

СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ВІДМОВ ОБЛАДНАННЯ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ЕКСПЛУАТАЦІЙНИХ ДАНИХ

Шаталюк Р.Р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Україна, 61166, Харків, пр. Науки 14

E-mail: ruslan.shataliuk@nure.ua

Анотація: У статті розглядаються сучасні підходи до прогнозування відмов обладнання на основі аналізу експлуатаційних даних. Досліджено методи збору та обробки даних з датчиків, що контролюють критичні параметри роботи технічних систем. Проаналізовано використання статистичних методів, алгоритмів машинного навчання та технологій обробки великих даних для виявлення закономірностей і передбачення можливих несправностей. Особливу увагу приділено застосуванню нейронних мереж, рекурентних моделей та методів кластеризації для підвищення точності прогнозування.

Ключові слова: прогнозування відмов, експлуатаційні дані, машинне навчання, нейронні мережі, обробка великих даних, технічне обслуговування, автоматизовані системи.

PREDICTIVE MAINTENANCE SYSTEMS BASED ON OPERATIONAL DATA ANALYSIS

Shataliuk R.R.

Kharkiv National University of Radio Electronics

Ukraine, 61166, Kharkiv, Nauky ave., 14

E-mail: ruslan.shataliuk@nure.ua

Annotation: The article examines modern approaches to predicting equipment failures based on operational data analysis. Methods for collecting and processing data from sensors monitoring critical parameters of technical systems are explored. The use of statistical methods, machine learning algorithms, and big data processing technologies for identifying patterns and predicting potential failures is analyzed. Special attention is given to the application of neural networks, recurrent models, and clustering methods to improve forecasting accuracy.

Key words: failure prediction, operational data, machine learning, neural networks, big data processing, maintenance, automated systems.

У сучасному промисловому виробництві надійність і безперебійність роботи обладнання відіграють ключову роль у забезпеченні ефективності технологічних процесів. Відмова обладнання може спричинити значні фінансові втрати, зниження продуктивності та порушення технологічного циклу. Тому важливим завданням є розроблення ефективних методів прогнозування відмов з використанням аналізу експлуатаційних даних.

Актуальність дослідження обумовлена зростаючою складністю технічних систем та необхідністю їхньої безперервної діагностики. Традиційні підходи до технічного обслуговування (ТО), такі як планово-попереджувальне ТО, не завжди є ефективними, оскільки базуються на середньостатистичних даних про термін служби компонентів і не враховують реальний стан обладнання. Альтернативою є системи прогнозного обслуговування (Predictive Maintenance, PdM), що використовують методи аналізу експлуатаційних даних для передбачення можливих відмов та оптимізації графіків ТО.



Рисунок 1 – Сучасний виробничий цех з обладнанням

Прогнозування відмов обладнання є одним із ключових завдань в області управління технічним обслуговуванням та ремонтом (ТОiP). Ефективність цього процесу визначає безперебійність роботи промислових систем, оптимізацію витрат на обслуговування та підвищення рівня безпеки експлуатації технологічного обладнання. У науковій літературі існує кілька концептуальних підходів до прогнозування відмов, які розрізняються за методами аналізу даних, рівнем точності та сферою застосування[1].

Традиційні методи прогнозування відмов базуються на статистичних та емпіричних моделях, що визначають закономірності у процесах деградації компонентів. Одним із найпоширеніших підходів є використання методів надійності, що ґрунтуються на ймовірнісному аналізі, який дозволяє оцінювати середній час до відмови (Mean Time to Failure, MTTF) та середній час між відмовами (Mean Time Between Failures, MTBF)[2]. Такі методи передбачають аналіз історичних даних про відмови компонентів і дають змогу будувати математичні моделі, що дозволяють прогнозувати майбутні збої. Проте вони не завжди є точними, оскільки не враховують поточний стан обладнання та зміни експлуатаційних умов.

На додаток до ймовірнісних моделей у традиційних підходах широко використовуються моделі деградації, які описують поступове зношення механічних або електронних компонентів. Такі моделі базуються на фізичних закономірностях та експлуатаційних характеристиках обладнання. Вони дозволяють оцінити рівень зношення на основі вимірювань параметрів, що змінюються з часом, таких як вібрація, температура, електричні характеристики тощо. Однак головним недоліком цього підходу є необхідність детального знання фізичних процесів, що відбуваються в обладнанні, а також необхідність розробки індивідуальних моделей для кожного типу пристроїв.

Останнім часом набувають популярності сучасні методи прогнозування відмов, які використовують аналіз великих масивів експлуатаційних даних та алгоритми штучного інтелекту. Одним із ключових напрямів є застосування машинного навчання, що дозволяє виявляти приховані закономірності та тенденції у даних, які неможливо ідентифікувати традиційними методами. Використання нейронних мереж, дерев рішень, методів кластеризації та інших алгоритмів дозволяє підвищити точність прогнозування та адаптувати моделі до змінних умов експлуатації. Особливо ефективними є підходи, що поєднують глибоке навчання (Deep Learning) та методи аналізу часових рядів, що дає можливість передбачати майбутні відмови на основі аналізу динаміки змін параметрів обладнання.



