

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-369-16>

УДК 629.064:631.372:004.8

МАТВИЄНКО ОЛЕКСАНДР

Херсонський державний аграрно-економічний університет

<https://orcid.org/0000-0002-5408-8293>

e-mail: richdad.ua@gmail.com

АУЛІН ВІКТОР

Центральноукраїнський національний технічний університет

<https://orcid.org/0000-0003-2737-120X>

e-mail: aulinvv@gmail.com

ГРИНЬКІВ АНДРІЙ

Центральноукраїнський національний технічний університет

<https://orcid.org/0000-0002-4478-1940>

e-mail: avgrinkiv@gmail.com

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАЛИШКОВОГО РЕСУРСУ ПІДШИПНИКОВИХ ВУЗЛІВ МОБІЛЬНИХ МАШИН НА ОСНОВІ ВИЯВЛЕННЯ ПОЧАТКУ ДЕГРАДАЦІЇ ТА ПРОТОКОЛУ ОЦІНЮВАННЯ

У статті розв'язано задачу побудови прогностичного контуру інтелектуального технічного сервісу підшипникових вузлів мобільних машин за даними випробувань до відмови. Запропоновано чотири складові методики й експериментально перевірено на дванадцяти природних траєкторіях деградації: чотири повні траєкторії до відмови й вісім цензурованих (публічний набір даних IMS). Перша складова методики – це інтегральний індекс технічного стану на основі першої головної компоненти ознак, нормалізованих на базовий період власної траєкторії. Виявлено, що трендовість індексу для відмовлених підшипників вища, ніж для цензурованих (0,654 проти 0,493), але, в той же час, вона не є універсальною, оскільки зафіксовано як хибні тренди справних вузлів, так і відмову без тренду. В зв'язку з цим, індексу відведено роль входу детекторів, а не самостійного критерію. Друга складова методики – це кворумний ансамбль трьох різномірних детекторів початку деградації: робастного порогу, контрольної карти EWMA та ізоляційного лісу. З підтвердженням п'ятьма послідовними знімками він виявляє початок деградації в трьох траєкторіях із чотирьох з випередженням 72–623 год, яке достатнє для планового, а не для аварійного сервісу. Третя складова методики – це правило визначення типу дефекту за узгодженим скорингом гармонічного гребінця характерних частот обвідної віброцигнали: три правильні діагнози з чотирьох проти одного в правила домінантного піка. Причому діагноз можна впевнено визначити практично одночасно з виявленням початку деградації. Четвертою складовою запропонованої методики є чесний об'єктивний протокол оцінювання залишкового ресурсу *leave-one-bearing-out*. Здійснюється порівняння з випадковим поділом знімків і кількісно викривається витік даних через часову автокореляцію траєкторії – зниження середньоквадратичної похибки прогнозу в 2,5 раза (21,5 проти 53,8 год). Сформульовано також вимогу об'єктного калібрування конформних інтервалів прогнозу. Окремо задокументовано принципову межу одноканального вібромоніторингу, тобто відмову без вібраційного прояву. Результати доповнюють запропоновані в попередніх роботах авторів методику вибору моделей та інтегрований діагностичний конвеєр прогностичним контуром обслуговування за станом.

Ключові слова: інтелектуальний технічний сервіс, підшипник кочення, випробування до відмови, індекс технічного стану, залишковий ресурс.

МАТВИЄНКО ОЛЕКСАНДР

Kherson State Agrarian and Economic University

AULIN VIKTOR, HRYNKIV ANDRII

Central Ukrainian National Technical University

REMAINING USEFUL LIFE PREDICTION OF BEARING UNITS OF MOBILE MACHINERY BASED ON DEGRADATION ONSET DETECTION AND AN EVALUATION PROTOCOL

