

УДК 621.865.8

О.А. Соколова, студентка гр. ПБ-01мн
КПІ ім. Ігоря Сікорського

МЕТОД МОДЕЛЮВАННЯ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ РОБОТІВ-МАНІПУЛЯТОРІВ

Анотація. У статті розглянуто питання точності позиціонування роботів-маніпуляторів. Запропоновано метод моделювання похибки позиціонування роботів-маніпуляторів на основі штучних нейронних мереж та чисельних методів оптимізації з використанням рою частинок та генетичного алгоритму.

Ключові слова: робот-маніпулятор, точність позиціонування, штучні нейронні мережі, метод рою частинок.

ВСТУП

Сучасні роботи широко використовуються для виконання операцій свердління, фрезерування та шліфування плоских та криволінійних поверхонь, а також вимірювання параметрів і контролювання якості деталі. Тому питання високої точності позиціонування та орієнтації робота-маніпулятора має велике значення та може бути реалізовано лише шляхом компенсації похибки або калібрування.

Метою дослідження є розроблення методу компенсації похибки позиціонування промислового робота на основі штучних нейронних мереж, оптимізованого за допомогою алгоритму оптимізації рою частинок (GPSO – genetic particle swarm optimization).

ОСНОВНА ЧАСТИНА

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є обчислювальними моделями, які можуть встановлювати нелінійний зв'язок між вхідними та вихідними даними. Завдяки перевазі швидкої збіжності, універсальної апроксимації та не потрапляння в локально оптимальне рішення, штучні нейронні мережі обрано для прогнозування похибок робота шляхом моделювання. Кількість прихованих шарів ШНМ має значний вплив на продуктивність і точність прогнозування. Взагалі, щоб забезпечити досить високу здатність ШНМ до узагальнення та уникнути явища «перенавчання», слід вибрати максимально компактну структуру мережі. В даний час досі не існує ефективної теорії, яка б керувала вибором оптимального значення кількості прихованих шарів і вузлів. Крім того, ініціалізація ваг і обмежень також важлива для продуктивності збіжності алгоритмів ШНМ. Методи випадкової ініціалізації, які зазвичай використовуються, можуть легко помістити діапазон пошуку параметрів мережі в неоптимальний інтервал, що призведе до повільного зближення мережі.

У цій роботі пропонується застосувати алгоритм GPSO для отримання оптимального значення кількості вузлів прихованого шару, кількості прихованих шарів, початкових ваг і порогових значень для ШНМ, щоб остаточно реалізувати прогнозування похибок позиціонування робота. Він використовує операції відбору та перехрещення в генетичному алгоритмі [1] для створення нової популяції з метою розширення простору пошуку рою частинок [2] та реалізації оновлення. Розташування та швидкість рою частинок можна отримати як

$$X_{\text{доч1}} = (1 - p)X_{\text{бат1}} + pX_{\text{бат2}} \quad (1)$$

$$X_{\text{доч2}} = pX_{\text{бат1}} + (1 - p)X_{\text{бат2}} \quad (2)$$

$$V_{\text{доч1}} = \frac{|V_{\text{бат1}}|}{|V_{\text{бат1}} + V_{\text{бат2}}|} (V_{\text{бат1}} + V_{\text{бат2}}) \quad (3)$$

$$V_{\text{доч2}} = \frac{|V_{\text{бат2}}|}{|V_{\text{бат1}} + V_{\text{бат2}}|} (V_{\text{бат1}} + V_{\text{бат2}}) \quad (4)$$

де $X_{\text{дочt}}$ та $X_{\text{батt}}$ ($t = 1, 2$) – розташування дочірніх та батьківських частинок відповідно; $V_{\text{дочt}}$ та $V_{\text{батt}}$ ($t = 1, 2$) – швидкості дочірньої та батьківської частинок відповідно; p – ймовірність перехресного переходу; t – кількість дочірніх чи батьківських частинок.

