

УДК 681.518.5
DOI [https://doi.org/10.15589/znp2025.1\(499\).15](https://doi.org/10.15589/znp2025.1(499).15)

PREDICTIVE DIAGNOSTICS OF ELECTRIC MOTOR VIBRATION SIGNAL BASED ON MSCNN-LSTM TECHNOLOGY

ПРЕДИКТИВНА ДІАГНОСТИКА ВІБРАЦІЙНОГО СИГНАЛУ ЕЛЕКТРОДВИГУНА НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЇ MSCNN-LSTM

Vladyslav S. Temchur
temchur123@gmail.com
ORCID: 0009-0003-4715-1623
Taras H. Bahan
dypomat4@gmail.com
ORCID: 0000-0002-0146-577X

В. С. Темчур,
аспірант
Т. Г. Баган,
канд. техн. наук, доцент

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
м. Київ

Abstract. Timely diagnosis of electric motor faults is a key task to ensure their uninterrupted operation and reduce repair and maintenance costs. Traditional methods of vibration signal analysis often do not allow achieving high accuracy of defect recognition due to the complexity of processing a large amount of data.

The aim of this work is to develop an effective approach for automated detection of electric motor faults based on vibration signal analysis using deep neural networks.

To achieve this goal, a method based on the combination of multi-scale one-dimensional convolutional neural network (MSCNN) and long short-term memory network (LSTM) is proposed. The research methodology included pre-processing of vibration signals, development of neural network architecture, selection of hyperparameters, training of the model based on labeled data and its testing. The following types of defects were diagnosed: broken rod, displacement, short circuit, and defects of the inner and outer rings of the bearing.

The results of the study confirmed the high efficiency of the developed approach: the model achieved 100% classification accuracy on test data, which was confirmed by error matrix analysis. Additionally, the t-SNE method was used to visualize the feature space, which demonstrated high-quality class separation and confirmed the model's ability to correctly identify different types of faults.

The scientific novelty of the work lies in the integration of a multi-scale CNN with a recurrent LSTM network for electric motor diagnostics, which allows for more effective analysis of time dependences of vibration signals and increased accuracy of fault detection. The practical significance of the proposed approach is determined by its application in modern electric motor condition monitoring systems, which will contribute to increasing equipment reliability, reducing operating costs, and preventing unplanned failures in industrial conditions.

Key words: predictive maintenance; deep learning; neural networks; LSTM; CNN; MSCNN.

Анотація. Своєчасна діагностика несправностей електродвигунів є ключовим завданням для забезпечення їх безперебійної роботи та зниження витрат на ремонт і обслуговування. Традиційні методи аналізу вібраційних сигналів часто не дозволяють досягти високої точності розпізнавання дефектів через складність обробки великої кількості даних. Метою цієї роботи є розробка ефективного підходу для автоматизованого виявлення несправностей електродвигунів на основі аналізу вібраційних сигналів із використанням глибоких нейронних мереж.

Для досягнення цієї мети запропоновано метод, що базується на поєднанні багатомасштабної одновимірної згорткової нейронної мережі (MSCNN) та мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM). Методика дослідження включала попередню обробку вібраційних сигналів, розробку архітектури нейронної мережі, підбір гіперпараметрів, навчання моделі на основі розмічених даних та її тестування. Діагностувалися такі типи дефектів, як зламаний стержень, зміщення, коротке замикання, а також дефекти внутрішнього та зовнішнього кілець підшипника.

Результати дослідження підтвердили високу ефективність розробленого підходу: модель досягла 100% точності класифікації на тестових даних, що підтверджено аналізом матриці помилок. Додатково застосовано метод

t-SNE для візуалізації простору ознак, що продемонструвало якісне розділення класів та підтвердило здатність моделі коректно ідентифікувати різні типи несправностей.

Наукова новизна роботи полягає в інтеграції багатомасштабної CNN із рекурентною мережею LSTM для діагностики електродвигунів, що дозволяє ефективніше аналізувати часові залежності вібраційних сигналів та підвищувати точність виявлення несправностей. Практична значимість запропонованого підходу визначається його застосуванням у сучасних системах моніторингу стану електродвигунів, що сприятиме підвищенню надійності обладнання, зменшенню експлуатаційних витрат і запобіганню незапланованим відмовам у промислових умовах.

