

Пшеничний О. Ю.

Національний університет «Запорізька політехніка»

РОЗВИТОК АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Стаття зосереджена на створенні системи, яка інтегрує глибокі штучні нейронні мережі (ШНМ) із жорсткою логікою для точної класифікації чотирьох станів роботи обладнання: нормального функціонування, перегріву, механічної несправності та електричної несправності. Розробка базується на синтетичному наборі даних, що відображає ключові параметри роботи електромеханічного обладнання, такі як температура, вібрація, струм і напруга, з метою забезпечення високої точності та надійності в автоматизованих системах керування для промислового застосування.

Мета статті. Метою дослідження є розробка та моделювання гібридної моделі для автоматизованого моніторингу й діагностики стану електромеханічних систем із використанням штучного інтелекту.

Наукова новизна. Пропонований підхід вирізняється інноваційним поєднанням адаптивних можливостей ШНМ із детермінованою точністю жорсткої логіки, що дозволяє подолати обмеження традиційних систем керування, які є недостатньо гнучкими, та чистих нейронних моделей, які можуть бути непередбачуваними в критичних ситуаціях. На відміну від аналогів, таких як моделі на основі SVM чи Random Forest, що менш ефективні для нелінійних залежностей, або чистих ШНМ, які не гарантують безпеки, гібридна модель орієнтована на специфіку електромеханіки та готова до інтеграції з реальними датчиками. Використання синтетичних даних із контрольованим шумом як етапу доказу концепції додає науковій цінності, забезпечуючи регульоване тестування перед практичним впровадженням.

Результати. Розроблена модель демонструє високу точність класифікації (до 99 %) на синтетичному наборі даних із 2000 зразків, що включають чотири класи станів із доданим шумом для імітації реальних умов. Глибока нейронна мережа з п'ятьма прихованими шарами (64-48-32-16-8 нейронів) у поєднанні з детермінованими правилами жорсткої логіки забезпечує стабільне розпізнавання станів навіть у прикордонних випадках. Застосування Dropout (0.3, 0.2) і нормалізації даних через StandardScaler сприяє узагальненню, а оптимізатор Adam і функція втрат categorical_crossentropy гарантують ефективне навчання протягом 30 епох. Результати підтверджуються графіками точності та втрат, що свідчать про низький рівень помилок (0.11–0.13).

Висновки. Гібридна модель є перспективною для автоматизованих систем керування в електромеханіці завдяки унікальному поєднанню гнучкості ШНМ і надійності жорсткої логіки. Синтетичні дані, що відображають фізичні характеристики обладнання, слугують контрольованим етапом розробки, наближаючи модель до практичного використання. Висока точність і стабільність результатів підкреслюють її потенціал для інтеграції в промислові системи реального часу за умов адаптації до реальних даних і апаратного забезпечення. Подальші дослідження можуть охопити аналіз часових рядів і тестування з реальними датчиками для повного переходу від теоретичної моделі до прикладного рішення.

Ключові слова: електромеханіка, автоматизація, штучні мережі, жорстка логіка, системи керування.

Постановка проблеми. Сучасні електромеханічні системи, такі як двигуни, насоси чи конвеєри, потребують ефективного моніторингу для запобігання збоям і забезпечення безперебійної роботи. До того ж традиційні системи керування спираються на жорстку логіку (наприклад, порогові правила), яка є надійною, але неадаптивною до складних умов експлуатації. З іншого боку, штучні нейронні мережі пропонують гнучкість і здатність до узагальнення, але можуть бути менш передбачуваними в критичних ситуаціях.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Ліао Х. (Liao X.), Ву Л. (Wu L.) досліджують проектування та інтеграцію автоматичних систем керування на основі штучного інтелекту, зосереджуючись на покращенні ефективності та надійності промислових процесів [1]. Вонг К. (Wang Q.) аналізує вплив штучного інтелекту на інструментальні системи автоматичного моніторингу та контролю, підкреслюючи покращення точності та швидкості обробки даних [2]. Фенг С. (Feng S.) досліджує автоматизації систем

