УДК 004.8.032.26:510.644

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ЗАДАЧАХ НЕЛІНІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Хмелівський Ю.С. [1]; Іванчук Я.В., д.т.н., проф. [2]
[1,2] Вінницький національний технічний університет
Україна, Вінниця
[1]yuriikhmelivskyi@gmail.com; [2]ivanchuck@vntu.edu.ua

Анотація. *Розглянуто вплив методів оптимізації параметрів функцій належності на точність і стабільність нечітких нейронних мереж. Порівняно гібридний алгоритм навчання, генетичний алгоритм і метод рою частинок на задачах прогнозування часового ряду Маккея-Гласса та регресії Auto MPG. Встановлено залежність ефективності алгоритмів від характеру даних і типу функцій належності. Визначено доцільні конфігурації для гладких нелінійних процесів і багатовимірних регресійних задач.*

Ключові слова: *нечітка нейронна мережа; ANFIS; функція належності; генетичний алгоритм; метод рою частинок; оптимізація.*

Вступ. Нечіткі нейронні мережі поєднують здатність нейронних мереж до навчання на прикладах та можливість подання знань у формі нечітких правил. Однією з поширених архітектур такого типу є адаптивна нейро-нечітка система виведення ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). Якість її роботи істотно залежить від параметрів функцій належності, які визначають перетворення вхідних даних у ступені належності до нечітких термів. Невдалий вибір форми або параметрів цих функцій може погіршити апроксимацію, ускладнити навчання та знизити стійкість моделі [1]. Застосування еволюційних та популяційних алгоритмів для глобального пошуку параметрів ФН дозволяє мінімізувати ці ризики. Тому актуально дослідити вплив типу функції належності та методу її оптимізації на точність та обчислювальну ефективність нечітких нейронних мереж.

Мета дослідження. Метою роботи є порівняння методів налаштування параметрів функцій належності нечітких нейронних мереж та визначення їх ефективності для задач із різним характером даних.

Основна частина. У дослідженні розглянуто класичну мережу ANFIS першого порядку типу Сугено та модифіковану п’ятишарову структуру FNN. Для опису вхідних змінних використано чотири типи функцій належності: гаусову, дзвоноподібну, трикутну та трапецієвидну. Перші дві є гладкими, тоді як трикутна й трапецієвидна мають кусково-лінійний характер. Вибір функції належності впливає не лише на форму апроксимації, а й на властивості цільової функції, яку оптимізує алгоритм навчання.

Порівнювалися три підходи до оптимізації. Гібридний алгоритм поєднує метод найменших квадратів (LSE) для налаштування параметрів висновків нечітких правил із методом зворотного поширення помилки для коригування параметрів функцій належності [2]. Генетичний алгоритм (ГА) здійснює глобальний пошук параметрів функцій належності за допомогою операцій селекції, схрещування та мутації; параметри висновків додатково налаштовуються оптимізатором Adam. Метод рою частинок (PSO) також виконує популяційний пошук параметрів функцій належності, використовуючи індивідуальний і глобальний найкращі знайдені розв’язки, а параметри висновків донавчаються за допомогою

Adam. Застосування метаевристичних підходів для налаштування ANFIS розглядається як перспективний напрям підвищення якості моделі [3, 4, 5].

Експериментальне оцінювання проведено на двох задачах. Перша задача полягає у прогнозуванні хаотичного часового ряду Маккея-Гласса, який дає змогу перевірити здатність моделі відтворювати складні нелінійні залежності. Друга задача – регресійне прогнозування витрати палива автомобілів за набором характеристик із набору даних Auto MPG репозиторію UCI [6]. Для всіх конфігурацій застосовано однакову архітектуру та однакові навчальні й тестові вибірки (80 % і 20 % відповідно). Порівняння виконувалося за середньоквадратичним коренем похибки RMSE, коефіцієнтом детермінації R^2, часом навчання та стандартним відхиленням результатів. Обчислювальний бюджет кожного алгоритму обмежено 240 оцінками цільової функції.

Для часового ряду Маккея-Гласса найкращі результати отримано з гладкими функціями належності та гібридним навчанням. Зокрема, дзвоноподібна функція забезпечила RMSE = 0,00262 і R^2 = 0,9999, а гаусова – RMSE = 0,00774 і R^2 = 0,9969. Це свідчить про високу здатність таких конфігурацій апроксимувати гладкі нелінійні залежності. Натомість для трикутної та трапецієвидної функцій у поєднанні з гібридним методом отримано значно гірші результати, що пов’язано зі складнощами градієнтної оптимізації в точках недиференційовності.