Ключові слова: прогнозне технічне обслуговування; глибоке навчання; нейронні мережі; LSTM; CNN; MSCNN.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

У сучасній промисловості розвиток науки і технологій значно підвищив продуктивність. Проте зі збільшенням розмірів механічних систем їх конструкція стає складнішою, що ускладнює управління роботою обладнання. Вихід з ладу навіть одного елемента виробничої лінії може спричинити ланцюгову реакцію, що призведе до зупинки виробництва та фінансових втрат. У критичних ситуаціях можливі серйозні аварії, що можуть навіть загрожувати життю людей [1].

Електродвигуни є ключовим елементом у промислових системах і широко застосовуються в таких галузях, як автоматизоване виробництво, аерокосмічна техніка та робототехніка. Їх надійність і безпека мають вирішальне значення. Крім того, галузь виробництва електродвигунів є частиною екологічних, енергетичних та високотехнологічних промислових напрямів, які отримують державну підтримку. Саме тому своєчасна діагностика несправностей двигунів є актуальним завданням.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Сучасні технології штучного інтелекту дозволяють застосовувати глибокі нейронні мережі та алгоритми машинного навчання у таких сферах, як розпізнавання зображень [2], обробка мови [3], комп'ютерний зір [4], тощо. Це відкрило нові можливості для діагностики несправностей двигунів, яка більше не базується на традиційних методах.

Наприклад, в роботі [5] розглядаються чотири традиційні типи моделей глибокого навчання: глибокі мережі переконань (DBN), автоенкодери (AE), згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні нейронні мережі (RNN), а також підкреслюється їх використання при виявленні несправностей електродвигунів.

У роботі [6] автори розробили двогілкову глибоку згорткову нейронну мережу для діагностики несправностей підшипників кочення в умовах змінних режимів роботи. Одна гілка мережі обробляє часові характеристики сигналів, інша – частотні. Об'єднання інформації з обох гілок дозволяє моделі бути стійкою до змін робочих умов та підвищує точність діагностики. Основний недолік в даному підході – це

складність архітектури, яка може призвести до суттєвого збільшення часу навчання.

В [7] представлена ієрархічна згорткова нейронна мережа для інтелектуальної діагностики несправностей обладнання, що обертається. Модель складається з кількох рівнів, кожен із яких відповідає за вилучення ознак різного ступеня абстракції. Такий підхід дозволяє ефективно класифікувати стан обладнання та виявляти несправності на ранніх стадіях. Багаторівнева структура покращує здатність моделі до узагальнення, а також забезпечує високу точність діагностики. Така модель вимагає значних обчислювальних ресурсів, також виникають труднощі з інтерпретацією результатів через глибину мережі.

В роботі [8] розглядається використання факторного аналізу в поєднанні з алгоритмом *Random Forest* для діагностики несправностей промислових машин, що обертаються. Зібрані дані вібрації та температури навколишнього середовища були кластеризовані з використанням моделі гаусової суміші, а потім класифіковані за допомогою *Random Forest* для виявлення значущих ознак, що відповідають різним станам машини. Виникає необхідність у великих обсягах даних для точної кластеризації та класифікації.

В роботі [9] автори представили новий підхід до діагностики поломок ротора в лінійних синхронних двигунах із постійними магнітами (*LS-PM SM*) з використанням алгоритму *Random Forest*. Для навчання та тестування моделі було вилучено 13 статистичних ознак із перехідних струмових сигналів. Результати показали, що запропонований метод здатний точно класифікувати стан двигуна як справний або несправний з точністю до 98,8%. Використання такого підходу потребує використання дуже якісних даних для навчання моделі. Також виникають складнощі з інтерпретацією моделі через її ансамблеву природу.

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Дослідження показують, що згорткові нейронні мережі чудово підходять для обробки великих потоків даних і можуть автоматично визначати характерні особливості сигналів, що робить їх ідеальними для використання в галузі діагностики.

