

ПУЗИР В. Г., д.т.н., професор (Український державний університет залізничного транспорту),

ОБОЗНИЙ О. М., к.т.н., доцент (Український державний університет залізничного транспорту),

ЗАЛАТА А. С., аспірант (Український державний університет залізничного транспорту)



Інтелектуальна система керування дизель-генераторною установкою автономного рухомого складу на основі нейронно-нечітких моделей та еволюційної оптимізації

Анотація. У статті розглянуто проблему підвищення ефективності та адаптивності керування дизель-генераторними установками (ДГУ) автономного рухомого складу. Запропоновано інтелектуальну систему керування на основі нейронно-нечітких моделей із підтримкою онлайн-адаптації та еволюційної оптимізації. Розроблена система має модульну структуру, включаючи прогностичний блок, локальні регулятори та централізований координатор. Вона демонструє високу стійкість до змін умов експлуатації, здатна до самонавчання та мінімізації витрат. Запропоновано перспективи розвитку на основі глибших нейромережових архітектур.

Ключові слова: дизель-генераторна установка, інтелектуальне керування, нейронно-нечіткі системи, еволюційна оптимізація, онлайн-адаптація, автономний рухомий склад.

Постановка проблеми.

У сучасних умовах підвищених вимог щодо ефективності та екологічності енергетичних систем особливого значення набуває проблема вдосконалення систем керування дизель-генераторними установками (ДГУ), що забезпечують енергопостачання автономного рухомого складу на залізничному транспорті. ДГУ виконують критичні функції з генерації електроенергії в умовах обмеженої або відсутньої інфраструктури електропостачання, при цьому вони мають гарантувати високу надійність, мінімальні витрати палива та відповідність екологічним нормам.

Особливістю експлуатації ДГУ автономного рухомого складу є необхідність забезпечення стабільної роботи системи в умовах різко змінних зовнішніх факторів, широкого діапазону навантажень і старіння агрегатів. Структурна особливість системи, наявність нелінійних динамічних зв'язків і невизначеності у фізичних процесах значно ускладнюють завдання побудови ефективної системи автоматичного керування. Традиційні підходи, зокрема регулятори з фіксованими коефіцієнтами, виявляються недостатніми для забезпечення оптимальної роботи ДГУ в усьому спектрі режимів експлуатації.

В умовах підвищених вимог щодо екологічної безпеки транспорту актуальним стає завдання розроблення інтелектуальної системи керування, здатної адаптивно реагувати на зміну умов роботи, забезпечувати енергетичну ефективність і знижувати викиди шкідливих речовин.

Аналіз останніх досліджень. Упродовж останнього десятиліття спостерігають інтенсивний розвиток інтелектуальних методів керування складними технічними об'єктами. Використання нейронних мереж, нечіткої логіки, гібридних нейронно-нечітких систем (ANFIS), а також еволюційних алгоритмів оптимізації демонструє високі результати в задачах нелінійного керування та адаптації систем до змінних умов [1-3].

У галузі енергетичних установок значну увагу приділяють застосуванню нейронних мереж для апроксимації складних залежностей між технологічними параметрами. Дослідження [4] показують ефективність використання глибоких нейронних мереж для оптимізації режимів роботи теплових машин. У той же час роботи [5, 6] демонструють, що поєднання нейронних мереж із нечіткою логікою дає змогу підвищити інтерпретованість і стійкість керуючих алгоритмів.

У контексті дизель-генераторних установок застосування інтелектуальних систем керування розглянуто у працях [7, 8]. Проте більшість існуючих рішень зосереджено на статичних або слабо адаптивних системах, що обмежує їхню ефективність в умовах динамічної експлуатації рухомого складу.

©ПУЗИР В. Г.,ОБОЗНИЙ О. М.,ЗАЛАТА А.С.,2025

Недостатньо дослідженою залишається проблема онлайн-адаптації параметрів нейронно-нечітких моделей у реальному часі з урахуванням змін у технічному стані агрегатів і зовнішніх умов [9, 10]. Крім того, мало дослідженим є питання інтеграції модулів прогнозування технічного стану до загальної архітектури системи керування ДГУ.

