

РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТРАНСПОРТНОЇ СИСТЕМИ

Н.Л. Костьян

к.т.н., доцент, доцент кафедри автомобілів та технології їх експлуатації,
Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, Україна,
ORCID ID: 0000-0002-1599-4007

Анотація

Вступ. Надійні та ефективні транспортні системи забезпечують цільовий рівень якості життя. Критеріями оптимізації транспортної системи виступають індикатори роботи її елементів. Під час проектування модулів інтелектуальних транспортних систем доцільно закласти математичні моделі, які можна адаптувати під мінливі умови функціонування зазначених систем. Аналіз останніх досліджень показав, що для оцінювання ефективності роботи транспортної системи доцільно застосовувати нейронні технології та системи нечіткого виведення. **Мета.** Дана стаття уточнює розроблені за результатами попередніх досліджень математичні моделі для оцінювання енергоефективності заданих конфігурацій транспортної системи шляхом застосування нейро-нечітких технологій. **Результати.** За результатами спостереження за рухом транспорту в заданих умовах сформовано три масиви статистичних даних: навчальна, тестова та контрольна вибірки для введення в систему ANFIS середовища Matlab. Ураховуючи кількість вхідних параметрів, генерування нейронної мережі виконано за методом субтрактивної кластеризації у *neuroFuzzyDesigner GUI*. Навчання мережі проведено за двома методами: методом зворотного поширення помилки та гібридним методом. Гібридний метод виявився більш продуктивним. Середньоквадратична помилка RMSE на навчальній вибірці становить $2,1153 \times 10^{-8}$. Розроблена нейронна мережа дала змогу дослідити сумарний вплив параметрів ТС на енергоефективність ТС досліджуваних категорій та транспортних технологій. За результатами дослідження можна стверджувати, що параметри ТС більшою мірою чутливі до зміни своїх значень для пасажирського транспорту, ніж для вантажного. **Висновки.** Було досягнуто більш високої точності нелінійної моделі для оцінювання енергоефективності ТС порівняно з попередніми дослідженнями. Точність моделі суттєво зросла за рахунок поєднання систем нечіткого виведення з нейромережевими технологіями. Дану модель доцільно використовувати в підсистемі оцінювання ефективності роботи функціональних елементів локальних ТС у складі ІТС на регіональному та державному рівнях.

Ключові слова: індикатори ефективності, транспортна система, модель, нечітка нейронна мережа, ANFIS.

IMPLEMENTATION OF A NEURO-FUZZY MODEL FOR EVALUATING THE EFFICIENCY OF THE TRANSPORT SYSTEM

N.L. Kostian

Ph.D in Technical Science, Associate Professor, Associate Professor at the Department
of Automobiles and Technologies of their Operating,
Cherkasy State Technological University, Cherkasy, Ukraine,
ORCID ID: 0000-0002-1599-4007

Summary

Introduction. Reliable and efficient transport systems provide a target level of quality of life. The indicators of the operation of its elements are the criteria for the optimization of the transport system. When designing modules of intelligent transport systems, it is advisable to lay down mathematical models that can be adapted to the changing operating conditions of the specified systems. The analysis of recent studies has shown that it is appropriate to use neural technologies and fuzzy inference systems to evaluate the efficiency of the transport system. **Purpose.** This article clarifies the mathematical models developed based on the results of previous studies for evaluating the energy efficiency of given configurations of the transport system by applying neuro-fuzzy technologies. **Results.** Based on the results of traffic monitoring under the specified conditions, 3 arrays of statistical data were formed: training, test, and control samples for input into the ANFIS system of the Matlab environment. Taking into account the number of input parameters, the generation of a neural network is performed using the method of subtractive clustering in the neuroFuzzyDesigner GUI. The network was trained using two methods: the error backpropagation method and the hybrid method. The hybrid method turned out to be more productive. The RMSE root mean square error on the training sample is 2.1153×10^{-8} . The developed neural network made it possible to investigate the total influence of vehicle parameters on the energy efficiency of vehicles of the studied categories and transport technologies. According to the research results, it can be stated that the parameters of the vehicle are more sensitive to changes in their values for passenger transport than for cargo. **Conclusions.** A higher accuracy of the nonlinear model for evaluating the energy efficiency of vehicles was achieved compared to previous studies. The accuracy of the model has significantly increased due to the combination of fuzzy inference systems with neural network technologies. It is advisable to use this model in the subsystem for evaluating the performance of the functional elements of local transport systems as part of the ITS at the regional and state levels.

Key words: efficiency indicators, transport system, model, fuzzy neural network, ANFIS.

Вступ. Удосконалення транспортних систем (ТС) сприяє економічному розвитку окремих міст та регіонів, підвищуючи продуктивність транспорту та пом'якшуючи його вплив на навколишнє середовище. Надійні та ефективні транспортні системи забезпечують цільовий рівень якості життя, скорочуючи час у дорозі, мінімізуючи стрес, пов'язаний із заторами, і покращуючи загальну мобільність населення та доступність основних центрів тяжіння. Критеріями оптимізації транспортної системи виступають індикатори роботи її елементів [1].