Вібраційні сигнали часто використовуються для виявлення несправностей двигунів, але їх аналіз

є складним через нелінійність і нестабільність. Три-валлий збір даних призводить до збільшення довжини часових послідовностей, що ускладнює ефективну діагностику за допомогою окремої нейромережевої моделі. Крім того, вібраційні дані в конкретний момент часу містять обмежену кількість інформації, що може впливати на точність аналізу.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою цієї роботи є розробка ефективного підходу для автоматизованого виявлення несправностей електродвигунів на основі аналізу вібраційних сигналів із використанням глибоких нейронних мереж.

МЕТОДИ, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

У цій роботі представлено метод діагностики несправностей двигунів, який поєднує багатомасштабну одновимірну згорткову нейронну мережу (*MSCNN*) з мережею довгої короткочасної пам'яті (*LSTM*). Запропонований метод максимально повно використовує інформацію одновимірного вихідного вібросигналу, використовує ядра згортки різних розмірів для побудови багатомасштабної структури в якій інформація з різних рівнів даних доповнює одна одну. Розмірність вібраційного сигналу розширюється, а проблема синхронізації вирішується за допомогою мережі *LSTM*, за рахунок цього точність діагностики несправностей покращується.

Об'єкт дослідження – надійність роботи електродвигуна. Предмет дослідження – автоматизована діагностика несправностей електродвигуна.

ОСНОВНИЙ МАТЕРІАЛ

Структура моделі. Вібраційний сигнал двигуна має певні недоліки, зокрема надто довгу послідовність та обмежену кількість характеристик, що ускладнює ефективний аналіз за допомогою нейронних мереж. Щоб подолати ці проблеми, у роботі запропоновано метод діагностики, який використовує багатомасштабну одновимірну згорткову нейронну мережу (*CNN*) разом із мережею *LSTM*. Завдяки згортковим ядрам різних масштабів виконується реалізація інформаційної комплементарності різних масштабів і розширення розмірності вібраційних сигналів. *LSTM* дозволяє ефективно виявляти часові залежності, а механізм уваги (*attention mechanism*) допомагає фільтрувати найбільш значущі ознаки, надаючи їм більшу вагу у фінальному прогнозуванні.

Компонент *MSCNN* у моделі. Згорткові нейронні мережі (*Convolutional Neural Networks, CNN*) є потужним інструментом у сфері машинного навчання, особливо ефективним для обробки даних із просторовою або часовою структурою, таких як зображення або сигнали. Основна ідея *CNN* полягає у використанні згорткових шарів, які застосовують фільтри (ядра згортки) для виявлення локальних особливостей

вхідного сигналу. Ці шари дозволяють моделі автоматично виділяти ключові ознаки, що є критичними для виконання завдань класифікації або регресії.

Вхідні дані проходять через послідовність згорткових та пулінгових шарів. Згорткові шари відповідають за виявлення локальних патернів, таких як краї, текстури або інші деталі, шляхом застосування фільтрів, які ковзають по всьому вхідному зображенню або сигналу. Пулінгові шари (наприклад, максимальний або середній пулінг) зменшують розмірність вихідних ознак, зберігаючи при цьому найважливішу інформацію, що допомагає знизити обчислювальні витрати та запобігти перенаванчання. Ця архітектура дозволяє моделі бути стійкою до зсувів та інших варіацій вхідних даних [10, 11].

Хоча *CNN* здебільшого асоціюються з обробкою двовимірних даних, таких як зображення, вони також ефективно застосовуються до одновимірних сигналів, наприклад, часових рядів або вібраційних сигналів. У випадку *1D CNN* згортка виконується вздовж однієї осі, що дозволяє моделі виявляти тимчасові патерни або частотні характеристики у послідовних даних. Це особливо корисно для аналізу вібраційних сигналів, де важливо виявляти аномалії або зміни, що можуть свідчити про несправності обладнання.

Однак, через фіксований розмір рецептивного поля *1D CNN* можуть не враховувати довгострокові залежності у даних. Саме для вирішення цієї проблеми використовується мережа *LSTM*.

