.

В алгоритмах другого класу існує головна популяція, але оцінка цільової функції розподілена серед декількох процесорів. Господар зберігає популяцію, виконує операції ГА і розподіляє індивідууми між підлеглими. Вони ж лише оцінюють цільову функцію індивідуумів. Селекція і схрещування обмежені відносинами близького споріднення. Ці ПГА можуть бути ефективно реалізовані на паралельних комп'ютерах.

Третій клас – багатопопуляційні ГА – більш складна модель, так як вона складається з декількох популяцій, які періодично, за встановленими правилами,

обмінюються індивідуумами. Такий обмін індивідуумами називається міграцією і управляється кількома параметрами. Такі ПГА досить популярні, але достатньо складні як для розуміння так і для їх реалізації, тому що не повністю досліджені. Але багатопопуляційні ПГА мають схожість з «острівної моделлю», в якій розглядаються відносно ізольовані громади; тому ПГА в деяких випадках називають «острівними» паралельними ГА.

Таким чином, навчання ШНМ буде проходити на двох рівнях (рис. 1). В нейронах (персептронах) – на нижньому рівні – відбуваються процеси звичайних генетичних алгоритмів, в яких кожна особина надає рішення конкретної проблеми та розвивається звичайним чином. При чому, кожний персептрон формує окрему популяцію особин, що забезпечує врахування динаміки вхідних даних. А на верхньому рівні – глобальна нейронна мережа – відбувається навчання за паралельним генетичним алгоритмом, який як особини використовує параметри нижнього рівня [3].

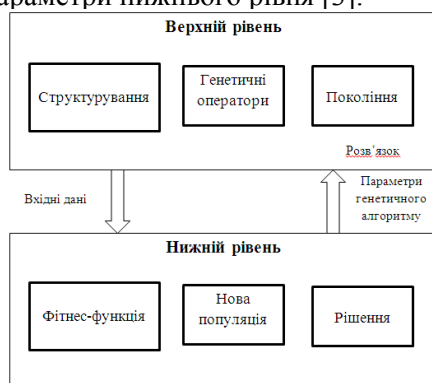


Рисунок 1 – Дворівнева структура навчання нейронної мережі генетичним алгоритмом.

Така комбінація генетичних алгоритмів дозволяє значно скоротити час формування оптимальної кількості популяцій для прийняття кінцевого рішення. При чому оптимальність досягається за рахунок паралельної обробки результатів багатократного використання звичайних генетичних алгоритмів.

Як наслідок, виникає можливість досліджувати архітектуру ШНМ, щодо здатності самоналаштуватися під кожну конкретну ситуацію існування популяцій. Такий підхід дозволяє припустити, що використання стандартної архітектури ШНМ не буде обмежувати клас вирішуваних задач.

Проведений аналіз існуючих методів навчання ШНМ показав недосконалість класичних методів та неможливість їх використання в універсальних СШІ. Універсальність таких систем обмежується типами даних та варіативністю прийняття рішень. Максимальне наближення до реалізації штучної інтелектуальної обробки інформації можлива за допомогою ГА, які дозволяють враховувати еволюційні зміни даних. А так як дані про об'єкти є різноманітними, то для універсалізації їх сприйняття було запропоновано використати комбінацію ГА різних типів для навчання ШНМ на різних рівнях архітектури, тобто виникла необхідність формування складно структурованої ШНМ. Такий підхід дозволив проводити паралелізацію обробки даних та навчання ШНМ, що зменшило кількість циклів створення популяцій, при цьому не зменшуючи їх кількості, а відповідно й прискорюючи час обробки даних.

Список використаних джерел

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / пер. с англ. – 2-е изд. – М. : ИД «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Mitchell M. An Introduction to Genetic Algorithms / M. Mitchell. — Cambridge: MIT Press, 1999 — 158 с. — ISBN 0-262-13316-4 (HB), 0-262-63185-7 (PB).
3. О. Суприган, Л. Ваховська, Комбінування генетичних алгоритмів в елементах штучної нейронної мережі, *OEIET*, vol 37, № 1, с. 5-10, Лис 2019.