В даній роботі позиції частинок використовуються для представлення кількості прихованих шарів і вузлів, початкових ваг і порогових значень для ШНМ. Середньоквадратична похибка (MSE) між фактичним виходом і бажаним результатом ШНМ визначається як

$$f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (y_{ij} - y'_{ij})^2, \quad (5)$$

де N – загальна кількість зразків; m – вихідний розмір мережі; y_{ij} , y'_{ij} – фактичний вихід і бажаний вихід j -го нейрона вихідного шару i -ї вибірки відповідно.

Ідея об'єднати ці два методи раніше була описана в роботі [3], проте використовувалася для електромагнітної інженерії.

Процес навчання моделі ШНМ на основі алгоритму GPSO, що представлено на рисунку 1, реалізується в такій послідовності:

- нормалізація даних та розділення їх на навчальні та тестові вибірки відповідно до певної пропорції (наприклад, 80% даних навчальні, а 20% – тестові);

- визначення кількості прихованих шарів і обмежень, ініціалізація структури мережі;

- отримання оптимальних параметрів ШНМ за допомогою алгоритму GPSO за поточної структури мережі;

- навчання ШНМ, із використанням алгоритму зворотного розповсюдження і перевірка структури мережі. Результати прогнозу.

- перевірка умови циклу алгоритму. Якщо умови виконуються, то цикл завершується і зберігається структура мережі та відповідні результати прогнозування; інакше – повернення до етапу визначення . кількості прихованих шарів і обмежень.

Отримана ШНМ, тобто модель прогнозування похибки позиціонування робота пропонується використовувати для компенсації похибок в його цільових точках.

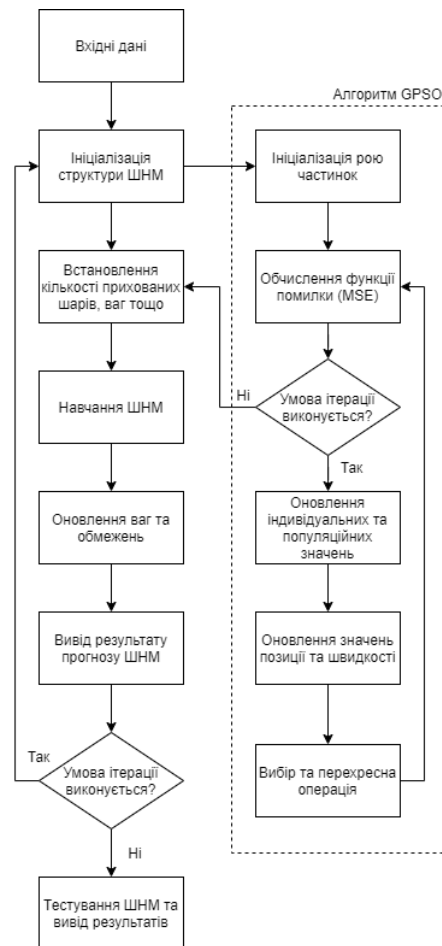


Рис. 1. Блок-схема навчання моделі ШНМ з алгоритмом GPSO.

ВИСНОВКИ

Запропоновано метод підвищення точності позиціонування роботів-маніпуляторів шляхом моделювання похибки основі штучних нейронних мереж та чисельних методів оптимізації. Для моделювання похибки позиціонування роботів-маніпуляторів доцільно використовувати штучну нейронну мережу з використанням методу рою частинок та генетичного алгоритму.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1]Калініна І.В., Лісовиченко І.О., Використання генетичних алгоритмів в задачах оптимізації. *Міжвідомчий науково-технічний збірник «Адаптивні системи автоматичного управління»*, № 1(26), 2015. – С. 48-61,
- [2]A Gentle Introduction to Particle Swarm Optimization. Режим доступу URL: <https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-particle-swarm-optimization/>
- [3]Yahya Rahmat-Samii, Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) in Engineering Electromagnetics / Yahya Rahmat-Samii // 17th International Conference on Applied Electromagnetics and Communications, 1–3 October 2003. Dubrovnik, Croatia.

Наук. керівник – к.т.н., доц. Вислоух С.П.