Компонент *LSTM* у моделі. Для подолання обмежень *1D CNN* щодо виявлення довгострокових залежностей використовується комбінація *CNN* та довготривалої короткочасної пам'яті (*LSTM*). У такій гібридній архітектурі *CNN* відповідає за виділення локальних ознак із вхідного сигналу, тоді як *LSTM* обробляє послідовність цих ознак, враховуючи їх часову динаміку.

LSTM використовує вхідний, вихідний і забуваючий шлюзи (*gates*). *LSTM* може контролювати потік інформації, вибірково видаляючи, оновлюючи або зберігаючи її. Забуваючий шлюз допомагає уникнути зникнення градієнта, зберігаючи лише релевантні дані.

Стан комірки *LSTM* визначається через поєднання трьох шлюзів, і в момент часу t розраховується за формулами (1–6).

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

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (2)$$

$$c_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (3)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * c_t, \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t), \quad (6)$$

де f_t, i_t, o_t – результати роботи трьох керуючих шлюзів;

x_t – вхідний сигнал у момент часу t ;

h_t – вихід LSTM у момент часу t ;
 c_t – актуальний стан комірки пам'яті у момент часу t ;
 C_t – вектор кандидатних значень, що впливає на оновлення стану пам'яті;
 W_f, W_i, W_o – матриці вагових коефіцієнтів відповідних шлюзів;
 b_f, b_i, b_o – зміщення (*bias*) відповідних шлюзів;
 W_c – вага вектора кандидатних значень, а b_c – відповідне зміщення;
 σ – сигмоїдальна функція активації, яка контролює відкриття шлюзів;
 $\tanh$ – гіперболічний тангенс, який нормалізує значення в діапазоні $[-1, 1]$.

Загальна структура MSCNN-LSTM. Метод *MSCNN-LSTM* підвищує ефективність виділення особливостей вібраційного сигналу, використовуючи багатомасштабні згорткові ядра. Це реалізовано через одновимірну згорткову нейромережу (*1D-CNN*), яка допомагає зменшити розмірність часових характеристик, а потім *LSTM* аналізує послідовні залежності у сигналі.

Також впроваджено механізм уваги (*Attention mechanism*), який дозволяє визначати найбільш значущі ознаки, надаючи вагові коефіцієнти вихідним характеристикам *LSTM*, що покращує точність діагностики несправностей електродвигунів.

Основні етапи роботи моделі:

1. Збір вібраційних сигналів асинхронних двигунів у різних режимах роботи.
2. Нормалізація отриманих даних та поділ на фіксовані відрізки, що формують тренувальний і тестовий набори.
3. Розробка моделі *MSCNN-LSTM*, яка комбінує мережі *MSCNN* та *LSTM*, з подальшим налаштуванням гіперпараметрів.
4. Навчання нейромережі на тренувальних даних до досягнення стабільних результатів.
5. Збереження параметрів моделі після завершення навчального процесу.
6. Перевірка точності моделі шляхом тестування на нових вібраційних даних.

Для проведення дослідження використовувалися штучно згенеровані дані. Цей набір містить дані про 5 різних типів несправностей: зламаний стержень, зміщення, коротке замикання, дефект внутрішнього та зовнішнього кілець підшипника. Довжина кожної вибірки становить 1024, а навчальний набір містить 80% даних, а решта 20% розподіляються на тестовий набір.

Запропонована модель *MSCNN-LSTM* складається з багатомасштабної одновимірної згорткової нейромережі (*MSCNN*) у поєднанні з мережею *LSTM* для аналізу часових залежностей. *MSCNN* містить два рівні згорткових модулів з ядрами різних розмірів. Розмір першого ядра згортки становить (3, 3), розмір

другого ядра згортки – (5, 5). Поєднання згорткових ядер різних масштабів дозволяє отримати детальні особливості сигналу на різних рівнях, після чого отримані характеристики об'єднуються і передаються далі по моделі. Для мережі *LSTM* встановлюються наступні параметри:

- Розмір прихованого шару – 64 нейрони;
- Функція активації для повнозв'язного шару – *ReLU* (*Rectified Linear Unit*);
- На вихідному шарі використовується функція *softmax* для генерації ймовірностей класів.

