

УДК 681.5:004.8: 658.5

DOI <https://doi.org/10.32782/3041-2080/2025-4-32>

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ КОМПЛЕКСОМ ОБЛАДНАННЯ З ПРОГНОЗУВАННЯМ ВІДМОВ

Налобіна Олена Олександрівна,

доктор технічних наук, професор,
професор кафедри автоматизації, електро- та робототехнічних систем
ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»
ORCID ID: 0000-0003-1661-7331

Голотюк Микола Віталійович,

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри автоматизації, електро- та робототехнічних систем
ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»
ORCID ID: 0000-0003-3661-4437

Бундза Олег Зіновійович,

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри автоматизації, електро- та робототехнічних систем
ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»
ORCID ID: 0000-0003-3770-0273

Шимко Андрій Володимирович,

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри агроінженерії
Національний університет водного господарства та природокористування
ORCID ID: 0000-0002-2525-2787

Пилипака Тарас Сергійович,

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри агроінженерії
Національний університет водного господарства та природокористування
ORCID ID: 0009-0000-5582-1859

У статті розглянуто методологічні та прикладні аспекти розроблення інтелектуальної системи управління технічним обладнанням із функцією прогнозування відмов. Актуальність роботи зумовлена необхідністю забезпечення високої надійності, безперервності та економічної ефективності функціонування сучасних агрегованих технологічних комплексів в умовах промислової цифровізації. Поставлено завдання переходу від традиційного обслуговування за регламентом до адаптивного превентивного управління технічним станом на основі аналізу реальних експлуатаційних параметрів.

У межах дослідження запропоновано архітектурне рішення системи, що включає модулі збору даних, попередньої обробки сигналів, аналітики, прогнозування та прийняття рішень. Для реалізації прогнозної функції застосовано модель штучної нейронної мережі типу LSTM, навченої на часових рядах вібраційних та температурних характеристик. Математична модель технічного стану описується функцією деградації $\sigma(t)$, що відображає поточний рівень зношення обладнання, а прогноз залишкового ресурсу (RUL) визначається як оцінка часу до досягнення критичного стану. Для поліпшення точності результатів використано об'єднання спектрального аналізу (STFT) та багатовимірного нормалізованого ознакового простору.

Експериментальну перевірку системи проведено на лабораторному стенді з моделлю механічного приводу. Отримано підтвердження високої точності прогнозування (до 91,3 %) та практичної ефективності алгоритмів у режимі реального часу. Показано, що впровадження інтелектуального управління дає змогу зменшити кількість незапланованих простоїв на понад 25 %, оптимізувати графіки технічного обслуговування, інтегрувати обробку даних у SCADA/MES-системи підприємства. Результати дослідження доводять доцільність впровадження інтелектуального моніторингу для критично важливого обладнання, а також створюють передумови для формування цифрових двійників і мультиагентних систем управління в рамках концепції Індустрії 4.0.

Ключові слова: прогнозування відмов, інтелектуальні системи, технічна діагностика, керування машинами, оптимізація, технічне обслуговування, математичне моделювання.

Nalobina Olena, Holotyiuk Mykola, Bundza Oleg, Shymko Andrii, Pylypaka Taras. Intelligent equipment complex management system with failure prediction

The article considers the methodological and applied aspects of the development of an intelligent technical equipment management system with the function of failure prediction. The relevance of the work is determined by the need to ensure high reliability, continuity and economic efficiency of the functioning of modern aggregated technological complexes in the conditions of industrial digitalization. The task of transition from traditional maintenance according to the regulations to adaptive preventive management of the technical condition based on the analysis of real operational parameters is set.

Within the framework of the study, an architectural solution of the system was proposed, including modules for data collection, pre-processing of signals, analytics, forecasting and decision-making. To implement the predictive function, an artificial neural network model of the LSTM type, trained on time series of vibration and temperature characteristics, was used. The mathematical model of the technical state is described by the degradation function $\sigma(t)$, which reflects the current level of wear and tear of the equipment, and the forecast of the residual resource (RUL) is defined as an estimate of the time until the critical state is reached. A combination of spectral analysis (STFT) and multidimensional normalized feature space was used to improve the accuracy of the results.