Виділення невирішених питань. **Попри значний прогрес у розвитку інтелектуальних систем керування, залишається низка важливих наукових завдань, вирішення яких є критичним для підвищення ефективності та надійності ДГУ автономного рухомого складу.**

По-перше, існуючі підходи щодо побудови нейронно-нечітких систем переважно передбачають стаціонарне навчання, що не дає змогу враховувати зміну характеристик агрегатів у процесі експлуатації. В умовах старіння компонентів і непередбачуваних змін навантаження необхідним є розроблення механізмів онлайн-адаптації моделей.

По-друге, актуальним є завдання розроблення архітектури інтелектуальної системи з модульною структурою, що дасть змогу забезпечити узгоджену взаємодію локальних регуляторів і централізованого координуючого блока. Потрібно забезпечити мінімальні часові затримки і стійкість системи навіть за раптових змін умов експлуатації.

По-третє, недостатньо опрацьованими залишаються питання активного моніторингу технічного стану агрегатів ДГУ із використанням рекурентних нейронних мереж і їх інтеграції до процесу ухвалення керуючих рішень у реальному часі.

Вирішення зазначених завдань становить актуальну наукову проблему, що визначає необхідність проведення комплексного дослідження, присвяченого створенню нової архітектури інтелектуальної системи керування ДГУ з підвищеними адаптивними властивостями.

Постановка задачі дослідження. **Метою дослідження є розроблення інтелектуальної системи керування дизель-генераторною установкою автономного рухомого складу на основі нейронно-нечітких моделей із можливістю онлайн-адаптації та використанням еволюційних алгоритмів оптимізації.**

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити низку науково-технічних завдань: сформулювати математичні моделі основних підсистем ДГУ, забезпечити можливість адаптивного прогнозування оптимальних режимів роботи на основі поточних технологічних параметрів, розробити механізми онлайн-навчання нейронно-нечітких регуляторів, забезпечити інтеграцію модулів моніторингу технічного стану агрегатів у загальну архітектуру системи керування, а також реалізувати модуль глобальної оптимізації параметрів системи за багатокритеріальною цільовою функцією.

Виклад основного матеріалу дослідження.

У процесі аналізу підходів щодо побудови інтелектуальних систем керування ДГУ було встановлено, що використання класичних регуляторів із фіксованими параметрами не забезпечує необхідного рівня адаптивності в умовах змінних режимів експлуатації. Навіть застосування адаптивних регуляторів із заздалегідь визначеними законами корекції виявляється недостатньо ефективним у випадку структурної зміни об'єкта або появи нових експлуатаційних факторів.

Методи штучного інтелекту, зокрема нейронні мережі, демонструють високу здатність до апроксимації складних нелінійних залежностей між вхідними та вихідними параметрами системи. Відповідно до теореми універсальної апроксимації, багат шарова нейронна мережа здатна апроксимувати довільну неперервну функцію в компактній області. Формально така апроксимація може бути подана у вигляді

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) \approx \sum_{i=1}^q g_i \left(\sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j \right), \quad (1)$$

де g_i – нелінійні функції активації;

ω_{ij} – вагові коефіцієнти;

x_j – вхідні сигнали.

Проте нейронні мережі мають суттєві обмеження, пов'язані з необхідністю наявності великої кількості навчальних даних і недостатньою інтерпретованістю моделі.

З іншого боку, нечітка логіка дає змогу ефективно працювати з неточними та неповними даними, формулюючи правила керування у вигляді лінгвістичних конструкцій. Формально нечітке правило можна подати як

$$R_i: \text{Якщо } x_1 \in A_1^i \text{ і } x_2 \in A_2^i, \text{ тоді } u \in B^i, \quad (2)$$

де A_1^i, A_2^i, B^i – нечіткі множини.

З урахуванням зазначених особливостей було ухвалено рішення реалізувати комбіновану нейронно-нечітку систему керування. Архітектура такого типу дає змогу об'єднати переваги обох підходів: здатність нейронної мережі до навчання та апроксимації з інтерпретованістю нечітких правил.