Для процесу навчання розмір пакету – 64, кількість епох – 50.

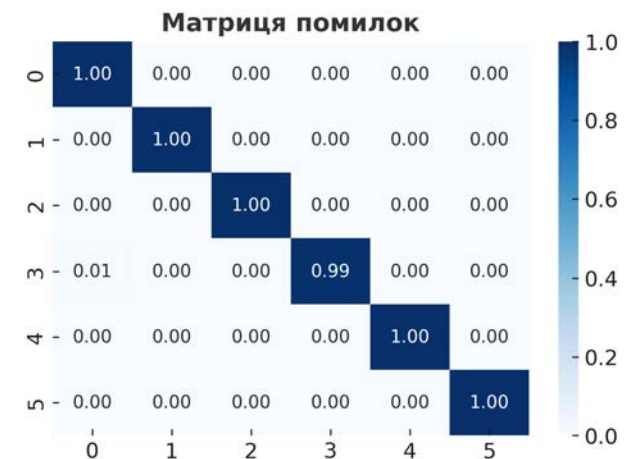


Рис. 1. Матриця помилок для *MSCNN-LSTM*

ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Оцінка точності моделі може бути проведена за допомогою аналізу матриці помилок (*confusion matrix*), яка дозволяє порівняти фактичні мітки даних з передбаченими результатами класифікації. На Рис. 1 показано матрицю помилок для *MSCNN-LSTM*, що відображає її здатність розпізнавати різні типи несправностей.

В представленій матриці маркери 0–4 відповідають перерахованим типам несправностей, а маркер 5 відповідає за стан обладнання без дефектів.

Для оцінки здатності моделі *MSCNN-LSTM* до виділення ознак було також застосовано технологію *t-SNE* (*t-distributed Stochastic Neighbor Embedding*) для візуалізації характеристик моделі. Це метод нелінійного зниження розмірності шляхом вкладення багатовимірних даних у дво- або тривимірний простір для подальшої візуалізації. Аналіз отриманих результатів на Рис. 2 показує, що зразки, які відповідають різним типам несправностей, чітко розмежовані у просторі ознак.

Це свідчить про високу ефективність моделі у вилученні діагностично значущої інформації та здатності точно класифікувати різні види несправностей.

ВИСНОВКИ

У цій роботі запропоновано метод діагностики несправностей електродвигунів на основі аналізу вібраційних сигналів, що поєднує одновимірну згорткову нейронну мережу (*MSCNN*) та довгу короткочасну пам'ять (*LSTM*). Така комбінація дозволяє ефективно компенсувати обмеження кожної окремої архітектури та забезпечити високу точність класифікації несправностей.

Згорткові нейронні мережі здатні автоматично виділяти суттєві особливості сигналу, зменшуючи необхідність ручної інженерії ознак. Використання одновимірних згорткових мереж у даному дослідженні є доцільним, оскільки вхідні дані представлені у вигляді часових послідовностей. Така архітектура дозволяє зменшити кількість параметрів моделі та покращити швидкість обчислень, зберігаючи при цьому високу інформативність ознак.

Однак традиційні *CNN* мають обмежені можливості у врахуванні довготривалих залежностей у часових рядах, що є важливим аспектом при аналізі вібраційних сигналів. Саме тому для покращення якості моделювання було використано *LSTM*-мережу, яка здатна ефективно працювати з послідовними даними та виявляти часові залежності між значеннями сигналу. Поєднання цих мереж дозволяє спочатку

виділити ключові особливості сигналу за допомогою згорткових шарів, а потім передати отримані ознаки у *LSTM*, що дозволяє краще аналізувати динамічні зміни у вібраційних характеристиках.

У ході роботи було здійснено налаштування моделі, проведено навчання та тестування на наборі вібраційних даних з різними видами несправностей електродвигунів. Оцінка ефективності моделі здійснювалася за допомогою *confusion matrix*, а також застосування технології *t-SNE* для візуалізації просторового розподілу ознак. Отримані результати підтверджують високу точність моделі, яка склала 100%, що свідчить про ефективність використаної архітектури для діагностики несправностей.