Рисунок 2 – Диспетчерський центр управління виробничими процесами

Ще одним перспективним напрямом є гібридні методи прогнозування, які поєднують елементи статистичного аналізу, фізичних моделей та штучного інтелекту. Такі методи дозволяють отримувати більш точні прогнози завдяки комбінуванню різних підходів та врахуванню як історичних даних, так і поточних експлуатаційних показників[3]. Гібридні системи можуть адаптуватися до різних типів обладнання та умов експлуатації, що робить їх універсальним інструментом для прогнозного обслуговування.

Окремої уваги заслуговує використання Інтернету речей (IoT) у процесах прогнозування відмов. Завдяки впровадженню датчиків, що безперервно збирають інформацію про стан обладнання, можливо в режимі реального часу оцінювати ризики виникнення несправностей. Використання IoT у поєднанні з хмарними технологіями та штучним інтелектом дозволяє створювати масштабовані системи прогнозного обслуговування, що здатні оперативно аналізувати великі обсяги даних та автоматично приймати рішення щодо необхідності проведення ремонтних робіт[4].

Прогнозування відмов обладнання ґрунтується на детальному аналізі експлуатаційних даних, що дозволяє ідентифікувати закономірності та виявляти потенційні ризики несправностей[5]. Дані збираються з різних сенсорів, що контролюють критичні параметри, такі як температура, вібрація, тиск, електричне навантаження та інші характеристики. Аналіз цих даних допомагає розробити ефективні моделі прогнозування, що сприяють оптимізації технічного обслуговування та зниженню ризиків аварійних ситуацій.

Класичні статистичні методи, зокрема регресійний аналіз, ймовірнісні розподіли та кореляційний аналіз, дозволяють визначити основні залежності між параметрами роботи обладнання та ймовірністю його виходу з ладу. Вони дають змогу розраховувати середній час до відмови та будувати математичні моделі, що передбачають можливі несправності. Проте такі методи мають певні обмеження, оскільки вони не завжди враховують складні нелінійні взаємозв'язки між експлуатаційними характеристиками.

Машинне навчання значно покращує точність прогнозування завдяки здатності алгоритмів аналізувати великі обсяги даних та виявляти приховані патерни. Нейронні мережі, зокрема глибокі (Deep Learning) та рекурентні (Long short-term memory), ефективно працюють із часовими рядами, дозволяючи прогнозувати тенденції змін параметрів обладнання[6]. Методи кластеризації та аномального виявлення, такі як Principal Component Analysis (PCA) та

DBSCAN, використовуються для ідентифікації відхилень у роботі систем, що можуть вказувати на наближення відмови.

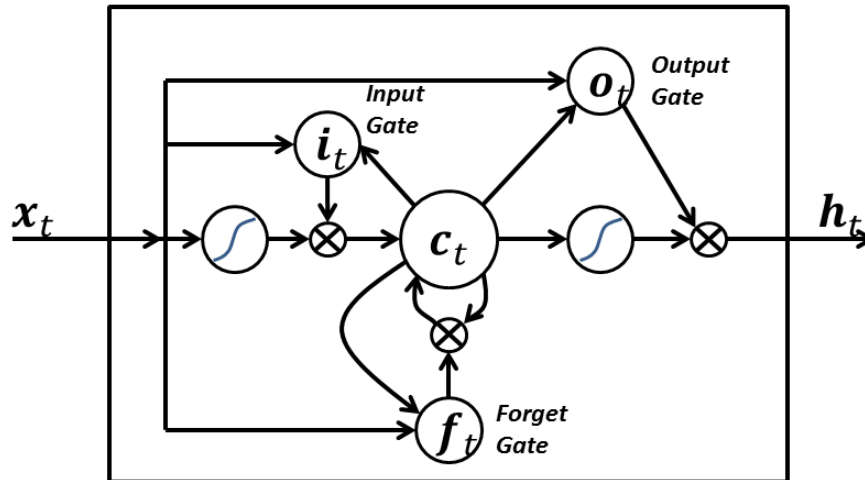


Рисунок 3 – Простий приклад нейронної мережі LSTM

Розвиток технологій обробки великих даних (Big Data) дозволяє інтегрувати інформацію з численних джерел та проводити аналіз у реальному часі. Це особливо важливо для складних виробничих процесів, де велика кількість обладнання працює в різних умовах експлуатації. Використання хмарних платформ та розподілених обчислень сприяє ефективній обробці даних, що забезпечує високу швидкість та точність прогнозування.

Гібридні моделі, які поєднують статистичні методи, машинне навчання та фізичні моделі зношення обладнання, дозволяють отримати найбільш точні прогнози. Наприклад, поєднання фізичних моделей деградації матеріалів із алгоритмами глибокого навчання забезпечує комплексний підхід до аналізу технічного стану обладнання[7].