Проте покращення одного цільового показника (індикатора) може зменшити рівень інших. Так, міська інтелектуальна транспортна система (ІТС) може, з одного боку, сприяти поліпшенню руху транспортного потоку та індикаторів його ефективності, а з іншого – існує ризик індукованого попиту, коли збільшення пропускної спроможності та зручності транспортної мережі призводить до збільшення сумарної відстані, що проходять транспортні засоби, і, зрештою, до збільшення загального обсягу викидів, якщо не запроваджувати політику, спрямовану на заохочення екологічних видів транспорту. Таким чином, прийняття рішень щодо налаштування параметрів функціональних елементів системи призводить до протиріччя між частковими цілями її оптимізації. Для усунення даного протиріччя під час проектування модулів ІТС доцільно закладати математичні моделі транспортної системи, які б забезпечували одночасне досягнення визначених цілей. Налаштування параметрів ТС на раціональні режими роботи відбувається в інформаційному середовищі з використанням інтелектуальних технологій.

Постановка проблеми. Дана робота є продовженням досліджень, які описано в [1; 2]. У зазначених роботах доведено ефективність використання класичних нейронних мереж [1] та апарату нечіткого виведення [2] в модулях ІТС. Проте в процесі моделювання нечітких систем ідентифікація параметрів функцій належності на основі статистичних даних може бути ускладненою або неможливою. У цьому разі замість довільного вибору параметрів, пов'язаних із вибраним типом функцій належності, на основі досвіду експертів зазначені параметри можна адаптувати до наявного масиву вхідних даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Критеріями ефективності ТС можуть виступати індикатори енергоефективності, екологічного впливу та безпеки руху [1]. У роботах [1; 2] визначено 10 незалежних суттєвих ознак функціональних елементів ТС типу «Транспортний засіб (ТЗ) – Транспортний потік – Дорога – Середовище руху», які впливають на індикатор енергоефективності ТЗ. Метод визначення індикатору описано та обґрунтовано авторами [3]. У [1] реалізовано алгоритм навчання нейронної мережі з учителем та досягнуто точність моделювання 98,7%. Із метою оцінювання ефективності заданої конфігурації (стану) ТС за критерієм енерговитрати ТЗ у [2] реалізовано системи нечіткого логічного виведення типу Мамдані та Сугено. Точність оцінювання та прогнозування енерговитрат ТЗ становить 98,1% та 98,8% для системи Сугено та системи Мамдані відповідно. При цьому було використано трапецієвидні функції належності кожного параметру системи до відповідних термів їх областей визначення.

Авторами [4] доведено ефективність поетапного застосування декількох нейронних мереж у моделі інтелектуального водія (IDM) для оперативної адаптації стилю водіння під зовнішні умови, що забезпечує зниження споживання енергії та підвищення рівня безпеки руху. Перша нейронна мережа (Actor network) визначає прискорення ТЗ на основі актуального транспортного потоку. Інша (Critic network) – використовує отримане значення прискорення як вхідні дані для оцінки значення поточного стану в межах транспортної системи. Таким чином, визначення вхідних параметрів транспортної системи, що є суб'єктивними оцінками експертів, наприклад складність погодних умов, може бути реалізоване через додаткові системи виведення або нейронні мережі. Тобто утворюється двошарова

система оцінювання вихідного параметру, за якої допоміжні мережі становлять перший шар. Виходи цих мереж подаються на входи інтегральної мережі для визначення та прогнозування вибраного індикатора транспортної системи.

У роботі [5] наведено етапи побудови нейро-нечіткої моделі оцінювання коефіцієнту зчеплення. Структура зазначених етапів є уніфікованою для розв'язання задач ідентифікації моделей систем з урахуванням композиційної невизначеності статистичних даних, не пов'язана з конкретною предметною сферою та може бути реалізована для розроблення моделей оцінювання конфігурацій транспортної системи за вибраними критеріями її ефективності. Автором використано Гаусівські функції належності в структурі, побудованої в середовищі Matlab ANFIS-моделі. Точність моделі – 99,8%. Проте автор не враховує параметри транспортного потоку, у складі якого рухається ТЗ. Структура адаптивної нечіткої нейронної мережі ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) описана в роботі [6]. У [7] застосовано мережу ANFIS для визначення оптимального маршруту залізничного транспорту. У процесі даного дослідження автори виконали порівняльний аналіз похибок моделювання за різних типів функцій належності параметрів мережі. Виявлено, що найменша похибка на навчальній вибірці була отримана на основі гібридного методу, що поєднує метод зворотного поширення помилки та метод найменших квадратів із використанням симетричних Гаусівських функцій належності.

Під час застосування ANFIS генерування вихідної системи нечіткого виведення в переважній кількості досліджень здійснюється за алгоритмом решітчастого розбиття [8; 9] за невеликої кількості вхідних параметрів або через субтрактивну кластеризацію [10].

Формулювання мети дослідження. Метою даної роботи є підвищення точності оцінювання енергоефективності заданих конфігурацій транспортної системи заданої структури шляхом застосування нейро-нечітких технологій.