Таким чином, поєднання *CNN* та *LSTM* є перспективним підходом для аналізу вібраційних сигналів електродвигунів. Запропонована методика дозволяє не лише автоматично виділяти релевантні особливості сигналу, а й ефективно аналізувати їх часові залежності, що сприяє покращенню продуктивності діагностичних систем. У майбутньому можливим напрямком подальших досліджень є оптимізація архітектури моделі, розширення набору навчальних даних, а також застосування інших гібридних підходів для підвищення точності діагностики.

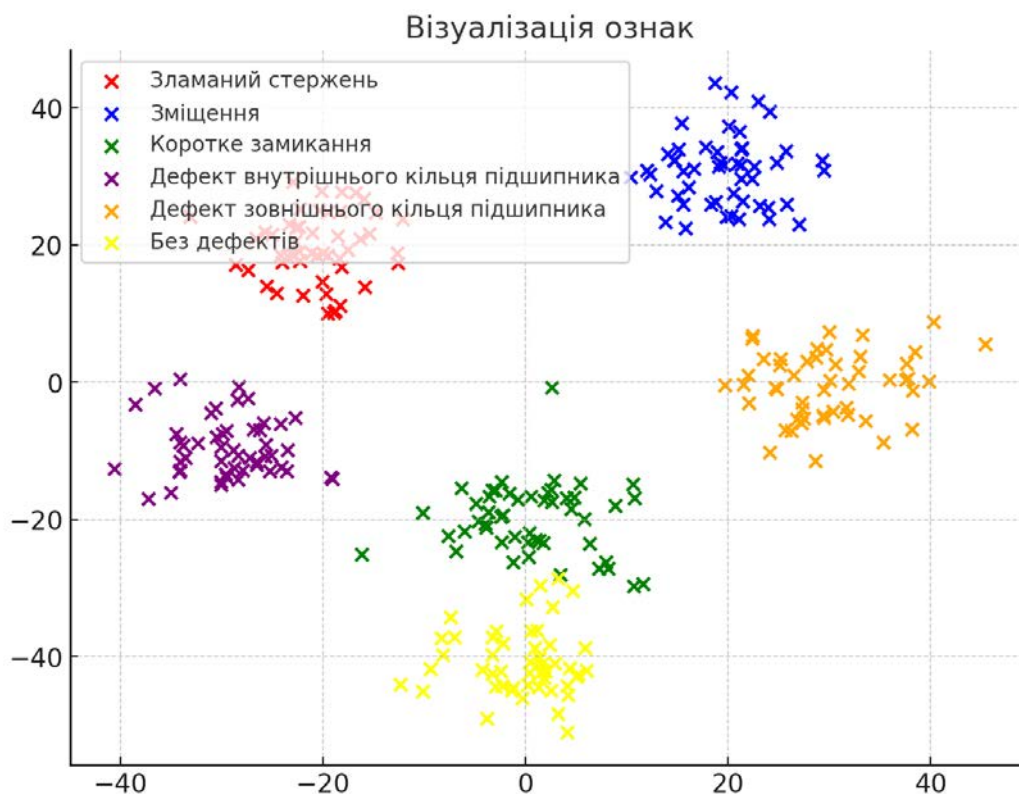


Рис. 2. Візуалізація отриманих результатів

REFERENCES

- [1] Lee, S.B., Stone, G.C., Antonino-Daviu, J., Gyftakis, K.N., Strangas, E.G., Maussion, P., & Platero, C.A. (2020). Condition monitoring of industrial electric machines: State of the art and future challenges. *IEEE Ind. Electron. Mag.*, 14.
- [2] Zhong C. (2020) Review of image edge detection algorithms based on deep learning. *Journal of Computer Applications*. 40, no. 11, 3280–3288.
- [3] Q. Li, H. Peng, J. Li, C. Xia, R. Yang, L. Sun, P. Yu, L. He. (2022). A survey on text classification: from traditional to deep learning. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, 13 (2), Article 31.
- [4] Yang, F., Ding, Z. T., Xing, M. M., & Ding, B. (2023) Review of object detection algorithm improvement in deep learning. *Computer Engineering and Applications*. 59(11), 1–15.
- [5] Lu, J., Shen, Y., Wang, W., et al. (2021). Fault Diagnosis of Electric Motors Using Deep Learning. *Energies*, 14(21).
- [6] Shao, H., Jiang, H., Zhang, H., & Li, Y. (2017). Dual-Branch Deep Convolutional Neural Network for Rolling Bearing Fault Diagnosis Under Variable Operating Conditions. *Journal of Sound and Vibration*, 413, 259–272.
- [7] Lu, C., Wang, Y., Qin, W., & Ma, H. (2017). Intelligent Fault Diagnosis of Rotating Machinery Using Hierarchical Convolutional Neural Network Based Health State Classification. *Neurocomputing*, 167, 143–153.
- [8] Amruthnath, N., & Gupta, T. (2019). Factor Analysis in Fault Diagnostics Using Random Forest. *arXiv preprint arXiv:1904.13366*.
- [9] Quiroz, J. C., Mariun, N., Mehrjou, M. R., Izadi, M., Mison, N., & Radzi, M. A. M. (2017). Fault Detection of Broken Rotor Bar in LS-PMSM Using Random Forests. *arXiv preprint arXiv:1711.02510*.
- [10] S. Indolia, A. K. Goswami, S.P. Mishra, Pooja Asopa. (2018). Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network–A Deep Learning Approach. *Procedia Computer Science*, Volume 132, 679–688.