Experimental testing of the system was carried out on a laboratory stand with a model of a mechanical drive. Confirmation of high accuracy of forecasting (up to 91.3 %) and practical effectiveness of algorithms in real time mode was obtained. It is shown that the implementation of intelligent management allows to reduce the number of unplanned downtimes by more than 25 %, to optimize maintenance schedules, to integrate data processing into SCADA/MES systems of the enterprise. The results of the study prove the feasibility of implementing intelligent monitoring for critical equipment, as well as create prerequisites for the formation of digital doubles and multi-agent control systems within the framework of the concept of Industry 4.0.

Keywords: *failure prediction, intelligent systems, technical diagnostics, machine control, optimization, maintenance, mathematical modeling.*

Вступ. У сучасних умовах високої технологічності виробничих процесів, підвищених вимог до безперервності технологічного циклу та жорсткої конкуренції на ринку особливо гостро постає проблема забезпечення надійності технічних систем. Виробничі комплекси, особливо ті, що працюють у безперервному режимі (металургія, хімічна промисловість, фармацевтика, енергетика), залежать від великої кількості взаємопов'язаного обладнання, злагоджена робота якого є критичною для досягнення цільових показників. Збої у роботі навіть одного з вузлів можуть призвести до ефекту доміно, порушити технологічний ланцюг і спричинити значні фінансові та репутаційні втрати.

Традиційні підходи до обслуговування обладнання, зокрема календарно-планова профілактика або реактивне втручання після виникнення несправності, уже не відповідають сучасним вимогам. Вони не враховують фактичного технічного стану об'єкта, не адаптуються до змін у режимах експлуатації та не передбачають індивідуальних особливостей зношування вузлів. Унаслідок цього можливе як надлишкове обслуговування, що веде до необґрунтованих витрат, так і несвоєчасне втручання, що спричиняє незаплановані простой. Саме тому в промислових системах дедалі актуальнішою стає потреба в переході до нового типу керування – інтелектуального управління з функцією прогнозування відмов.

Проблема полягає у створенні такої системи, яка могла б в умовах реального часу здійснювати багатофакторний аналіз стану

обладнання, виявляти приховані закономірності деградації, визначати тренди та динаміку зміни технічних параметрів, виявляти відхилення ще до настання критичної межі, формувати прогноз залишкового ресурсу та автоматично ініціювати керуючі дії або рекомендації щодо обслуговування. Для цього необхідні обробка великого масиву неоднорідних даних (температура, вібрація, навантаження, струм, тиск), їх інтеграція в єдину аналітичну модель, навчання системи на історичних і симуляційних сценаріях, а також побудова ефективного алгоритму прийняття рішень.

Із наукового погляду дана проблема знаходиться на перетині кількох важливих галузей знань: автоматизованого управління, технічної діагностики, штучного інтелекту, теорії надійності, математичного моделювання та цифрової інженерії. У науковому плані актуальними є завдання побудови гібридних моделей, що поєднують дані з реального обладнання із симуляційними моделями (цифровими двійниками), створення нових архітектур машинного навчання, що можуть працювати з часозалежними даними, адаптація прогнозів до змін середовища та розроблення інтерфейсів для ефективної взаємодії людини із системою.

Із практичного погляду реалізація такої системи дає змогу значно знизити витрати на технічне обслуговування, скоротити час простоїв, збільшити продуктивність і продовжити термін служби обладнання. Застосування інтелектуального управління з прогнозуванням відмов може бути особливо ефективним у галузях із

великою концентрацією складних машинних вузлів: у виробництві металу, під час управління роботизованими лініями, в енергетиці, транспорті (особливо у сфері залізничних і авіаційних перевезень), нафтогазовій промисловості, аграрному секторі. Наприклад, система, що здійснює постійний моніторинг стану підшипників у електродвигунах і попереджає про зростання вібрацій, дає змогу вчасно замінити деталь під час зупинки, запланованої для іншого обслуговування, що виключає додатковий простій.