керування за допомогою технологій штучного інтелекту, демонструючи підвищення гнучкості та адаптивності автоматизованих процесів [3]. Фарах С. (Farah S.) займається дослідженням оптимізації електричної автоматизації керування за допомогою штучного інтелекту, зосереджуючись на покращенні ефективності та надійності [4]. Кіао Л. (Qiyao L.) розглядає застосування штучного інтелекту в промислових системах автоматизації, підкреслюючи покращення процесів керування та моніторингу [5]. Антонюк В. (Antonyuk V.), Сидорова М. (Sydorova M.) сконцентровані на дослідженні інтеграції штучного інтелекту для автоматичного створення макросів, зосереджуючись на підвищенні продуктивності та зниженні помилок [6]. Вонг Х. (Wang H.), Хао Л. (Hao L.), Шарма А. (Sharma A.), Кукар А. (Kukkar A.) описують автоматичне керування обробкою даних комп'ютерних додатків на основі штучного інтелекту, підкреслюючи покращення ефективності та швидкості обробки [7]. Лістровий С. В., Мірошник М. А., Клименко Л. А. зосереджуються на практичному застосуванні з теорії автоматичного керування, штучного інтелекту та автоматизації процесу прийняття рішень [8]. Паламар М. І. зосереджується на практичних аспектах прецизійного управління за допомогою штучного інтелекту [9]. Стасенко Д. В., Островка Д. В., Теслюк В. М. описують розроблення автономної системи керування мобільною робототехнікою за допомогою моделей на основі штучних нейронних мереж, підкреслюючи покращення автономності та ефективності [10]. Враховуючи наявні публікації за останні 5 років наразі немає аналогів які б демонстрували роботу автоматизованих систем керування враховуючи стан їх навченості і натренованості за допомогою штучного інтелекту.

Постановка завдання. Метою статті є розробка та моделювання гібридної моделі для автоматизованого моніторингу та діагностики стану електромеханічних систем на основі штучного інтелекту.

Виклад основного матеріалу. Синтетичний набір даних генерується для імітації роботи електромеханічної системи. Він включає чотири класи. По-перше, нормальний стан який коливається в діапазоні температур 20–50 °С, вібрації 0–8 мм/с, струму 5–15 А, напруги 220–240 В. По-друге, стан перегріву що фіксується на температурі 60–80 °С, нормальній вібрації та напрузі, підвищеному струму (10–20 А). По-третє, стан механічної несправності що визначається температурами

40–60 °С, високою вібрацією (10–20 мм/с), струмом 15–25 А, зниженою напругою (200–230 В). По-четверте, електрична несправність яка фіксується температурами 30–55 °С, широким діапазоном струму (5–30 А через стрибки), низькою напругою (180–210 В). Дані включають шум (нормальний розподіл), що відображає реальні умови роботи обладнання.

Набір даних моделює типові фізичні величини електромеханічних систем, такі як температура, вібрація, струм і напруга, які вимірюються датчиками в автоматизованих системах, відображаючи реальні умови роботи двигунів чи приводів. Температура вважається нормальною до 50 °С, а перегрів виникає при показниках понад 60 °С. Підвищена вібрація (понад 10 мм/с) свідчить про механічні проблеми, тоді як стрибки струму (від 5 до 30 А) вказують на електричні несправності. Падіння напруги (нижче 210 В) слугує ознакою електричних збоїв. Додатково, шум додано для імітації похибок датчиків і природних коливань.

Синтетичні дані дозволяють контролювати розподіл класів і тестувати модель у регульованих умовах, що є типовим для початкових етапів розробки в електромеханіці. Синтетичний набір даних слугує контрольованою основою для розробки моделі, дозволяючи точно моделювати типові стани електромеханічних систем і тестувати її межі в регульованих умовах. Водночас грань між синтетикою та практичними реаліями полягає в спрощенні складних явищ, таких як поступове зношування чи систематичні похибки датчиків, що потребуватиме подальшої адаптації до реальних даних. Такий підхід є науково виправданим на етапі доказу концепції, забезпечуючи перехід від теорії до впровадження.