- [11] Bahan, T., Temchur, V., & Boun, V. (2025). Determining the efficiency of vibration signal processing methods for predictive diagnostics of electric motors. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 133 (1), 6–16.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Lee, S.B., Stone, G.C., Antonino-Daviu, J., Gyftakis, K.N., Strangas, E.G., Maussion, P., & Platero, C.A. (2020). Condition monitoring of industrial electric machines: State of the art and future challenges. *IEEE Ind. Electron. Mag.*, 14.
- [2] Zhong, C. (2020). Review of image edge detection algorithms based on deep learning. *Journal of Computer Applications*. 40, no. 11, 3280–3288.
- [3] Q. Li, H. Peng, J. Li, C. Xia, R. Yang, L. Sun, P. Yu, L. He. (2022). A survey on text classification: from traditional to deep learning. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, 13 (2), Article 31.
- [4] Yang F., Ding Z. T., Xing M. M., and Ding B. (2023) Review of object detection algorithm improvement in deep learning. *Computer Engineering and Applications*. 59(11): 1–15.
- [5] Lu, J., Shen, Y., Wang, W., et al. (2021). Fault Diagnosis of Electric Motors Using Deep Learning. *Energies*, 14(21).
- [6] Shao, H., Jiang, H., Zhang, H., & Li, Y. (2017). Dual-Branch Deep Convolutional Neural Network for Rolling Bearing Fault Diagnosis Under Variable Operating Conditions. *Journal of Sound and Vibration*, 413, 259–272.
- [7] Lu, C., Wang, Y., Qin, W., & Ma, H. (2017). Intelligent Fault Diagnosis of Rotating Machinery Using Hierarchical Convolutional Neural Network Based Health State Classification. *Neurocomputing*, 167, 143–153.
- [8] Amruthnath, N., & Gupta, T. (2019). Factor Analysis in Fault Diagnostics Using Random Forest. *arXiv preprint arXiv:1904.13366*.
- [9] Quiroz, J. C., Mariun, N., Mehrjou, M. R., Izadi, M., Mison, N., & Radzi, M. A. M. (2017). Fault Detection of Broken Rotor Bar in LS-PMSM Using Random Forests. *arXiv preprint arXiv:1711.02510*.
- [10] S. Indolia, A. K. Goswami, S.P. Mishra, Pooja Asopa. (2018). Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network–A Deep Learning Approach. *Procedia Computer Science*, Volume 132, 679–688.
- [11] Bahan, T., Temchur, V., & Boun, V. (2025). Determining the efficiency of vibration signal processing methods for predictive diagnostics of electric motors. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 133 (1), 6–16.

© Темчур В. С., Баган Т. Г.

Дата надходження статті до редакції: 24.02.2025

Дата затвердження статті до друку: 11.03.2025