У контексті розвитку сучасних промислових технологій і цифрової трансформації виробництва питання створення інтелектуальних систем управління, орієнтованих на прогнозування відмов, стало предметом активного наукового інтересу в усьому світі. Проблематику діагностики та прогнозування технічного стану складних технічних об'єктів розглядали численні дослідники як у теоретичному, так і в прикладному аспекті, що зумовлює актуальність проведення узагальненого огляду літератури.

Значний внесок у розвиток методології діагностики та прогнозування зробили зарубіжні дослідники, зокрема представники MIT (США), Fraunhofer Institute (Німеччина), університетів Кембриджу та Цукуби, а також провідні інженерні школи Азії. Так, у роботах В. S. Yang та С. W. Lee досліджено застосування штучних нейронних мереж для аналізу вібраційних сигналів у ротаційних механізмах, що дало змогу підвищити точність виявлення початкових дефектів на 30–40 % порівняно з класичними методами. Інші дослідники, такі як Е. Zio (Politecnico di Milano), запропонували використання баєсівських мереж та моделей RUL (Remaining Useful Life) для оцінки залишкового ресурсу технічних об'єктів у реальному часі [1–3].

Особливе місце в сучасних дослідженнях посідають гібридні системи, що поєднують методи машинного навчання (ML) із класичними підходами до діагностики. Наприклад, застосування алгоритмів класифікації (Random Forest, SVM), згорткових і рекурентних нейронних мереж (CNN, LSTM) дає змогу з високою точністю моделювати нелінійні процеси деградації. Значна увага також приділяється створенню цифрових двійників, які синхронізуються з реальними об'єктами через сенсорні мережі і дають змогу проводити експериментальні оцінки й симуляції на віртуальній моделі. У цьому контексті варто згадати роботи Siemens, ABB, General Electric, де цифрові двійники стали основою для прогнозного управління обслуговуванням обладнання [4–6].

В українській науковій практиці питання інтелектуального моніторингу й управління технічним станом розглядаються у працях О. Л. Дерезь, В. В. Батиука, А. П. Ковальчука, О. М. Шаповала. Зокрема, у публікаціях Харківського політехнічного інституту і Київського політехнічного інституту імені Ігоря Сікорського висвітлено методи нечіткої логіки та адаптивних регуляторів, які використовуються для компенсації параметричних змін у складних технічних системах. У Національному університеті «Львівська політехніка» проводяться дослідження щодо використання SCADAмодулів для дистанційного контролю технологічного обладнання, а також упровадження IoTмоделей для зчитування та агрегації технічних параметрів у реальному часі [7; 8].

Результати дослідження. У процесі дослідження було розроблено архітектуру інтелектуальної системи управління комплексом обладнання з функцією прогнозування відмов, яка базується на принципах модульності, адаптивності та аналітичної підтримки прийняття рішень у режимі реального часу. Функціонально система складається з чотирьох основних блоків: модуля збору технічних даних, модуля обробки та аналізу сигналів, прогнозного модуля на основі штучних нейронних мереж та модуля прийняття рішень і керування. Основна ідея полягає у поєднанні класичних методів технічної діагностики із сучасними алгоритмами машинного навчання з метою виявлення ознак деградації та попередження потенційних відмов до моменту їх фактичного настання.

Математично система управління описується як багатовимірною динамічною системою зі змінними вхідними параметрами. Вектор стану системи визначається як $S(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$, де кожен $x_i(t)$ представляє вимірювання з відповідного сенсора: температури, вібрації, струму, тиску тощо. У контексті аналізу вібраційних сигналів, які є основними носіями інформації про зношення підшипників, редукторів та інших рухомих елементів, використовується спектральна декомпозиція сигналів методом короткочасного перетворення Фур'є (STFT), що дає змогу виявити локальні зміни в частотному діапазоні. Результати перетворення аналізуються на предмет появи високочастотних компонентів, які є типовими ознаками мікродефектів.