На наборі Auto MPG характер результатів виявився іншим. Класичний гібридний метод продемонстрував низьку якість для гладких функцій належності: для гаусової функції RMSE становив 2,86238, а для дзвоноподібної – 2,16861; значення R^2 були від’ємними. Натомість метаевристичні методи забезпечили кращі результати. Найменшу похибку серед наведених конфігурацій отримано для дзвоноподібної функції з генетичним алгоритмом: RMSE = 0,57978 та R^2 = 0,4351. Близький результат показав PSO: RMSE = 0,58474 та R^2 = 0,4250. Отже, глобальний пошук параметрів може бути корисним у багатовимірних регресійних задачах, де стандартне гібридне навчання може потрапляти в локальні мінімуми [7].

Висновки. Експериментальні результати підтверджують, що ефективність оптимізації нечіткої нейронної мережі визначається спільним вибором типу функції належності, алгоритму навчання та характеру даних. Для гладких нелінійних процесів доцільним є використання гаусових або дзвоноподібних функцій разом із гібридним алгоритмом LSE-Backpropagation. Для багатовимірних регресійних задач, подібних до Auto MPG, кращі результати в дослідженій конфігурації забезпечили генетичний алгоритм і метод рою частинок у поєднанні з Adam. Отримані результати обґрунтовують доцільність адаптивного вибору методу оптимізації відповідно до властивостей даних.

Використання інструментів штучного інтелекту.

Під час підготовки тез використано ChatGPT (OpenAI) для мовного опрацювання та структурування тексту. Науковий зміст, експериментальні дані й висновки сформовано на основі результатів дослідження авторів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Adnan, M. R. H., Sarkheyli, A., Zain, A. M., & Haron, H. (2015). Fuzzy logic for modeling machining process: A review. *Artificial Intelligence Review,* 43(3), 345–379. https://doi.org/10.1007/s10462-012-9381-8

[2] Стародуб, О. В., & Олійник, В. В. (2018). Гібридний алгоритм навчання ANFIS-подібних нейромереж у задачах управління. *Адаптивні системи автоматичного керування,* (2)(33), 45–54. https://doi.org/10.20535/1560-8956.30.2017.117715

[3] Іванчук, Я. В., & Борисюк, О. О. (2025). Синтез еволюційних механізмів в розробці адаптивного алгоритму оптимізації. *Проблеми програмування*, (3), 53–65. https://doi.org/10.15407/pp2025.03.053
[4] Іванчук, Я. В., & Борисюк, О. О. (2026). Метаевристичний метод еволюційної оптимізації з використанням імунних підходів. *Вісник Вінницького політехнічного інституту,* (1)(184), 143–151. https://doi.org/10.31649/1997-9266-2026-184-1-143-151
[5] Ross, T. J. (2016). *Fuzzy logic with engineering applications* (4th ed.). Wiley.
[6] UCI Machine Learning Repository. (2023). Auto MPG [Data set]. University of California, Irvine. https://archive.ics.uci.edu/dataset/9/auto+mpg
[7] Іванчук, Я. В., & Хмелівський, Ю. С. (2026). Підвищення точності нечітких нейронних мереж шляхом оптимізації функцій належності. *Вісник Вінницького політехнічного інституту,* (4)(187), 141–149. https://doi.org/10.31649/1997-9266-2026-187-4-141-149

Khmelivskyi Yu. S., Ivanchuk Ya. V.

INVESTIGATION OF METHODS FOR OPTIMIZING THE PARAMETERS OF FUZZY NEURAL NETWORKS IN NONLINEAR MODELING TASKS

Abstract. *The influence of membership-function parameter optimization methods on the accuracy and stability of fuzzy neural networks is considered. Hybrid learning, a genetic algorithm, and particle swarm optimization are compared using the Mackey-Glass time-series forecasting task and the Auto MPG regression dataset. The effectiveness of the algorithms is shown to depend on data characteristics and membership-function type. Suitable configurations are identified for smooth nonlinear processes and multidimensional regression tasks.*

Keywords: *fuzzy neural network; ANFIS; membership function; genetic algorithm; particle swarm optimization; optimization.*