Для створення моделі використано штучні мережі а саме глибоку нейронну мережу (Sequential) із шарами 64-48-32-16-8 нейронів, Dropout (0.3 і 0.2) для узагальнення, і вихідним шаром із 4 нейронами (softmax) для багатокласової класифікації. Для жорсткої логіки застосовуються детерміновані правила (наприклад, $temp > 65 \rightarrow \text{Перегрів}$) які доповнюють ШНМ, забезпечуючи безпеку в критичних станах. Для навчання застосовано оптимізатор Adam, функцію втрат categorical_crossentropy, 30 епох.

Код використовує бібліотеки Python: numpy для генерації та обробки масивів даних, sklearn для підготовки даних, включаючи розділення на тренувальні та тестові набори та нормалізацію, tensorflow.keras для побудови глибоких нейронних мереж, і matplotlib для візуалізації результа-

тив. Numpy забезпечує швидку роботу з числовими операціями, тоді як `sklearn.model_selection.train_test_split` розділяє дані на тренувальні та тестові набори, а `sklearn.preprocessing.StandardScaler` нормалізує дані для підвищення якості навчання. `Tensorflow.keras`, провідна бібліотека для створення нейронних мереж, підтримує гнучкість і оптимізацію, наприклад, за допомогою Adam, тоді як `tensorflow.keras.utils.to_categorical` перетворює мітки в one-hot encoding для багатокласової класифікації. `Matplotlib.pyplot` дозволяє візуалізувати результати, такі як точність і втрати, що є ключовим для аналізу в наукових роботах. Ці бібліотеки є стандартом де-факто в машинному навчанні, забезпечуючи ефективність, надійність і відтворюваність результатів.

Компоненти схеми навчання і набору даних включають генерацію даних, попередню обробку, модель штучної нейронної мережі (ШНМ), жорстку логіку, навчання, оцінку та прогноз. Функція `generate_data` створює синтетичний набір із 2000 зразків, розподілених по 4 класах по 500 зразків кожен. Попередня обробка включає розділення даних на тренувальні та тестові набори за допомогою `train_test_split` і нормалізацію даних за допомогою `StandardScaler`. Модель ШНМ складається з глибокої мережі з 7 шарів: вхідного, 5 прихованих і вихідного. Жорстка логіка реалізована функцією `hard_logic_check` для застосування детермінованих правил. Навчання моделі проводиться протягом 30 епох з використанням оптимізатора Adam і функції втрат `categorical_crossentropy`. Оцінка моделі здійснюється за точністю на тестових даних. Прогноз виконується шляхом комбінації результатів ШНМ і жорсткої логіки для остаточної класифікації. А для візуалізації створюються графіки на яких проілюстровано точність та втрати, Рис. 1.

Як продемонстровано на Рис. 2 код на мові програмування Python моделює систему моніторингу стану електромеханічного обладнання з метою забезпечення автоматизованої діагностики з високою точністю та безпекою для систем керування, генерує синтетичні дані для 4 станів, тренує глибоку нейронну мережу для багатокласової класифікації, використовує жорстку логіку для корекції прогнозів, оцінює точність і візуалізує результати.

Результати Рис. 3 демонструють точність досягає 99 %, а втрати знижуються до 0.11–0.13, що свідчить про успішне навчання. Використання Dropout (0.3, 0.2) запобігає перенавчанню, а нормалізація даних через `StandardScaler` забезпечує стабільність. Глибина моделі (5 прихованих



Рис. 1. Схема навчання і набору даних

Джерело: авторська розробка

шарів) дозволяє складні взаємозв'язки між параметрами. Жорстка логіка додає детерміновану перевірку, підвищуючи надійність у критичних умовах.

Модель досягла точності 99 % на тестових даних, демонструючи здатність розрізняти стани з високою впевненістю. Жорстка логіка коректно уточнює прогнози ШНМ, особливо в прикордонних випадках. Висока точність моделі (99 %) та стабільність навчання обґрунтовані не лише глибиною архітектури чи нормалізацією даних, а й унікальним поєднанням адаптивності ШНМ із детермінованою надійністю жорсткої логіки. Порівняно з альтернативними підходами, такими як чисто нейронні моделі (CNN, LSTM) чи традиційні методи (SVM, Random Forest), гібридна система краще справляється з нелінійними залежностями та критичними прикордонними станами, де потрібна гарантія безпеки. Використання синтетичних даних на цьому етапі забезпечує контрольований експеримент, що є стандартною практикою для доказу концепції (proof of concept), дозволяючи моделювати реальні умови з додаванням шуму, але без неконтрольованих зовнішніх факторів.