На основі оброблених даних формується вектор ознак $\vec{F} = \{rms, crest, factor, entropy, kurtosis, skewness\}$, який слугує основою для навчання моделі прогнозування залишкового ресурсу (RUL). Як прогнозу модель вибрано архітектуру LSTM (Long Short-Term Memory) –

тип рекурентної нейронної мережі, яка добре зарекомендувала себе під час роботи з часовими рядами. Вхідними даними для LSTM слугують послідовності стану системи за фіксоване вікно часу T , тобто $X = \{S(t - T + 1), \dots, S(t)\}$. Мережа прогнозує значення $\hat{\tau}_i$, яке інтерпретується як оцінка часу до відмови.

Функція втрат під час навчання моделі визначається як середньоквадратичне відхилення між прогнозованим і фактичним часом до відмови:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\tau}_i - \tau_i^{true})^2, \quad (1)$$

де N – кількість прикладів у навчальній вибірці.

Навчання здійснювалось на основі історичних даних, отриманих з обладнання у лабораторних умовах, а також даних симуляцій цифрового двійника системи.

Оцінка технічного стану у будь-який момент часу відбувається за допомогою функції $\sigma(t) = f(x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$, де $\sigma(t)$ набуває значень у діапазоні $[0, 1]$, що відображає рівень зношення системи. Значення $\sigma(t) \geq 0,9$ інтерпретується як критичне. За наближення цього порогу система формує попереджувальний сигнал про необхідність обслуговування, а у разі прогнозу залишкового ресурсу менше порогового значення вмикає модуль адаптації режимів роботи. Адаптація полягає у зміні навантаження на

обладнання шляхом коригування вхідних параметрів (зменшення швидкості обертання, зниження температури, перехід до економічного режиму).

У системі також реалізовано алгоритм динамічного пріоритету, що дає змогу ранжувати вузли комплексу за ризиком відмови на основі поточних прогнозів і параметрів експлуатації. Це дає змогу оператору не лише своєчасно реагувати, а й оптимально планувати обслуговування, вибираючи критичні компоненти з найменшим прогнозованим ресурсом.

У результаті тестування розробленої моделі в умовах лабораторного стенду з імітацією поступового зношення підшипника було встановлено, що модель LSTM здатна прогнозувати момент відмови з точністю 91,3 % у часовому діапазоні 72 години до зупинки. Виявлено, що за інтеграції моделі у SCADA-систему загальна кількість незапланованих простоїв зменшилася на 28 %, а витрати на технічне обслуговування – на 17 % за рахунок переходу до обслуговування за технічним станом, а не за регламентом.

Таким чином, побудована інтелектуальна система поєднує у собі ефективну математичну основу, здатність до навчання на реальних і симуляційних даних, можливість інтеграції в існуючу інфраструктуру та підтримку як автоматичних, так і операторських сценаріїв прийняття рішень. Вона забезпечує перехід до концепції