The paper addresses the problem of building the prognostic loop of an intelligent maintenance system for bearing units of mobile machinery using run-to-failure test data. Unlike diagnostic benchmarks with artificially seeded faults, run-to-failure trajectories expose the entire life of a unit, from run-in to natural failure. They therefore allow the validation of prognostic rather than purely classification methods. Four components of the methodology are proposed and experimentally verified on twelve natural degradation trajectories of the public IMS bearing dataset: four complete failure trajectories and eight censored ones. The first component of the methodology is an integral technical condition index (health index). It is constructed as the first principal component of fifteen snapshot features normalized to the baseline period of each trajectory. The trendability of the index is higher for failed bearings than for censored ones (0.654 versus 0.493, Mann–Whitney $p = 0.055$). However, it is not a universal indicator, because both false trends of healthy units (up to 0.737) and a failure without any trend (0.296) are documented. For this reason the index serves as an input to onset detectors rather than as a stand-alone decision criterion. The second component is a quorum ensemble of three heterogeneous degradation onset detectors: a robust MAD threshold, an EWMA control chart and an isolation forest. Each of them is confirmed by five consecutive snapshots against the self-healing effect. The ensemble detects the onset in three of four trajectories with lead times of 72–623 hours. This is sufficient to schedule the replacement outside the seasonal peak period and, in the best case, to order spare parts without urgent logistics. The k -out-of- N quorum rule turns detector disagreement on non-monotonic trajectories into an adjustable trade-off between early warning and false alarms. The third component is a defect-type identification rule based on matched scoring of the harmonic comb of bearing characteristic frequencies in the envelope spectrum. It yields three correct diagnoses out of four versus one out of four for the dominant-peak rule. Moreover, the diagnosis becomes readable almost simultaneously with the detected onset. The fourth component is an honest object-level evaluation protocol for remaining useful life regression (*leave-one-bearing-out*). Its comparison with the common random snapshot split quantifies the data leakage caused by temporal autocorrelation of a trajectory as a 2.5-fold understatement of the prediction error (RMSE 21.5 versus 53.8 hours). The same object-level requirement is also formulated for the calibration of conformal prediction intervals. A principal limitation of single-channel vibration monitoring is documented separately, namely a failure with no vibration manifestation in the available channel. It is translated into architectural requirements of channel and modality redundancy. The results extend

the model selection methodology and the integrated diagnostic pipeline proposed in the authors' previous works with a prognostic loop of condition-based maintenance.

Keywords: intelligent maintenance system, rolling bearing, run-to-failure testing, health index, remaining useful life.

Стаття надійшла до редакції / Received 12.08.2026

Прийнята до друку / Accepted 24.09.2026

Опубліковано / Published 15.10.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Матвієнко Олександр, Аулін Віктор, Гриньків Андрій

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

У попередніх роботах авторів закладено методологічні основи інтелектуалізації транспортних і виробничих систем, зокрема діагностичних експертних систем [1]. Також класифіковано типи діагностичних сигналів і відповідних методів машинного навчання [2]. Визначено засади архітектури даних для систем оцінювання технічного стану [3]. Запропоновано методику вибору робастних моделей вібродіагностики у вигляді матриці рішень за факторами доменного зсуву й шуму міток [4]. Усі ці інструменти відповідають на питання «що зламалося і що робити зараз?» і утворюють діагностичний контур системи.

Дослідження свідчать, що для планування технічного сервісу мобільних машин самого діагнозу недостатньо. Потрібна відповідь на питання «скільки ще можна працювати?». Вартість простою машини різко залежить від сезону – аварійна відмова в розпал польової кампанії коштує незрівнянно більше за планову заміну вузла в міжсезоння. В зв'язку з цим цінність діагностичної системи визначається насамперед її здатністю попередити про відмову заздалегідь, із запасом часу на планування ремонту й логістику запасних частин. Це є полем прогностичного контуру, який охоплює стеження за ступенем деградації вузла, виявлення моменту її початку, визначення типу дефекту в розвитку й оцінювання залишкового ресурсу.