Виклад основного матеріалу дослідження. На основі результатів дослідження [2] будемо розглядати ТС, стан якої описується набором із десяти параметрів, що відповідає морфологічним ознакам її функціональних елементів. Зазначені параметри є суттєвими для оцінювання індикаторів ефективності ТС. Діапазон значень кожного параметру та варіанти його реалізації наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Незалежні параметри транспортної системи

| Параметр | Назва | Діапазон значень | Варіанти реалізації |
|----------|----------------------------|------------------|-------------------------------|
| x_1 | Категорія ТЗ | [1, 6] | M1 |
| | | | M2 |
| | | | M3 |
| | | | N1 |
| | | | N2 |
| | | | N3 |
| x_2 | Тип енергетичної установки | [1, 4] | бензинова |
| | | | дизельна |
| | | | газова |
| | | | гібридна, електрична, воднева |

Продовження таблиці 1

| | | | |
|-------------------|---|--------------|---------------------------------------|
| x_3 | Вік ТЗ | [1, 5] | до 5 років |
| | | | 5–10 років |
| | | | 10–15 років |
| | | | 15–20 років |
| | | | більше 20 років |
| x_4 | Ступінь використання вантажоємності/пасажиромісткості | [0, 1] | низький, 0–0,4 |
| | | | середній, 0,41–0,5 |
| | | | високий, 0,51–0,7 |
| | | | дуже високий, 0,71–1 |
| x_5 | Рівень складності транспортного потоку | [0, 1] | низький, 0–0,2 |
| | | | середній, 0,21–0,4 |
| | | | високий, 0,41–0,7 |
| | | | дуже високий, 0,71–1 |
| x_6 | Ступінь дорожнього опору, $f+i$ | [0,07, 0,15] | низький, 0,007–0,049 |
| | | | середній, 0,05–0,099 |
| | | | високий, 0,1–0,15 |
| x_7 | Ступінь кривизни проїжджої частини | [1, 3] | низький |
| | | | середній |
| | | | високий |
| x_8 | Рівень моторизації | [1, 3] | низький, до 200 авто/1000 мешканців |
| x_8 x_9 | Рівень моторизації Часовий інтервал | [1, 3] | середній, 200–300 авто/1000 мешканців |
| | | [1, 5] | високий, від 300 авто/1000 мешканців |
| | | | «пік» |
| x_9 x_{10} | Часовий інтервал Ступінь складності погодних умов | [1, 5] | зростання інтенсивності руху |
| | | [0, 1] | стала інтенсивність руху |
| | | | спадання інтенсивності руху |
| | | | нічні години |
| | | | низький, 0–0,19 |
| x_{10} | Ступінь складності погодних умов | [0, 1] | середній, 0,2–0,39 |
| | | | високий, 0,4–0,69 |
| | | | дуже високий, 0,7–1 |

Було досліджено 25 конфігурацій ТС, що відповідає умовам руху транспорту ділянками вулично-дорожніх мереж восьми міст України: Київ, Львів, Одеса, Черкаси, Канів, Бориспіль, Сміла (Черкаська обл.), Золотоноша (Черкаська обл.). Під конфігурацією будемо розуміти вектор фіксованих значень усіх параметрів ТС. Як вихідний параметр вибрано індикатор енергоефективності ТЗ $In_{e.e}$ в умовах досліджуваних конфігурацій. Для розрахунку зазначеного індикатора доречно вибрати один із методів, що розглянуто в роботі [3]. У даному дослідженні прийнято метод коригуючих коефіцієнтів [3, формула (1)]. За даним способом розрахунку індикатора його область визначення знаходиться у вузькому діапазоні значень [0,5, 0,8]. Приведення даного діапазону до інтервалу [0, 1] не покращило точності подальшого оцінювання енергоефективності ТЗ, тому для побудови моделі було

використано початкові значення $In_{e.e}$. Числові значення вхідних та вихідного параметрів системи були уточнені та розподілені на три набори: навчальна, тестова та контрольна вибірки у співвідношенні 70%, 15% та 15% відповідно. Спочатку до навчальної вибірки увійшли конфігурації з найбільшими значеннями вибіркової дисперсії. Проте побудована в результаті такого відбору база правил логічного виведення не покривала всі терми параметрів системи. Тому було виконано перерозподіл конфігурацій за вибірками для усунення виявленого недоліка. Остаточний розподіл конфігурацій представлено в табл. 2.