Окрім цього, використання згорткових нейронних мереж (CNN) у поєднанні з системами комп'ютерного зору відкриває можливості для автоматичного моніторингу стану обладнання через аналіз візуальних даних. Це дає змогу виявляти мікроскопічні дефекти, що можуть спричинити відмову, ще на ранніх стадіях їхнього розвитку.

Застосування сучасних методів машинного навчання, зокрема глибоких нейронних мереж, алгоритмів кластеризації та аномального виявлення, значно підвищує точність прогнозування. Використання рекурентних нейронних мереж (LSTM) дає змогу аналізувати часові ряди експлуатаційних параметрів, що дозволяє ідентифікувати ранні ознаки відмов. Крім того, впровадження технологій обробки великих даних (Big Data) та хмарних обчислень забезпечує ефективну інтеграцію та аналіз інформації в режимі реального часу[8].

Розвиток гібридних моделей, що поєднують фізичні, статистичні та машинні методи прогнозування, відкриває нові можливості для підвищення надійності та ефективності технічного обслуговування обладнання. Інтеграція таких підходів у промислові автоматизовані системи сприяє мінімізації простоїв, зниженню витрат на ремонт та покращенню загальної продуктивності виробництва.

Таким чином, впровадження інтелектуальних методів аналізу експлуатаційних даних є важливим напрямом розвитку систем управління технічним обслуговуванням, що дозволяє підвищити рівень автоматизації та адаптивності сучасних виробничих підприємств.

ЛІТЕРАТУРА

1. Невлюдов, І.Ш.. Інтелектуальне проектування технологічних процесів роботизованого складання [Текст]/І.Ш. Невлюдов, А.М. Цимбал, С.С. Мілютіна. - Харків: НТМТ, 2010. - 206 с.
2. Бондаренко, В.В.. Методи та системи діагностики технічного стану обладнання [Текст] / В.В. Бондаренко, О.О. Ковальчук. – Київ: Наукова думка, 2015. – 312 с.
3. Семенов, В.П.. Прогнозування відмов технічних систем [Текст] / В.П. Семенов, М.Г. Романенко. – Львів: Політехніка, 2018. – 275 с.
4. Корольов, Д.С.. Машинне навчання у промислових додатках [Текст] / Д.С. Корольов. – Одеса: Техносфера, 2020. – 198 с.
5. Smith, J.. Predictive Maintenance and Machine Learning [Text] / J. Smith, R. Anderson. – New York: Springer, 2019. – 350 p.
6. Коваленко, О.Ю.. Аналіз експлуатаційних даних у системах технічного обслуговування [Текст] / О.Ю. Коваленко. – Дніпро: Ліра, 2017. – 256 с.
7. Murphy, K.P.. Machine Learning: A Probabilistic Perspective [Text] / K.P. Murphy. – Cambridge: MIT Press, 2012. – 1104 p.
8. Грищенко, Л.М.. Алгоритми нейронних мереж у прогнозуванні стану обладнання [Текст] / Л.М. Грищенко, С.В. Андрієнко. – Харків: НТУ "ХПІ", 2021. – 229 с.
9. Vladyslav, Y., & Bronnikov, A. (2020, October). ANALYSIS OF THE CMMI MODEL APPLICATION FOR SOLVING THE TASKS OF CPPS CONTROL PROCESSES AUTOMATION DEVELOPMENT. In The 4 th International scientific and practical conference “Actual trends of modern scientific research”(October 11-13, 2020) MDPC Publishing, Munich, Germany. 2020. 386 p. (p. 128).
10. Yevsieiev, V. V., & Bronnikov, A. I. (2020). Development of databases interconnection “essences” information model for cyber-physical production systems additive cyber design creation automation. Збірник Наукових Праць НУК, №3. С.56-62. DOI [https://doi.org/10.15589/znp2020.3\(481\).7](https://doi.org/10.15589/znp2020.3(481).7)
11. Yevsieiev V., Bronnikov A. Information systems development methodologies application analysis for cyber-physical production systems development. III International scientific-practical conference “Theory, science and practice” (Japan, Tokyo, 5–8 October 2020). P. 398–401. DOI: 10.46299/ISG.2020.II.III
12. Yevsieiev V., Bronnikov A. Analysis of the cyber-physical production systems implementation impact to achieve the goals of lean production. The IIth International scientific and practical conference «Development of scientific and practical approaches in the era of globalization» (USA, Boston, 28–30 September. 2020). P.221–226. DOI:10.46299/ISG.2020.II.II.
13. Attar, H., & et al.. (2022). Zoomorphic Mobile Robot Development for Vertical Movement Based on the Geometrical Family Caterpillar. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, Article ID 3046116, <https://doi.org/10.1155/2022/3046116>.
14. Abu-Jassar, A. T., Attar, H., Amer, A., Lyashenko, V., Yevsieiev, V., & Solyman, A. (2025). Development and Investigation of Vision System for a Small-Sized Mobile Humanoid Robot in a Smart Environment. *International Journal of Crowd Science*, 9(1), 29-43.

Науковий керівник: *Бронніков Артем Ігорович, доц., к.т.н., доцент кафедри КІТАР Харківського національного університету радіоелектроніки.*