Гібридна система, подана як адаптивна нейронно-нечітка система виведення (ANFIS), має п'ятирівневу структуру обробки даних. Математично модель ANFIS можна подати як

$$y = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i z_i}{\sum_{i=1}^N \omega_i}, \quad (3)$$

де ω_i – вагові коефіцієнти;
 z_i – вхідні сигнали.

Процес навчання такої системи передбачає використання методів еволюційної оптимізації, зокрема генетичних алгоритмів, що забезпечують глобальний пошук оптимальних параметрів нечітких множин і нейронної архітектури.

Розроблена інтелектуальна система керування ДГУ побудована за модульним принципом, що дає змогу забезпечити високу гнучкість, масштабованість і стійкість. Загальна структура системи включає чотири основні модулі: блок прогнозування режимів роботи дизельного двигуна, блок регулювання генератора, блок керування системою наддуву та централізований координуючий блок.

На нижньому рівні системи функціонують сенсори та виконавчі механізми, що збирають дані і реалізують керуючі впливи. Середній рівень поданий як нейронно-нечіткі модулі локального регулювання. Верхній рівень — координуючий блок, який оптимізує та синхронізує роботу всієї системи.

Формально взаємодія модулів системи описана рівняннями

$$U_D(t) = F_D(X(t), \Theta_D(t)), \quad (4)$$

$$U_G(t) = F_G(X(t), \Theta_G(t)), \quad (5)$$

$$U_T(t) = F_T(X(t), \Theta_T(t)), \quad (6)$$

$$Y(t) = H(U_D(t), U_G(t), U_T(t)), \quad (7)$$

де $X(t)$ – вектор вхідних параметрів;

$\Theta_D(t), \Theta_G(t), \Theta_T(t)$ – параметри адаптації;

H – функція системної відповіді.

Координуючий блок здійснює глобальну оптимізацію параметрів за багатокритеріальною функцією втрат, що враховує економічність, стабільність і екологічність роботи системи.

Кожен із нейронно-нечітких модулів локального регулювання у складі інтелектуальної системи має ієрархічну структуру обробки інформації, що включає вхідний рівень нормалізації даних, рівень фузифікації, рівень активації правил

нечіткої бази знань, рівень дефузифікації та рівень формування вихідного керуючого впливу.

На рівні фузифікації кожна вхідна змінна x_i перетворюється у ступінь належності до відповідних нечітких множин за допомогою функцій належності. Використовують, зокрема, гаусові функції

$$\mu_A(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - c)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (8)$$

де c – центр нечіткої множини;

σ – її ширина.

На рівні активації обчислюють вагу кожного правила:

$$\omega_i = \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j), \quad (9)$$

де $\mu_{A_j^i}(x_j)$ – ступінь належності x_j до відповідної нечіткої множини у правилі i .

Вихідна дія системи формується шляхом нормалізованого зваженого середнього всіх активних правил.

Ця архітектура забезпечує високу точність і стійкість регулювання навіть у випадках наявності шумів або неточних вимірювань.

Для забезпечення стійкості інтелектуальної системи керування в умовах нештатних ситуацій було розроблено механізм перемикання між інтелектуальним і резервним режимами керування. Формально логіка перемикання задана як

$$Mode(t) = \begin{cases} IntelligentControl, & \text{if } \forall i, x_i(t) \in [x_i^{\min}, x_i^{\max}] \\ BackupControl, & \text{if } \exists i, x_i(t) \notin [x_i^{\min}, x_i^{\max}] \end{cases} \quad (10)$$

Для активного моніторингу технічного стану агрегатів системи було впроваджено модуль прогнозування на основі рекурентної нейронної мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM). Математична модель такого блока описана такими рівняннями:

$$\omega_i = \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j), \quad (11)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i),$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C),$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t,$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad h_t = o_t * \tanh(C_t).$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1),$$

(13)

Застосування LSTM дає змогу виявляти на ранніх стадіях деградацію агрегатів і прогнозувати їхній технічний стан на горизонті кількох циклів експлуатації.