Таблиця 2

Вихідний масив даних

| № конфігурації | Вхідні параметри ТС | | | | | | | | | | $In_{e.e}$ |
|--------------------|---------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|------------|
| | x_1 | x_2 | x_3 | x_4 | x_5 | x_6 | x_7 | x_8 | x_9 | x_{10} | |
| навчальна вибірка | | | | | | | | | | | |
| 2 | 1 | 3 | 5 | 0,49 | 0,03 | 0,068 | 2 | 2 | 2 | 0,2 | 0,690 |
| 3 | 5 | 2 | 2 | 0,64 | 0,24 | 0,023 | 1 | 2 | 3 | 0,01 | 0,667 |
| 6 | 3 | 4 | 2 | 0,8 | 0,04 | 0,015 | 1 | 3 | 5 | 0,2 | 0,518 |
| 7 | 1 | 3 | 5 | 0,3 | 0,06 | 0,017 | 1 | 3 | 4 | 0,2 | 0,704 |
| 8 | 1 | 1 | 1 | 0,36 | 0,35 | 0,065 | 1 | 1 | 3 | 0,1 | 0,787 |
| 9 | 1 | 1 | 3 | 0,13 | 0,01 | 0,02 | 2 | 2 | 1 | 0,7 | 0,758 |
| 11 | 6 | 2 | 3 | 0,71 | 0,22 | 0,023 | 1 | 2 | 4 | 0,5 | 0,505 |
| 12 | 4 | 2 | 4 | 0,69 | 0,31 | 0,018 | 1 | 1 | 5 | 0,01 | 0,680 |
| 13 | 4 | 2 | 2 | 0,86 | 0,25 | 0,03 | 1 | 1 | 5 | 0,4 | 0,629 |
| 15 | 5 | 2 | 4 | 0,91 | 0,33 | 0,077 | 1 | 1 | 3 | 0,2 | 0,552 |
| 16 | 1 | 3 | 5 | 0,2 | 0,21 | 0,077 | 1 | 1 | 2 | 0,2 | 0,741 |
| 17 | 1 | 2 | 5 | 0,15 | 0,49 | 0,049 | 1 | 2 | 5 | 0,01 | 0,690 |
| 19 | 4 | 3 | 5 | 0,37 | 0,038 | 0,049 | 1 | 2 | 1 | 0,1 | 0,769 |
| 21 | 3 | 2 | 3 | 0,82 | 0,76 | 0,025 | 1 | 2 | 4 | 0,1 | 0,515 |
| 23 | 1 | 1 | 1 | 0,31 | 0,015 | 0,037 | 1 | 3 | 5 | 0,2 | 0,714 |
| 24 | 4 | 2 | 2 | 0,65 | 0,19 | 0,13 | 3 | 2 | 3 | 0,7 | 0,581 |
| 25 | 2 | 2 | 2 | 0,53 | 0,05 | 0,08 | 3 | 2 | 4 | 0,3 | 0,599 |
| тестова вибірка | | | | | | | | | | | |
| 4 | 3 | 2 | 4 | 0,72 | 0,24 | 0,023 | 1 | 2 | 3 | 0,01 | 0,538 |
| 5 | 1 | 1 | 4 | 0,57 | 0,52 | 0,023 | 1 | 2 | 4 | 0,5 | 0,690 |
| 10 | 2 | 2 | 3 | 0,77 | 0,06 | 0,02 | 2 | 2 | 3 | 0,2 | 0,565 |
| 20 | 4 | 2 | 4 | 0,73 | 0,58 | 0,025 | 1 | 2 | 3 | 0,2 | 0,610 |
| контрольна вибірка | | | | | | | | | | | |
| 1 | 1 | 1 | 3 | 0,75 | 0,03 | 0,09 | 2 | 2 | 2 | 0,4 | 0,694 |
| 14 | 3 | 2 | 5 | 0,5 | 0,17 | 0,03 | 1 | 1 | 2 | 0,4 | 0,667 |
| 18 | 1 | 1 | 3 | 0,42 | 0,21 | 0,049 | 1 | 2 | 2 | 0,01 | 0,758 |
| 22 | 1 | 1 | 3 | 0,27 | 0,01 | 0,029 | 3 | 2 | 3 | 0,01 | 0,704 |

Для подальшого оцінювання та прогнозування ефективності ТЗ у складі ТС побудовано нечітку нейронну мережу засобами ANFIS-редактора пакету Fuzzy Logic Toolbox обчислювального середовища Matlab. Розподіл значень індикатора $In_{e.e}$ для кожної з трьох вибірок представлено на рис. 1.

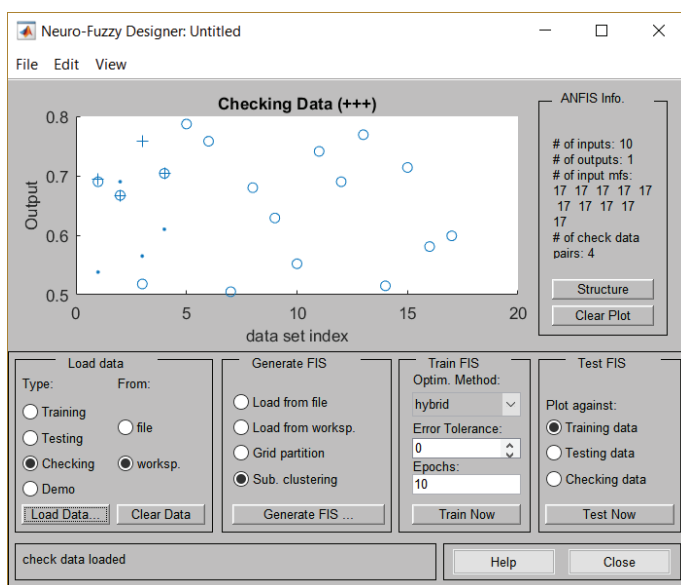


Рис. 1. Діапазон значень індикатора енергоефективності в редакторі ANFIS

В області візуалізації на рис. 1 використано такі маркери: блакитна точка (·) – тестова вибірка; блакитне коло (°) – навчальна вибірка; блакитний плюс (+) – контрольна вибірка. По осі абсцис відкладається порядковий номер набору даних в середині кожної вибірки, а по осі ординат – значення результуючого параметра ($In_{e.e}$) для даного рядка вибірки.