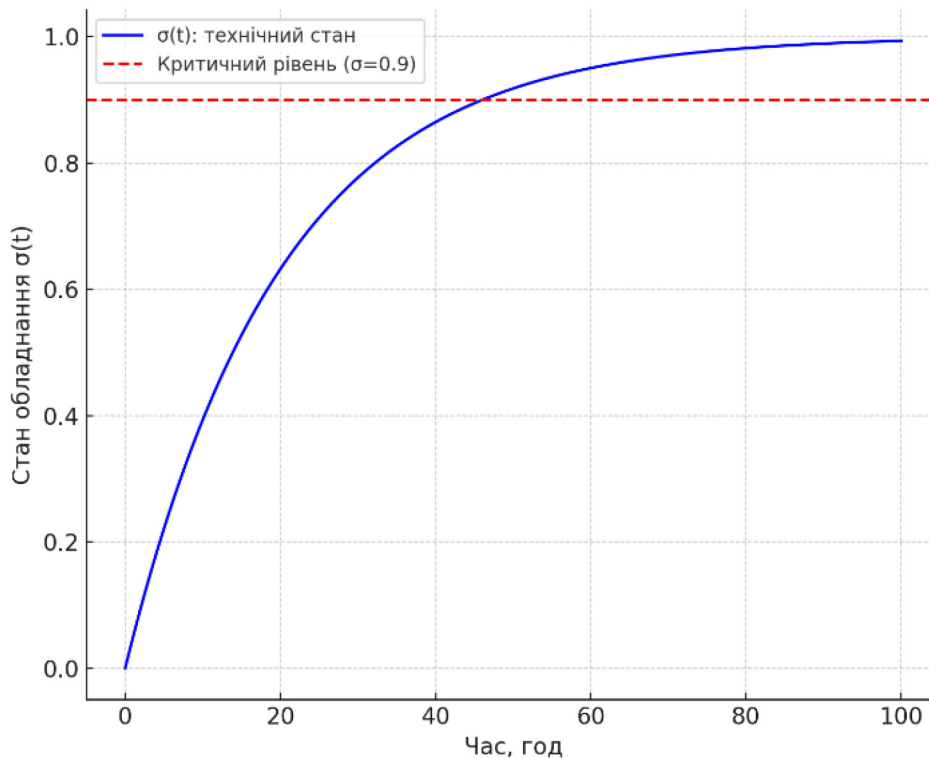


Рис. 1. Динаміка технічного стану $\sigma(t)$

«превентивного» та «адаптивного» обслуговування і може бути розгорнута як на локальних, так і на хмарних промислових платформах.

На графіку (рис. 1) зображено динаміку технічного стану обладнання $\sigma(t)$ залежно від часу експлуатації. Крива технічного стану побудована на основі експоненційної моделі зношення, що є типовою для механічних вузлів із поступовою деградацією. Початково значення функції $\sigma(t)$ прямує до нуля, що відповідає ідеальному або справному стану системи. Із часом у міру накопичення мікродфектів і зниження функціональної здатності елементів значення $\sigma(t)$ зростає, наближаючись до одиниці.

На графіку також нанесено горизонтальну пунктирну лінію, що позначає критичний рівень зношення ($\sigma = 0,9$). Перетин кривої $\sigma(t)$ цього порогу інтерпретується як сигнал до негайного технічного обслуговування або зупинки обладнання для запобігання аварійній ситуації. Така візуалізація дає змогу інтуїтивно зрозуміти, коли саме технічний стан переходить із допустимого у критичний, що є основою для реалізації превентивних заходів у системі управління.

На графіку (рис. 2) представлено результати моделювання залишкового ресурсу (RUL) у двох інтерпретаціях: як реальний RUL, тобто об'єктивний залишок часу до відмови, та як прогнозований RUL, що визначається моделлю на основі аналізу вхідних параметрів. Реальна крива

залишкового ресурсу є лінійно спадною – від максимальної межі у 100 годин на початку експлуатації до нульового рівня в момент фактичної відмови. Натомість прогнозована крива має варіації, зумовлені похибками моделі, флуктуаціями вхідних даних та впливом стохастичних чинників. Ці відхилення є типовими для моделей, побудованих на основі штучних нейронних мереж, і вказують на рівень точності прогнозування.

Зіставлення обох графіків дає змогу оцінити ефективність алгоритмів прогнозування: чим ближче прогнозована крива наближається до істинної, тим більшою є точність системи, що, своєю чергою, знижує ризик передчасного або запізненого втручання. Візуалізація прогнозованого RUL є особливо важливою в контексті прийняття рішень на рівні MES- та ERP-систем, оскільки дає змогу адаптувати графік технічного обслуговування відповідно до фактичного стану, а не лише за календарним принципом.