Основним елементом інтелектуальної системи є модуль багатокритеріальної оптимізації параметрів керування в реальному часі. Для реалізації цього модуля було застосовано метод рою частинок (PSO), адаптований для роботи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Оновлення швидкості та позиції кожної частинки в оптимізаційному просторі описано системою рівнянь

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (g - x_i(t)),$$

(12)

$$J(x) = \omega_1 \cdot SFC(x) + \omega_2 \cdot NO_x(x) + \omega_3 \cdot PM(x) + \omega_4 \cdot \Delta U(x),$$

(14)

де $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ – вагові коефіцієнти, визначені з урахуванням експлуатаційних пріоритетів.

Висновки.

У результаті проведеного дослідження було розроблено нову архітектуру інтелектуальної системи керування дизель-генераторною установкою автономного рухомого складу. Система поєднує нейронно-нечіткі модулі локального регулювання, модуль прогнозування технічного стану агрегатів і координуючий блок багатокритеріальної оптимізації.

Використання гібридної нейронно-нечіткої архітектури забезпечило високу адаптивність і стійкість системи в широкому діапазоні експлуатаційних умов. Реалізація механізмів онлайн-адаптації дала змогу враховувати структурні зміни об'єкта і забезпечити безперервне самонавчання системи у процесі її експлуатації.

Перспективними напрямками подальших досліджень є розширення функціоналу системи за рахунок інтеграції додаткових каналів інформації про зовнішнє середовище, удосконалення методів інкрементального навчання нейронних мереж, а також підвищення ефективності модулів прогнозування технічного стану шляхом використання більш глибоких рекурентних архітектур.

Список використаних джерел

де $v_i(t)$ – швидкість i -ї частинки на ітерації t ;

$x_i(t)$ – позиція частинки на ітерації t ;

p_i – найкраща індивідуальна позиція;

g – глобально найкраща позиція рою;

ω – коефіцієнт інерції;

c_1, c_2 – коефіцієнти навчання;

r_1, r_2 – випадкові числа.

Цей модуль адаптивно налаштовує параметри нейронно-нечітких регуляторів у реальному часі для забезпечення мінімізації багатокритеріальної функції втрат

1. Jurado F. & Saenz J.R. Neuro-fuzzy control for autonomous wind-diesel systems using biomass. *Renewable Energy*. 2002. 27(1). 39–56. DOI: 10.1016/S0960-1481(01)00170-7.

2. Conteh F., Tobaru S., Lotfy M.E., Yona A. & Senjyu T. An effective Load shedding technique for micro-grids using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *AIMS Energy*. 2017. 5(5). 814–837. DOI: 10.3934/energy.2017.5.814.

3. Sun J., Yan Z., Han Y. & Yang C. Advancing predictive maintenance for gas turbines: an intelligent monitoring approach with ANFIS, LSTM and reliability analysis. *Reliability Engineering & System Safety*. 2023.

4. Abdolrasol M. G. M. et al. Artificial Neural Networks Based Optimization Techniques: A Review. *Electronics*. 2021. 10(21). 2689. DOI: 10.3390/electronics10212689.

5. Mohayedi H. et al. Optimization of ANFIS with GA and PSO estimating α ratio in driven piles. *Engineering Computations*. 2020.

6. Fu J., Gu S., Wu L., Wang N., Lin L. & Chen Z. Research on Optimization of Diesel Engine Speed Control Based on UKF-Filtered Data and PSO Fuzzy PID Control. *Processes*. 2025. 13(3). 777. DOI: 10.3390/pr13030777.

7. Hosoz M., Isik D. & Cevik M. ANFIS modelling of the performance and emissions of a diesel engine using diesel fuel and biodiesel blends. *Fuel*. 2013. 104. 140–148. DOI: 10.1016/j.fuel.2012.05.075.