Ураховуючи кількість вхідних параметрів, що подаються на вхід (0-й шар) нейронної мережі, та результати аналізу останніх джерел і публікацій генерування мережі виконано за методом субстрактивної кластеризації у neuroFuzzyDesigner GUI в Matlab (рис. 2).

У наступному шарі мережі (рис. 2) виконується фазифікація, термам вхідних параметрів відповідають симетричні Гаусівські функції належності. У нейронах 2-го шару rule обчислюються добутки вхідних сигналів – функцій належності. Кількість термів індикатора енергоефективності дорівнює кількості правил (3-й шар). Далі виконуються агрегація та дефазифікація результату.

На рис. 3 наведено систему нечіткого виведення типу Сугено, що утворена із 17 правил відповідно до потужності навчальної вибірки.

Модельне значення індикатора енергоефективності на рис. 3 відповідає конфігурації ТС № 4, що увійшла до тестового набору даних.

Навчання мережі проведено за двома методами (табл. 3): методом зворотного поширення помилки та гібридним методом, що поєднує попередній метод із методом найменших квадратів.

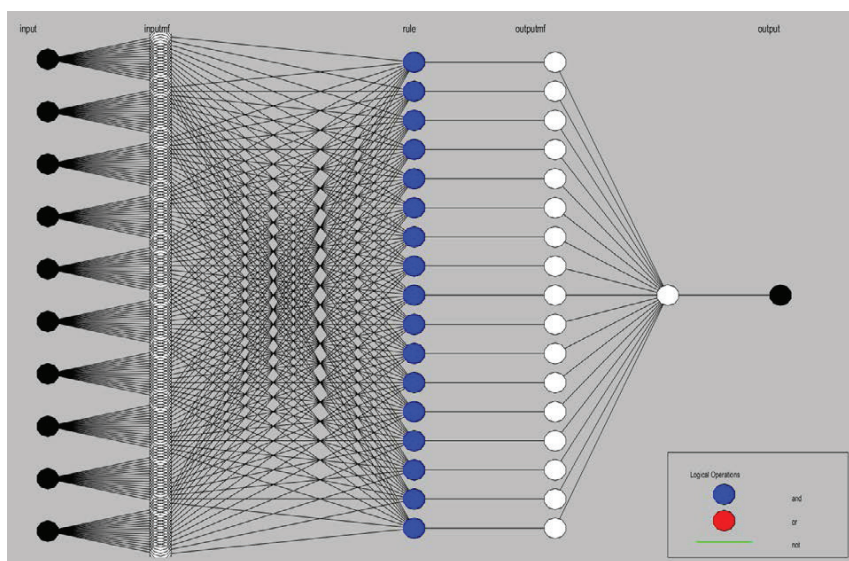


Рис. 2. Структура згенерованої адаптивної нейронної мережі ANFIS

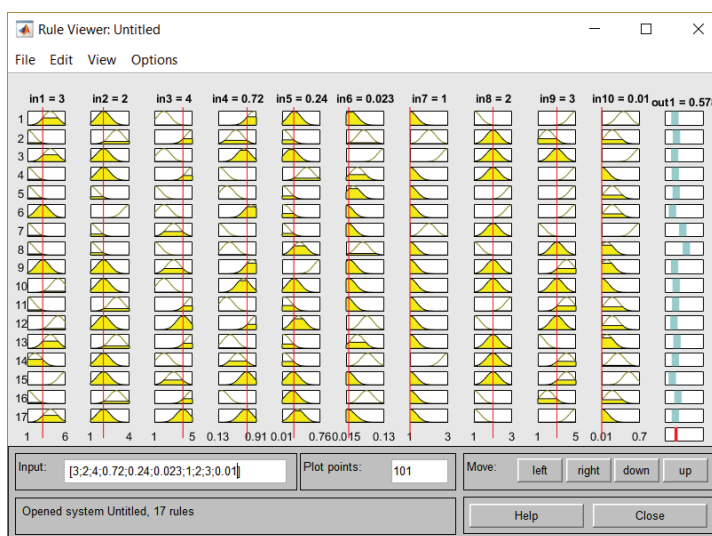


Рис. 3. База правил розробленої нейронної мережі

Таблиця 3

Точності моделі за різними методами навчання

| Метод навчання | Тип вибірки | Мінімальне значення RMSE |
|--------------------------------------|-------------|--------------------------|
| Методом зворотного поширення помилки | навчальна | 0,0141365 |
| | контрольна | 0,167083 |
| Гібридний метод | навчальна | $2,1153 \times 10^{-8}$ |
| | контрольна | 0,167083 |

Гібридний метод виявився більш продуктивним на навчальній вибірці. Результати навчання з використанням даного методу візуально представлено на рис. 4. При цьому процес навчання мережі було повністю завершено після двох епох.