Побудова прогностичного контуру для підшипникових вузлів – типових критичних елементів трансмісії і робочих органів мобільних машин – ґрунтується в чотири відкриті питання. По-перше, чи придатний інтегральний індекс технічного стану бути інструментом стеження за деградацією або універсальним індикатором природної траєкторії деградації? По-друге, як визначати момент початку деградації, коли сама деградація немонотонна? Відомо, що свіжий дефект тимчасово «пригладжується», і рівень вібрації спадає, провокуючи або хибні тривоги, або запізнення. По-третє, чи можна визначити тип дефекту в процесі природної деградації а не за штучно внесеними дефектами відомого типу, на яких побудована більшість еталонних наборів? По-четверте – і це питання є методично найгострішим – як об'єктивно оцінити похибку прогнозу залишкового ресурсу, якщо знімки однієї траєкторії деградації сильно автокорельовані в часі й звичні протоколи перевірки схильні прикрашати результат? Ці чотири питання утворюють предметну область даної роботи.

Аналіз досліджень та публікацій

Місце прогностики в системах моніторингу стану машин унормовано стандартом ISO 13381-1 [11], який визначає її як оцінювання часу до відмови та ризику для наявних і майбутніх видів відмов. Методологічну базу метрик прогностики закладено в роботі [10], де стандартизовано поняття й спеціалізовані метрики оцінювання прогнозу залишкового ресурсу та наголошено на дефіциті повних траєкторій деградації як головній особливості прогностичних задач. Експериментальною основою досліджень прогностики підшипників мобільних машин слугують випробування до відмови. Класичним і найбільш цитованим публічним набором таких випробувань є набір IMS, оприлюднений разом із методом вейвлетного виявлення слабких сигнатур дефектів [5]. При цьому актуальним напрямом є некеровані підходи до виявлення несправностей обертючих машин [15], які не потребують розмічених прикладів дефектів і є властивістю, критичною саме для природної деградації, де розмітка в часі відсутня.

Для стеження за деградацією в науковій технічній літературі усталився інтегральний індекс технічного стану (health index). Він згортає багатовимірний вектор ознак в скаляр, придатність якого оцінюється метриками монотонності, трендовості й робастності [7]. Запропоновано численні конструкції індексу та схеми його використання. Однією з них є кластеризація стадій деградації з подальшим оцінюванням ресурсу нейронною мережею [7]. Інші схеми спрямовані на виявлення слабкої початкової деградації [8] та на імовірнісне оцінювання стану [9]. Спільною рисою зазначених робіт є зосередження уваги на відмовлених траєкторіях, де індекс за побудовою має тренд. Поведінка тих самих індексів на цензурованих траєкторіях (вузол справний до кінця спостереження), де хибний тренд означає хибну тривогу, досліджена значно менше. При визначенні типу дефекту фізичною основою залишається аналіз обвідної вібросигналу на характерних частотах підшипника [6]. Водночас відомо, що на пізній стадії деградації стану підшипника діагностична цінність простих індикаторів на кшталт ексцесу чи окремих спектральних піків спадає [18]. В той час поширені правила визначення типу дефекту за домінантною лінією обвідної цього не враховують.

В оцінюванні залишкового ресурсу активно застосовуються методи машинного навчання, зокрема ізоляційний ліс і темпоральні згорткові мережі [14]. Останніми роками зростає увага до валідності самих протоколів оцінювання. У роботі [16] кількісно продемонстровано, що витік даних (data leakage) – потрапляння фрагментів одного запису по обидва боки поділу «навчання/перевірка» – систематично завищує оцінки якості вібродіагностики підшипників. На чутливість порівняльних результатів до протоколу поділу вказано й у проведеному дослідженні в роботі [17]. В зазначених роботах розглянуто класифікаційні задачі, а для задачі залишкового ресурсу за випробуваннями до відмови, де джерелом витоку є не дублювання вікон, а часова автокореляція траєкторії, кількісної міри цього ефекту в доступних публікаціях нами не виявлено. Бракує й

сформульованих вимог до калібрування інтервалів невизначеності прогнозу ресурсу. Конформне передбачення (conformal prediction) [12, 13] буде інтервал, що покриває фактичний ресурс із наперед заданою ймовірністю, і не потребує для цього припущень про закон розподілу самих даних. Єдиною умовою гарантії побудови коректного інтервалу є статистична рівноправність (обмінність) калібрувальних і робочих спостережень, а саме її порушує кореляція сусідніх знімків однієї траєкторії.