Варто звернути увагу на суттєві відмінності запропонованого підходу від аналогів. По-перше, поєднання ШНМ із жорсткою логікою відрізняє

The image shows a VS Code editor window with a Python script named `main.py` open. The script is for generating data and training a model. The code includes imports for `numpy`, `sklearn`, `tensorflow`, and `matplotlib`. It defines a function `generate_data` that creates a dataset with 2000 samples, divided into 4 classes. The data is then used to train a model.

```
1 import numpy as np
2 from sklearn.model_selection import train_test_split
3 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
4 import tensorflow as tf
5 from tensorflow.keras import layers, models
6 from tensorflow.keras.utils import to_categorical
7 import matplotlib.pyplot as plt
8
9 # 1. Генерація даних (без змін)
10 def generate_data(n_samples=2000):
11     np.random.seed(42)
12     samples_per_class = n_samples // 4
13
14     normal_temp = np.random.uniform(20, 50, samples_per_class) + np.random.normal(0, 2, samples_per_class)
15     normal_vib = np.random.uniform(0, 8, samples_per_class) + np.random.normal(0, 0.5, samples_per_class)
16     normal_current = np.random.uniform(5, 15, samples_per_class) + np.random.normal(0, 0.5, samples_per_class)
```

The terminal output shows the training progress for three epochs. Each epoch takes 4ms and shows accuracy, loss, and validation accuracy. The results are as follows:

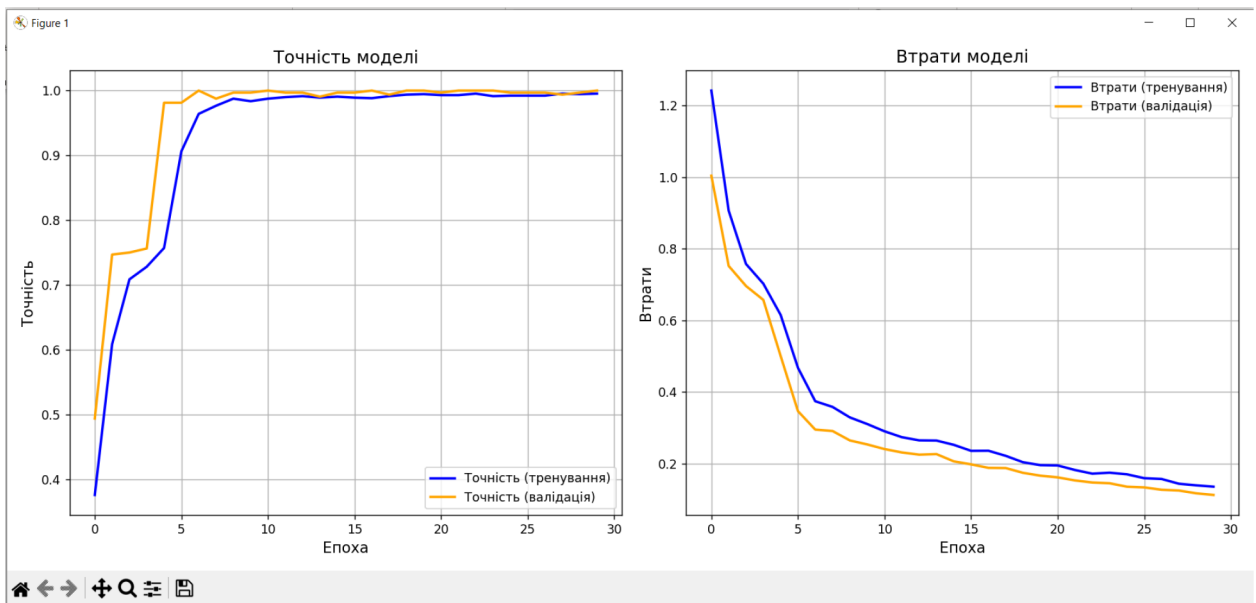
Epoch	Time	Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss
29/30	4ms	0.9970	0.1506	0	0.1252
30/30	4ms	0.9923	0.1435	0	0.1175
30/30	4ms	0.9958	0.1348	1.0000	0.1129