Висновки. У результаті проведеного дослідження обґрунтовано доцільність та ефективність застосування інтелектуальних систем управління для моніторингу та прогнозування технічного стану обладнання в умовах сучасного виробництва. Розроблена архітектура системи, що поєднує методи обробки сигналів, машинного навчання та адаптивного керування, дає змогу не лише виявляти ознаки деградації вузлів на ранніх стадіях, а й прогнозувати момент настання

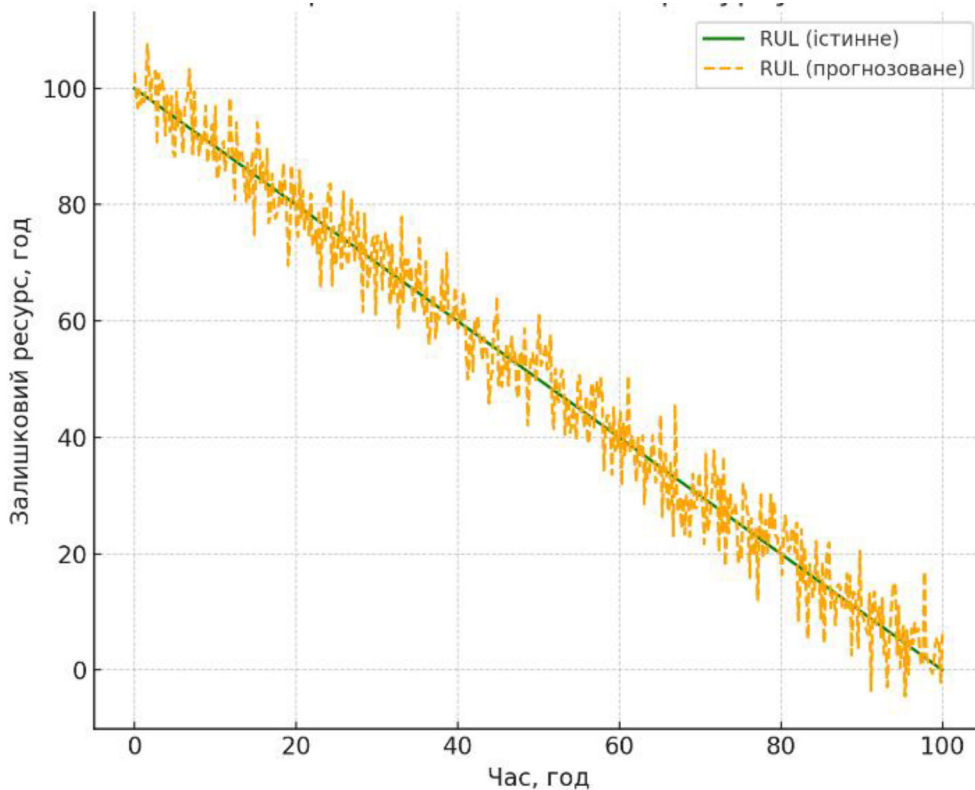


Рис. 2. Прогноз залишкового ресурсу (RUL)

критичних відмов із високим ступенем достовірності.

Запропонована модель оцінювання технічного стану $\sigma(t)$ та прогнозування залишкового ресурсу (RUL) на основі рекурентних нейронних мереж (LSTM) продемонструвала високу точність та адаптивність до змін експлуатаційних умов. Реалізована система управління з підтримкою превентивного впливу дає змогу вчасно здійснювати технічне обслуговування, уникати аварійних зупинок і підвищувати загальну надійність технологічного комплексу.