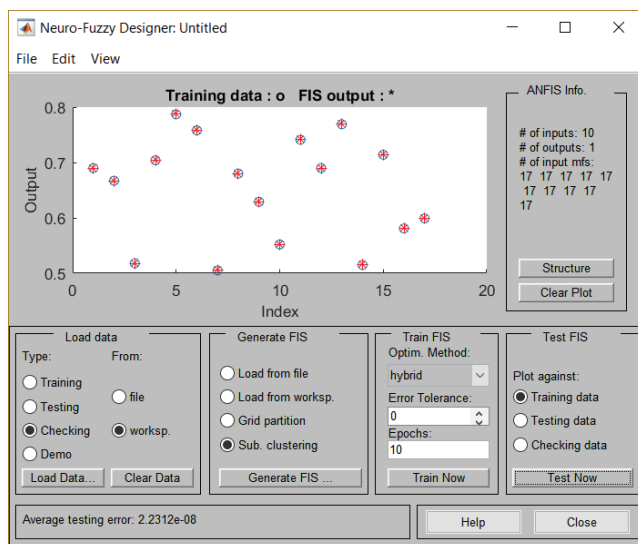


Рис. 4. Табличні (°) та модельні (*) значення індикатора енергоефективності ТЗ на навчальній вибірці

Рис. 5 репрезентує результати оцінювання індикатора $In_{e,e}$ порівняно з табличними значеннями початкового масиву даних для всіх досліджуваних конфігурацій ТС.

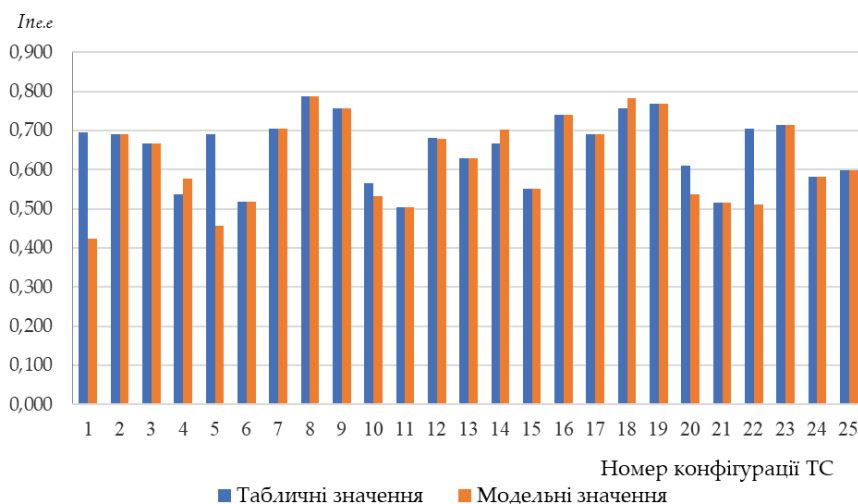


Рис. 5. Результати порівняння табличних та модельних значень індикатора енергоефективності ТЗ на початковій вибірці

Згідно з рис. 5 та табл. 2, найменша точність досягається під час оцінювання енергоефективності легкових бензинових автомобілів категорії М1 віком від 10 років та більше.

Розроблена нейронна мережа дала змогу дослідити сумарний вплив параметрів ТС на енергоефективність ТЗ заданих категорій та транспортних технологій. За результатами дослідження [2] можна стверджувати, що під час оцінювання енергоефективності найбільш вагомим із представлених параметрів функціонального елемента «ТЗ» є x_4 – ступінь використання вантажоемності/пасажиромісткості. Тому доцільно дослідити динаміку впливу комбінацій зазначеного параметра та інших параметрів різних функціональних елементів системи на рівень енергоефективності ТЗ. Рис. 6 та рис. 7 демонструють вплив x_4 та рівня складності транспортного потоку x_5 на індикатор $In_{e.e}$.

