

УДК 004.7

COLLABORATION OF FUZZY LOGIC AND NEURAL NETWORKS

КОЛОБОРАЦІЯ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ І НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Marchuk D.K. / Марчук Д.К.*senior lecturer / старший викладач*

ORCID: 0000-0001-8675-8047

Kravchenko S.M. / Кравченко С.М.*senior lecturer / старший викладач*

ORCID: 0000-0002-5895-9615

Levkivskiy V. L. / Левківський В. Л.*senior lecturer / старший викладач*

ORCID: 0000-0002-1643-0895

Marchuk G.V. / Марчук Г.В.*senior lecturer / старший викладач*

ORCID: 0000-0003-2954-1057

*Zhytomyr Polytechnic State University, Zhytomyr, Ukraine**Державний університет «Житомирська політехніка», Житомир, Україна*

Анотація. В роботі розглядається колоборація нечіткої логіки і нейронних мереж. За результатами дослідження визначено основні типи нейрон-нечітких мереж. Розглянуто гібридну модель - ANFIS, її структурні елементи та математичну модель. Досліджено створення правил за моделлю Sugeno. Для задачі розпізнавання вільного місця для паркування транспортного засобу було сформовано набір правил. Для оцінки моделі були визначені метрики продуктивності.

Ключові слова: нейро-нечітка мережа, модель, ANFIS, фазифікація, дефазифікація, правило

Abstract. The work considers the collaboration of fuzzy logic and neural networks. Based on the results of the study, the main types of neuro-fuzzy networks are identified. The hybrid model - ANFIS, its structural elements and mathematical model are considered. The creation of rules based on the Sugeno model is investigated. A set of rules was formed for the task of recognising a free parking space for a vehicle. Performance metrics have been defined to evaluate the model..

Key words: neuro-fuzzy network, model, ANFIS, fuzzification, defuzzification, rule

Вступ. Нейронні мережі – це алгоритми, математичні моделі і методи машинного навчання, які імітують структуру та функціонування біологічних нейронних мереж. Нечітка логіка – це спосіб логічного мислення, який дозволяє робити наближені висновки. І нейронні мережі, і системи, побудовані на основі нечіткої логіки, мають деякі спільні риси. Вони можуть бути використані для вирішення проблеми, наприклад, розпізнавання образів або регресії. Поєднання цих двох технологій може бути використано для створення більш надійних і гнучких комп'ютеризованих систем.

Основний текст. У своїй найпростішій формі нечітка нейронна мережа (fuzzy-neural networks, FNN) - це елементарна нейронна мережа з нечіткою інтерпретацією результатів, побудованою на основі багат шарової архітектури з використанням конструкцій «І» та «АБО» або трирівнева мережа прямого зв'язку з нечітким вхідним рівнем (фазифікація), прихованим шаром, що містить нечіткі правила, і нечітким вихідним рівнем (дефазифікація).

За класифікацією D.Nauck та інших [1, 2] можна розрізнити три різні типи нечітких нейронних мереж: кооперативні, паралельні, гібридні. У випадку паралельних систем - нейронна мережа і нечітка системи працюють одночасно. У випадку кооперативних систем - нейронна мережа і нечітка система працюють незалежно одна від одної.

Гібридні нейро-нечіткі системи зазвичай нагадують нейронні мережі. В даному випадку нечітка система трактується як особливий вид нейронної мережі. Перевагою гібридної системи є її архітектура, яка являє собою одне ціле. Ці системи можуть навчатися онлайн або офлайн [3].

Моделлю, що представляє гібридну топологію є адаптивна нейро-нечітка система логічного висновку – ANFIS, яка може навчатися і приймати рішення, і водночас ефективно обробляти неточні або неповні дані, що є характерним для нечіткої логіки. Тому ANFIS підходить для сценаріїв, де дані постійно змінюються або не завжди точні. Дана нейро-нечітка система може аналізувати дані та робити прогнози на основі нечітких даних. Алгоритм навчання регулює ваги зв'язків між нейронами в мережі, що дозволяє системі вчитися та адаптуватися до нових даних. ANFIS ґрунтується на моделі Takagi-Sugeno-Kang (TSK), також відомій як нечітка модель Sugeno [4]. У системі Sugeno є два нечітких правила IF/THEN, які представлені наступним чином:

$$\begin{aligned} 1: & \text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1, \text{ then } F_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1 \\ 2: & \text{If } x_1 \text{ is } B_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2, \text{ then } F_2 = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2 \end{aligned} \quad (1)$$

де $\{p, q, r\}$ - набір параметрів, які називаються параметрами висновку.