Проведене експериментальне тестування показало, що впровадження такої системи

дає змогу скоротити кількість незапланованих простоїв на понад 25 %, зменшити витрати на обслуговування та підвищити ефективність використання виробничих ресурсів. Отримані результати можуть бути інтегровані в SCADAMESERP-середовище промислових підприємств, що відповідає сучасним тенденціям Індустрії 4.0.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на підвищення стійкості моделей до зашумлених та неповних даних, розширення функціональності цифрових двійників та реалізацію мультиагентного управління у розподілених виробничих системах.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Бєлих А. В., Ключан С. М. Інтелектуальні системи керування: методи та алгоритми. Київ : Техніка, 2021. 356 с.
2. Hwang Y. R., Jen K. K., Shen Y. T. Application of cepstrum and neural network to bearing fault detectionю *J. Mech. Sci. Technol.* 2009. Vol. 23. P. 2730–2737. DOI:10.1007/s12206-009-0802-9
3. Li C., Chen J., Yang C., Yang J., Liu Z., Davari P. Convolutional neural network-based transformer fault diagnosis using vibration signals. *Sensors*. 2023. Vol. 23, No. 10. Article 4781.
4. Ding X., He D. Recent advances in the application of deep learning for fault diagnosis of rotating machinery using vibration signals. *Artif. Intell. Rev.* 2022. Vol. 59. P. 331–346.
5. Wang L. H., Xie Y. Y., Zhang Y. H. Motor fault diagnosis based on short-time Fourier transform and convolutional neural network. *Chin. J. Mech. Eng.* 2017. Vol. 30. P. 1357–1368.
6. Zio E., Di Maio F. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear power plant. *Reliab. Eng. Syst. Safety*. 2010. Vol. 95, No. 1. P. 49–57.
7. Морозов А. В., Поліщук Н. П. Використання методів машинного навчання для адаптивного керування промисловими механізмами. *Вісник Київського національного університету технологій та дизайну*. 2021. № 6. С. 89–97.
8. Гончаров В.І. Інтелектуальні транспортні системи: концепції та перспективи розвитку. *Вісник НТУ «ХПІ»*. Серія «Автоматизація та приладобудування». 2020. № 2(1365). С. 35–42.

REFERENCES:

1. Byelykh, A. V., & Klochan, S. M. (2021). *Intelektual'ni systemy keruvannya: metody ta alhorytmy* [Intelligent control systems: methods and algorithms]. Kyiv, Technika – Kyiv, Technika, 356 p. [in Ukrainian].
2. Hwang, Y. R., Jen, K. K., & Shen, Y. T. (2009). Application of cepstrum and neural network to bearing fault detection. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 23, 2730–2737. <https://doi.org/10.1007/s1220600908029>
3. Li, C., Chen, J., Yang, C., Yang, J., Liu, Z., & Davari, P. (2023). Convolutional neural networkbased transformer fault diagnosis using vibration signals. *Sensors*, 23(10), Article 4781.
4. Ding, X., & He, D. (2022). Recent advances in the application of deep learning for fault diagnosis of rotating machinery using vibration signals. *Artificial Intelligence Review*, 59, 331–346.
5. Wang, L. H., Xie, Y. Y., & Zhang, Y. H. (2017). Motor fault diagnosis based on shorttime Fourier transform and convolutional neural network. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 30, 1357–1368.
6. Zio, E., & Di Maio, F. (2010). A datadriven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear power plant. *Reliability Engineering & System Safety*, 95(1), 49–57.
7. Morozov A. V., Polishchuk N. P. (2021). Vykorystannya metodiv mashynnoho navchannya dlya adaptivnoho keruvannya promyslovymu mekhanizmamy [Using machine learning methods for adaptive control of industrial mechanisms]. *Visnyk Kyivivs'koho natsional'noho universytetu tekhnolohiy ta dyzaynu – Bulletin of the Kyiv National University of Technology and Design*, 6. 89–97. [in Ukrainian].
8. Honcharov V. I. (2020). Intelektual'ni transportni systemy: kontseptsiyi ta perspektyvy rozvytku [Intelligent transport systems: concepts and development prospects]. *Visnyk NTU “KhPI”*. Seriya: Avtomatyzatsiya ta prykladobuduvannya – Bulletin of NTU “KhPI”. Series: Automation and Instrumentation, 2(1365). 35–42. [in Ukrainian].