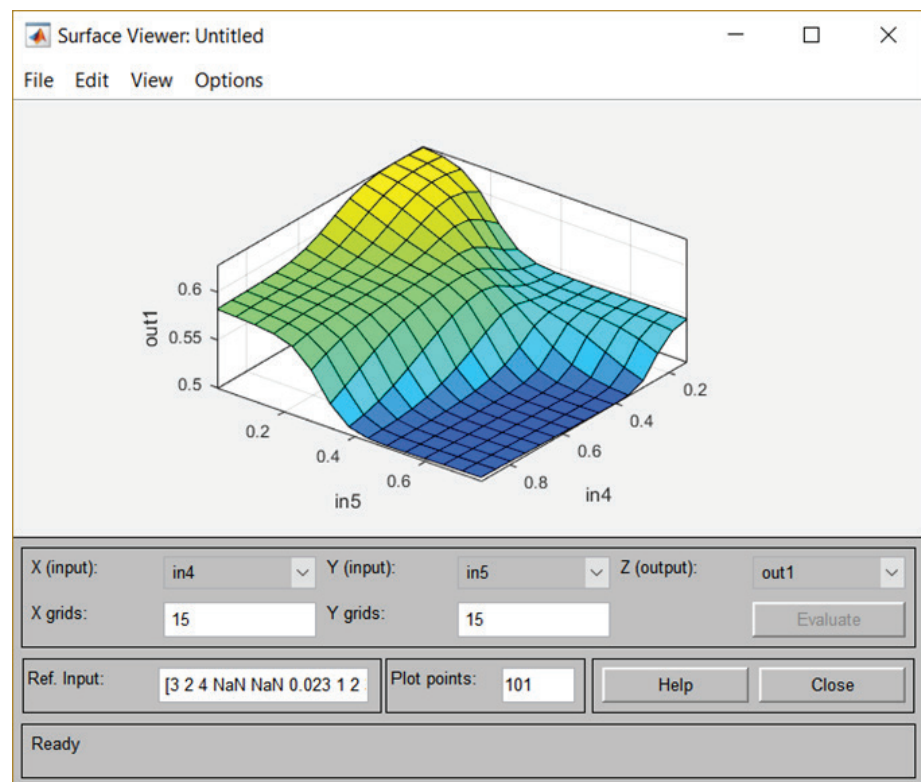


Рис. 6. Залежність $In_{e.e}(x_4, x_5)$ від ступеня використання пасажиромісткості (x_4) та рівня складності транспортного потоку (x_5) для автобусів

Із рис. 6 та 7 видно, що рівень складності транспортного потоку має більший вплив, ніж ступінь використання вантажоемності/ пасажиромісткості. Окрім того, обидва параметри більшою мірою чутливі до зміни своїх значень для пасажирського транспорту, ніж для вантажного. Аналогічна динаміка зміни результуючого параметра спостерігається для комбінацій інших параметрів функціональних елементів системи.

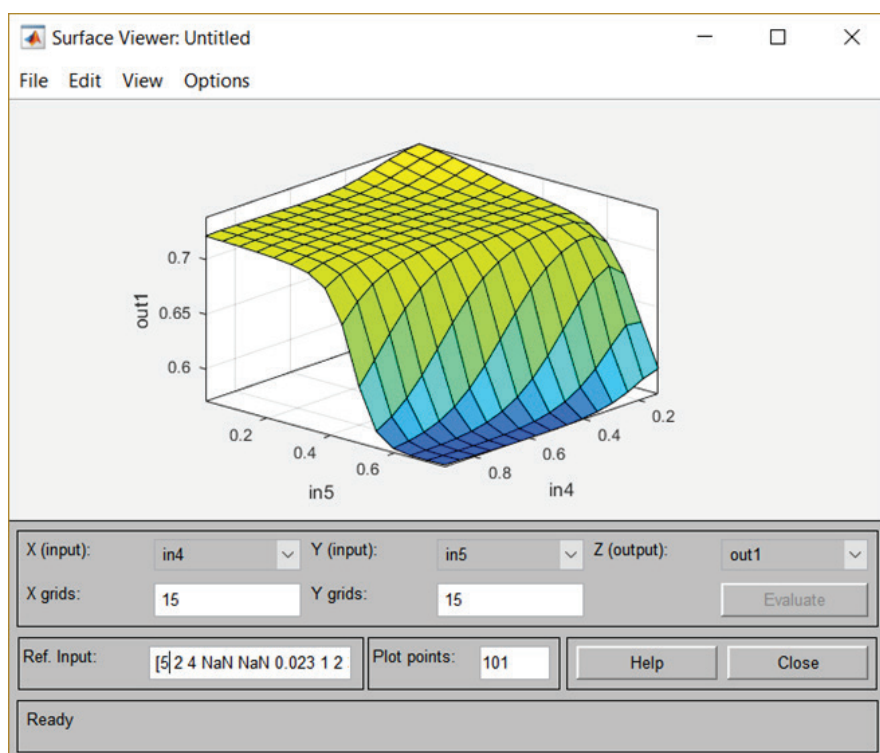


Рис. 7. Залежність $In_{e,e}(x_p, x_s)$ від ступеня використання вантажосємності (x_s) та рівня складності транспортного потоку (x_p) для вантажних автомобілів

Висновки. У процесі дослідження досягнуто більш високу точність нелінійної моделі для оцінювання енергоефективності ТЗ порівняно з попередніми дослідженнями. Точність моделі суттєво зросла за рахунок поєднання систем нечіткого виведення з нейронмережевими технологіями. Дану модель доцільно використовувати в підсистемі оцінювання ефективності роботи функціональних елементів локальних ТС у складі ІТС на регіональному та державному рівнях. Подальші дослідження будуть спрямовані на розширення масиву результуючих параметрів – індикаторів ефективності ТЗ під час розв’язання задач багатокритеріальної оптимізації функціонування ТС на заданому рівні.

ЛІТЕРАТУРА

1. Mateichyk V., Śmieszek M., Kostian N. Evaluation of transport system configuration by efficiency indicators. *Transport technologies*. 2022. 3(2). pp. 52–62. <http://doi.org/10.23939/tt2022.02.052>
2. Mateichyk V., Kostian N., Smieszek M., Mosciszewski J., Tarandushka L. Evaluating Vehicle Energy Efficiency in Urban Transport Systems Based on Fuzzy Logic Models. *Energies*. 2023. 16(2). 734. <http://doi.org/10.3390/en16020734>
3. Mateichyk V., Kostian N., Smieszek M., Gritsuk I., Verbovskiy V. Review of Methods for Evaluating the Energy Efficiency of Vehicles with