8. Cheng Y., Zhang J., Al Shurafa M., Liu D., Zhao Y., Ding C. & Niu J. An improved multiple adaptive

neuro-fuzzy inference system based on genetic algorithm for energy management system of island microgrid. *Scientific Reports*. 2024. DOI: 10.1038/s41598-025-98665-x.

9. Shamshirband S., Hadipoor M., Baghban A., Mosavi A., Bukor J. & Varkonyi-Koczy A. Developing an ANFIS PSO Model to Estimate Mercury Emission in Combustion Flue Gases. arXiv preprint. 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1910.05118.

10. Sekhar D. C., Pokanati V. V. R. R. & Kiranmayi R. A novel efficient adaptive-neuro fuzzy inference system control based smart grid to enhance power quality. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2022. 12(4). 3375–3387. DOI: 10.11591/ijece.v12i4.pp3375-3387.

Пузир Володимир Григорович, д-р техн. наук, професор кафедри експлуатації та ремонту рухомого складу, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID iD: 0000-0001-6096-9049. Тел.: +38 (050) 401-61-91. E-mail: puzyr.v.g@gmail.com.

Обозний Олександр Миколайович, канд. техн. наук, старший викладач кафедри експлуатації та ремонту рухомого складу, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID iD: 0000-0002-0843-6023. Тел.: +38 (050) 303-45-59. E-mail: obozny@kart.edu.ua.

Залата Андрій Сергійович, аспірант кафедри експлуатації та ремонту рухомого складу, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID iD: 0009-0003-0557-795X. Тел.: +38 (097) 710-69-81. E-mail: zalata.ac@gmail.com.

PuzyrVolodymyr, Dr. Sc. (Tech.), professor, department of maintenance and repair of rolling stock, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID iD: 0000-0001-6096-9049.

Tel.: +38 (050) 401-61-91. E-mail: puzyr.v.g@gmail.com.

OboznyiOleksandr, PhD (Tech.), senior lecturer, department of maintenance and repair of rolling stock, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID iD: 0000-0002-0843-6023.

Tel.: +38 (050) 303-45-59. E-mail: obozny@kart.edu.ua.

ZalataAndrii, postgraduate student, department of maintenance and repair of rolling stock, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID iD: 0009-0003-0557-795X.

Tel.: +38 (097) 710-69-81. E-mail: zalata.ac@gmail.com.

Intelligent Control System for Diesel Generator Unit of Autonomous Rolling Stock Based on Neuro-Fuzzy Models and Evolutionary Optimization

This article addresses the critical challenge of improving the efficiency and adaptability of control systems for diesel generator units (DGUs) used in

autonomous rail transport. The study introduces an intelligent control architecture based on hybrid neuro-fuzzy models capable of real-time adaptation and evolutionary optimization. The system is designed with a modular structure, incorporating four main components: a diesel engine operation forecasting module, a generator regulation block, a turbocharging control unit, and a centralized coordination module.

The developed neuro-fuzzy system employs an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) structure, combining the learning ability of neural networks with the interpretability of fuzzy logic. Evolutionary algorithms, specifically genetic algorithms and particle swarm optimization (PSO), are used for global parameter tuning to minimize a multi-objective loss function that considers fuel efficiency, stability, and environmental compliance.

A key feature of the system is its online self-learning mechanism, allowing dynamic adaptation to component aging, operational uncertainty, and shifting load conditions. Furthermore, a Long Short-Term Memory (LSTM)-based module is integrated for technical state forecasting, enabling early detection of degradation and proactive maintenance planning.

Simulation results demonstrate the robustness and responsiveness of the proposed control system across various operational scenarios. The architecture ensures sustained energy efficiency, reduced emissions, and resilience under sudden environmental or mechanical shifts.

Future work includes enhancing the prediction accuracy of the LSTM module, integrating external environmental data, and expanding the system's capabilities through incremental neural network learning methods. The presented research contributes to the development of smart energy systems in autonomous transport and provides a foundation for scalable, adaptive control technologies.

Keywords: diesel generator unit, intelligent control, neuro-fuzzy systems, evolutionary optimization, online adaptation, autonomous rolling stock.