The terminal also displays the test results for three different data points:

- Дані 1: Температура=35°C, Вібрація=3 мм/с, Струм=10 А, Напруга=230 В -> Нормальний стан (Ймовірності ШІ: Норма=1.0000, Перегрів=0.0000, Механічна=0.0000, Електрична=0.0000, Жорстка логіка: Нормальний стан)
- Дані 2: Температура=70°C, Вібрація=5 мм/с, Струм=15 А, Напруга=235 В -> Перегрів (Ймовірності ШІ: Норма=0.1075, Перегрів=0.6440, Механічна=0.1441, Електрична=0.1044, Жорстка логіка: Перегрів)
- Дані 3: Температура=50°C, Вібрація=18 мм/с, Струм=22 А, Напруга=205 В -> Механічна несправність (Ймовірності ШІ: Норма=0.0000, Перегрів=0.0000, Механічна=1.0000, Електрична=0.0000, Жорстка логіка: Механічна несправність)

Дані 4: Температура=45°C, Вібрація=6 мм/с, Струм=28 А, Напруга=190 В -> Електрична несправність (Ймовірності ШІ: Норма=0.0000, Перегрів=0.0000, Механічна=0.0000, Електрична=1.0000, Жорстка логіка: Електрична несправність)

Джерело: авторська розробка



Джерело: авторська розробка

інтеграції з датчиками (наприклад, через Modbus), що рідко враховується в академічних аналогах. По-четверте, моделі на основі SVM чи Random Forest менш адаптивні до складних нелінійних залежностей, а чисті ШНМ не гарантують детермінованої безпеки.

Висновки. Запропонований код є новаторським завдяки інтеграції штучних мереж із жорсткою логікою, що відповідає потребам електромеханіки та автоматизації. Він може слугувати основою для систем реального часу за умови адаптації його до реальних даних і апаратного забезпечення. Запропонований гібридний підхід вирізняється поєднанням гнучкості штучних мереж із надійністю жорсткої логіки, що робить його перспективним не лише в теорії, а й у практичних системах керу-

вання. Синтетичні дані, використані для розробки, відображають реальні фізичні характеристики електромеханічних систем і слугують контрольованим етапом перед переходом до реальних умов. Цей баланс між ідеалізованим моделюванням і наближенням до практики підкреслює наукову цінність моделі, відкриваючи шлях до її адаптації в реальному часі. При цьому подальшими перспективами дослідженнями є інтеграція з реальними датчиками та аналіз часових рядів.

Список літератури:

1. Liao X., Wu L. Design and Integration of Automatic Control System Based on Artificial Intelligence. In: Hung, J.C., Yen, N., Chang, J.W. (eds) *Frontier Computing on Industrial Applications*. Volume 2. FC 2023. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 1132. Springer, Singapore. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-99-9538-7_22 URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-99-9538-7_22
2. Wang Q. The Analysis of Instrument Automatic Monitoring and Control Systems Under Artificial Intelligence. *International Journal of Information Technologies and Systems Approach (IJITSA)*, 2024. 17(1), 1–13. DOI: <https://doi.org/10.4018/IJITSA.336844> URL: <https://www.igi-global.com/article/the-analysis-of-instrument-automatic-monitoring-and-control-systems-under-artificial-intelligence/336844>
3. Feng S. Automation Control System Based on Artificial Intelligence Technology. In: Hung, J.C., Chang, J.W., Pei, Y., Wu, W.C. (eds) *Innovative Computing*. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2022. vol 791. Springer, Singapore. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-16-4258-6_96 URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-16-4258-6_96
4. Farah S. Optimize electric automation control using artificial intelligence (AI), *Optik*, Volume 271, 2022, 170085, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.170085> URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0030402622013432>
5. Qiyao L. Application of Artificial Intelligence in Industrial Automation Control System. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2021. 647. 012043. DOI: 10.1088/1755-1315/647/1/012043 URL: <https://surl.li/oxmzgy>
6. Antonyuk V., Sydorova M. Integration and use of artificial intelligence for automated macros creation. *System technologies*. 2024. № 5(154). P. 16-23. DOI: 10.34185/1562-9945-5-154-2024-02 URL: <https://surl.li/tmtkfm>
7. Wang H., Hao L., Sharma A. & Kukkar A. Automatic control of computer application data processing system based on artificial intelligence. *Journal of Intelligent Systems*, 2022. 31(1), 177–192. DOI: <https://doi.org/10.1515/jisys-2022-0007> URL: <https://surl.li/aieqft>
8. Лістровий С.В., Мірошник М.А., Клименко Л.А. Теорія автоматичного керування, штучний інтелект і автоматизація процесу прийняття рішення: Навч. посібник. Харків: УкрДУЗТ, 2019. 20 с. URL: <https://surl.li/efjode>
9. Паламар М.І. Комп'ютерні технології штучного інтелекту для прецизійного управління у мехатронічних системах : навч. посіб. / Михайло Паламар, Михайло Стрембіцький ; Тернопіль. нац. техн. ун-т ім. Івана Пулюя. Тернопіль : Тернопіль. нац. техн. ун-т ім. Івана Пулюя, 2018. 127 с.
10. Стасенко Д.В., Островка Д.В., Теслюк В.М. Розроблення автономної системи керування мобільною робототехнічною системою з використанням моделей на підставі штучних нейромереж. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2021, т. 31, № 6. С. 112–117. URL: https://nv.nltu.edu.ua/Archive/2021/31_6/19.pdf

Pshenychnyi O. Yu. DEVELOPMENT OF AUTOMATED CONTROL SYSTEMS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The paper focuses on the creation of a system that integrates deep artificial neural networks (ANNs) with hard logic to accurately classify four equipment operating states: normal operation, overheating, mechanical fault, and electrical fault. The development is based on a synthetic dataset that reflects key parameters of electromechanical equipment, such as temperature, vibration, current, and voltage, to ensure high accuracy and reliability in automated control systems for industrial applications.

The purpose of the article. The aim of the study is to develop and simulate a hybrid model for automated monitoring and diagnostics of electromechanical systems using artificial intelligence.

Scientific novelty. The proposed approach is distinguished by an innovative combination of adaptive capabilities of ANNs with the deterministic accuracy of hard logic, which overcomes the limitations of traditional

control systems, which are not flexible enough, and pure neural models, which can be unpredictable in critical situations. Unlike analogs such as SVM or Random Forest-based models, which are less effective for nonlinear dependencies, or pure ANNs, which do not guarantee safety, the hybrid model is focused on the specifics of electromechanics and is ready to be integrated with real sensors. The use of synthetic noise-controlled data as a proof-of-concept step adds scientific value by providing regulated testing before practical implementation.

Results. The developed model demonstrates high classification accuracy (up to 99 %) on a synthetic dataset of 2000 samples, including four classes of states with added noise to simulate real-world conditions. A deep neural network with five hidden layers (64-48-32-16-8 neurons) combined with deterministic hard logic rules ensures stable state recognition even in borderline cases. The use of Dropout (0.3, 0.2) and data normalization via StandardScaler facilitates generalization, while the Adam optimizer and the categorical_crossentropy loss function guarantee efficient training over 30 epochs. The results are confirmed by the accuracy and loss plots, which show a low error rate (0.11–0.13).

Conclusions. The hybrid model is promising for automated control systems in electromechanics due to the unique combination of the flexibility of ANNs and the reliability of hard logic. Synthetic data reflecting the physical characteristics of the equipment serve as a controlled stage of development, bringing the model closer to practical use. The high accuracy and stability of the results emphasize its potential for integration into real-time industrial systems, provided it is adapted to real data and hardware. Further research could include time series analysis and testing with real sensors to fully transition from a theoretical model to an applied solution.

Key words: electromechanics, automation, artificial networks, hard logic, control systems.