- Conventional and Alternative Power Plants. *Energies*. 2023. 16(17). 6331. <http://doi.org/10.3390/en16176331>
4. Zhou W., Wu N., Liu Q., Pan C., Chen L. Research on Ecological Driving Following Strategy Based on Deep Reinforcement Learning. *Sustainability*. 2023. 15. 13325. <https://doi.org/10.3390/su151813325>
 5. Кашканова А.А. Застосування нечіткої нейронної мережі для визначення інформативності факторів впливу на реалізацію зчійної здатності дороги і шини. *Вісник машинобудування та транспорту*. 2022. Вип. 15. № 1. С. 88–99. <https://doi.org/10.31649/2413-4503-2022-15-1-88-99>
 6. Снитюк В.Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми. Київ : Маклаут, 2008. 364 с.
 7. Пахомова В.М., Мандибуря Є.С. Визначення оптимального маршруту в інформаційній мережі залізничного транспорту з використанням нейро-нечітких моделей. *Наука та прогрес транспорту*. 2019. № 5(83). С. 81–98. <https://doi.org/10.15802/stp2019/184385>
 8. Zegai M.L., Bendjebbar M., Belhadri K., Lakhdari F. Adaptive Neuro-Fuzzy Speed Regulator Applied in Direct Torque Control for Induction Motor Drive Using Multilevel Inverter. *International Review of Automatic Control (IREACO)*. 2016. 9(4). 182–191. <https://doi.org/10.15866/ireaco.v9i4.9149>
 9. Пахомова В.М., Дмитрієв С.Ю. Розробка підсистеми оперативного прогнозування простоїв прибуваючих поїздів на основі ANFIS-системи. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2013. № 4. С. 46–55. http://nbuv.gov.ua/UJRN/Ikszt_2013_4_10
 10. Шевченко А.П. Моделі та методи прогнозування технічного стану засобів водного транспорту на основі м'яких обчислень : дис. ... доктора філософії : 271. Київ, 2020. 181 с.

REFERENCES

1. Mateichyk, V., Śmieszek, M., & Kostian, N. (2022). Evaluation of transport system configuration by efficiency indicators. *Transport technologies*, 3(2), 52–62. <http://doi.org/10.23939/tt2022.02.052>
2. Mateichyk, V., Kostian, N., Smieszek, M., Mosciszewski, J., & Tarandushka, L. (2023). Evaluating Vehicle Energy Efficiency in Urban Transport Systems Based on Fuzzy Logic Models. *Energies*, 16(2), 734. <http://doi.org/10.3390/en16020734>
3. Mateichyk, V., Kostian, N., Smieszek, M., Gritsuk, I., & Verbovskyi, V. (2023). Review of Methods for Evaluating the Energy Efficiency of Vehicles with Conventional and Alternative Power Plants. *Energies*, 16(17), 6331. <http://doi.org/10.3390/en16176331>
4. Zhou, W., Wu, N., Liu, Q., Pan, C., & Chen, L. (2023). Research on Ecological Driving Following Strategy Based on Deep Reinforcement Learning. *Sustainability*, 15, 13325. <https://doi.org/10.3390/su151813325>
5. Kashkanova, A. (2022). The use of a fuzzy neural network to determine the information content of factors affecting the implementation of the grip

- properties of a road with a tire [Zastosuvannia nechitkoi neuronnoi merezhi dlia vyznachennia informatyvnosti faktoriv vplyvu na realizatsiiu zchipnoi zdatnosti dorohy i shyny]. *Bulletin of Mechanical Engineering and Transport*, 1(15), 88–99. <https://doi.org/10.31649/2413-4503-2022-15-1-88-99>
6. Snytiuk, V.Y. (2008). *Prognostication. Models. Methods. Algorithms [Prohnozuvannia. Modeli. Metody. Alhorytmy]*. Maklout: Kyiv, Ukraine, p. 364.
 7. Pakhomova, V.M., & Mandybura, Y.S. (2019). Optimal route definition in the railway information network using neural-fuzzy models [Vyznachennia optymalnoho marshrutu v informatsiinii merezhi zaliznychnoho transportu z vykorystanniam neironechitkykh modelei]. *Science and Transport Progress*, 5(83), 81–98. <https://doi.org/10.15802/stp2019/184385>.
 8. Zegai, M.L., Bendjebbar, M., Belhadri, K., & Lakhdari, F. (2016). Adaptive Neuro-Fuzzy Speed Regulator Applied in Direct Torque Control for Induction Motor Drive Using Multilevel Inverter. *International Review of Automatic Control (IREACO)*, 9(4), 182–191. <https://doi.org/10.15866/ireaco.v9i4.9149>.
 9. Pakhomova, V.N., & Dmitriev, S.Y. (2013). The development of operational forecasting subsystem downtime trains arriving on ANFIS-based system [Rozrobka pidsystemy operatyvnoho prohnozuvannia prystoiv prybuvaiuchykh poizdiv na osnovi ANFIS-systemy]. *Informacijno-kerujuchi systemy na zaliznychnomu transporti*, 4, 46–55.
 10. Shevchenko A.P. *Models and methods for forecasting the technical state of soft-transport water transport [Modeli ta metody prohnozuvannia tekhnichnoho stanu zasobiv vodnoho transportu na osnovi miakyykh obchyslen]* : Thesis for a Doctor of Philosophy Degree : 271. Kyiv, 2020. 181 p.