Завдяки стандартній конструкції, модель ANFIS може бути навчена без участі експерта. На рисунку 1 представлена нейро-нечітка мережа з двома входами. Шари позначені цифрами від 1 до 5. Елементи, позначені П (мультиплікатори), перемножують всі вхідні сигнали, елементи, позначені N (Суматори) - підсумовують їх. Призначення шарів наступне: перший шар - терми вхідних змінних; другий шар - антецеденти нечітких правил; третій шар - нормалізація ступенів виконання правил; четвертий шар - укладення правил; п'ятий шар - агрегування результату, отриманого за різними правилами.

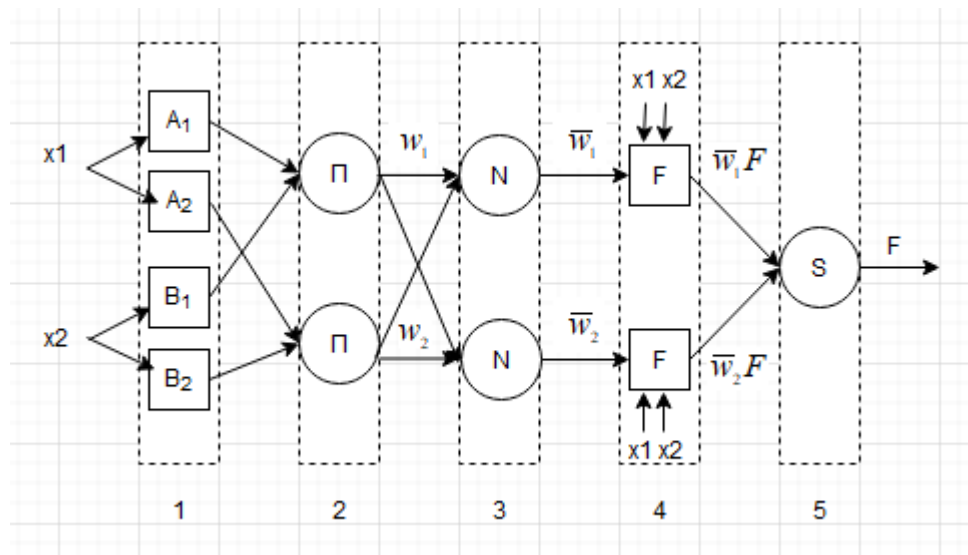


Рисунок 1 - Базова модель адаптивної нейро-нечіткої системи логічного висновку

На першому шарі оцінюється ступінь належності вхідних даних до відповідних нечітких правил. Функціональна залежність між вхідними і вихідними даними визначається за формулою:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a}\right)^{2N}}, \quad (2)$$

де x є вхідні дані для вузла i ; а $\{a, c, N\}$ є адаптованими змінними, які будуть модифікуватися в процесі навчання.

На другому шарі кожен вузол це окремо нечітке правило. Вузли цього шару з'єднані з вузлами першого шару, що визначають антеcedенти відповідного правила. Кожен вузол другого шару може отримувати від 1 до n вхідних сигналів. Виходом вузла є ступінь виконання правила, представлена вагою цього правила.

Вихід другого шару визначається як добуток всіх сигналів, які подаються на нього. Вихід кожного вузла є ступенем істинності i правила:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

Кожен вузол у третьому шарі є вузлом, який обчислює відношення ступеня істинності i правила та суми ступенів істинності всіх правил:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

Кожен вузол четвертого шару з'єднаний з одним вузлом третього шару і зі всіма входами мережі. Вузол четвертого шару розраховує внесок одного нечіткого правила:

$$O_i^4 = \bar{w}_i F_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i), \quad (5)$$

де \bar{w} - вихідне значення третього шару, $\{p, q, r\}$ - набір параметрів, які називаються параметрами висновку.

На п'ятому рівні отримуємо загальний результат роботи моделі ANFIS.

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i F_i = \frac{\sum_i w_i F_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

Існує декілька способів вдосконалення ANFIS. Перший, це використати більш складну нейро-нечітку мережу з багаторівневою системою висновку, що може покращити точність та інтерпретацію результатів. Другий, це оптимізувати мережу за допомогою інших методів ШІ. Для підвищення точності потрібно постійно оновлювати систему новими правилами.

Для оцінки продуктивності роботи моделі використовується декілька метрик, а саме коефіцієнт детермінації (R^2), середньоквадратична помилка (The Root Mean Squared Error, RMSE) і середня абсолютна помилка (The Mean Absolute Error, MAE) [5].

Ефективність моделей вважається високою, коли значення R^2 наближене до 1, а RMSE і MAE до 0. Критерії оцінки ефективності R^2 , RMSE і MAE можна розрахувати за наступними формулами:

$$MAE = \frac{\sum_i^n |y_i - x_i|}{n}, \quad (7)$$

де y_i - прогнозоване значення, x_i - фактичне значення, n - загальна кількість даних.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \hat{y}_i)^2}{n}}, \quad (8)$$

де x_i - фактичне значення, \hat{y}_i - розрахункове значення, n - кількість фактичних даних.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^n (y_i - x_i)^2}{\sum_i^n (x_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (9)$$

де y_i - змодульоване значення з використанням ANFIS, \bar{y}_i - середнє значення x_i - фактичне значення.

Для виведення результату в нечітких системах використовуються нечіткі правила. Одними з правил виводу є modus ponens і modus tollens. Modus ponens

(метод, що підтверджує) - коректна, проста форма аргументації. Modus tollens (метод, що забезпечує) - це формальна назва для доведення від супротивного.

У чіткій логіці припущення можуть бути лише істинним або хибним. У нечіткій припущення можуть бути певною мірою істинним, не повністю істинним або повністю хибним [5]. Істина представлена як дійсне число від 0 до 1, де 0 - хибність, 1 - істина.

Злиття штучних нейронних мереж і систем нечіткого логічного висновку викликають зростаючий інтерес дослідників у різних наукових та інженерних сферах через зростаючу потребу в адаптивних інтелектуальних системах для вирішення проблем реального світу. - це обчислювальна структура, заснована на концепції теорії нечітких множин, нечітких правил «якщо-тоді» та нечіткого міркування [6].

В роботі [7] досліджено принципову структуру інтелектуальної системи та алгоритми поєднання систем комп'ютерного зору та нечіткої логіки. Введено оптимальний критерій на основі навчальної множини, необхідний для налаштування значень нечіткої системи. Наведено реальні дані, які можуть погіршити якість зображення та зменшити ефективність розпізнавання, а також реакцію запропонованої інтелектуальної системи.

Деякі правила для задачі розпізнавання вільного місця для паркування транспортного засобу, яка була розглянута у роботі [8] наведена нижче:

Якщо <паркувальне місце займає кілька машин > То <місце сильно зайняте> F1

Якщо <транспортний засіб займає більше 50 % паркувального місця > То <місце сильно зайняте > F2

Якщо <транспортний засіб займає більше 75 % паркувального місця> То <місце зайняте > F3

Якщо <транспортний засіб займає менше 50 % паркувального місця> То <місце слабко зайняте > F4

Якщо <на паркувальному місці немає транспортних засобів > То <місце вільно > F5

Висновки. Була розглянута класифікація нечітких нейронних мереж. За результатами класифікації можна виокремити три типи моделей: кооперативні, паралельні, гібридні. Більш детально була розглянута гібридна модель - ANFIS, яка є базовою адаптивною нейро-нечіткою мережею логічного висновку. Були розглянуті метрики, які використовуються для оцінки продуктивності роботи нейро-нечітких моделей. Були розглянуті правила сформовані для задачі розпізнавання вільного місця для паркування транспортного засобу.

Література:

1. Nauck, D. and Kruse, R. (1997). Function Approximation by NEFPROX, in Proc. Second European Workshop on Fuzzy Decision
2. D. Nauck and R. Kruse, "A neuro-fuzzy approach to obtain interpretable fuzzy systems for function approximation," *1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98CH36228)*, Anchorage, AK, USA, 1998, pp. 1106-1111 vol.2, doi: 10.1109/FUZZY.1998.686273.
3. Kruse R. Fuzzy neural network. *Scholarpedia*. 2008 Nov 5;3(11):6043. doi:10.4249/scholarpedia.6043.
4. Sugeno, M., Tanaka, K.: Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system. *Fuzzy Sets Syst.* 42(3), 315–334 (1991)
5. Hodson TO. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not. *Geoscientific Model Development*. 2022 Jul 19;15(14):5481-7.
6. Abraham A. Neuro fuzzy systems: State-of-the-art modeling techniques. In *Connectionist Models of Neurons, Learning Processes, and Artificial Intelligence: 6th International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN 2001 Granada, Spain, June 13–15, 2001 Proceedings, Part 16*. pp. 269-276.
7. Roadway gate automatic control system with the use of fuzzy inference and computer vision technologies / O. S. Amosov et al. *2017 12th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, Siem Reap, 18–20 June 2017. 2017. URL: <https://doi.org/10.1109/iciea.2017.8282932> (date of access: 01.11.2023).
8. Available parking places recognition system / V. Levkivskyi et al. *CEUR Workshop Proceedings 4th Workshop for Young Scientists in Computer Science & Software Engineering : Virtual Event, Kryvyi Rih, 18 December 2021*. 2022. P. 123–134.

Стаття відправлена: 14.12.2023 р.