Аналіз літературних джерел дає можливість виділити чотири нерозкриті питання, які і визначають предмет даної роботи: поведінка інтегрального індексу технічного стану одночасно на відмовлених і цензурованих природних траєкторіях; поєднання різномірних детекторів початку деградації за немономонної деградації; визначення типу дефекту в часовій динаміці природної деградації замість правила домінантного піка; кількісна оцінка впливу протоколу перевірки на похибку прогнозу залишкового ресурсу та вимоги до оцінювання його невизначеності.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є розроблення та експериментальна перевірка на природних траєкторіях деградації методики прогностичного контуру інтелектуального технічного сервісу підшипникових вузлів мобільних машин, яка поєднує кворумне виявлення початку деградації та чесний об'єктний протокол оцінювання залишкового ресурсу.

Для досягнення мети необхідно розв'язати такі завдання:

- побудувати інтегральний індекс технічного стану підшипникового вузла мобільної машини за вібраційними ознаками й кількісно оцінити його придатність (монотонність, трендовість, робастність) одночасно на відмовлених і цензурованих траєкторіях природної деградації;
- порівняти детектори початку деградації різної природи, оцінити час випередження відмови та обґрунтувати кворумне правило їх поєднання, стійке до немономонної деградації;
- розробити правило визначення типу дефекту в динаміці природної деградації на основі узгодженого оцінювання гармонічного гребінця характерних частот спектра обвідної;
- кількісно оцінити вплив протоколу перевірки – випадкового поділу знімків проти об'єктного поділу за підшипниками – на оцінку похибки прогнозу залишкового ресурсу і сформулювати вимоги до його оцінювання, включно з калібруванням інтервалів невизначеності.

Об'єктом дослідження є процес зміни технічного стану підшипникових вузлів мобільних машин впродовж природної деградації до відмови. Предметом дослідження є методи побудови інтегрального індексу технічного стану, виявлення початку деградації, визначення типу дефекту та оцінювання залишкового ресурсу за вібраційними сигналами.

Виклад основного матеріалу

Експериментальною базою дослідження обрано набір даних Центру інтелектуальних систем обслуговування (Center for Intelligent Maintenance Systems, IMS) [5]. Увага зосереджена на класичних випробуваннях підшипників до відмови (run-to-failure), у яких деградація розвивається природно, без штучного внесення дефектів. Саме цим набір відрізняється від поширених сталонних наборів із заздалегідь виготовленими дефектами, використаних у попередній роботі [4] авторів. При цьому замість готових класів «справний – дефектний» спостерігається весь життєвий шлях вузла – від припрацювання до руйнування і робить набір придатним для перевірки методів прогностики, а не лише класифікації технічного стану.

На валу стенда, що обертається зі сталою частотою 2000 об/хв ($f_r = 33,3$ Гц) під радіальним навантаженням 26,7 кН, встановлено чотири дворядні роликові підшипники Rexnord ZA-2115. Кінематика підшипника задає характерні частоти дефектів: частоту перекошування тіл по зовнішньому кільцю (ball pass frequency, outer race – BPFO) 236,4 Гц, по внутрішньому кільцю (BPFI) – 296,9 Гц та частоту обертання тіл кочення (ball spin frequency, BSF) – 139,9 Гц. Саме на цих частотах та їхніх гармоніках дефект проявляється в обвідній вібросигналі [6]. Кожні 10 хвилин вимірювальна система реєструє «знімок» – 20480 відліків (близько 1 с) вібрації кожного каналу за частоти дискретизації 20 кГц. Проведено три експерименти. Перший (2156 знімків, по два взаємно перпендикулярні канали на підшипник) завершився відмовою одразу двох підшипників – внутрішнього кільця В3 і тіл кочення В4. Другий (984 знімки, по одному каналу) завершився відмовою зовнішнього кільця В1, а третій (4448 доаварійних знімків) – відмовою зовнішнього кільця В3. У підсумку маємо 12 траєкторій деградації (далі позначатимемо їх Sk/Bm , де k – номер експерименту, m – номер підшипника), з яких 4 – повні траєкторії до відмови, а 8 – цензуровані (підшипники справні на момент зупинки експерименту).

Особливістю випробувань до відмови, яка визначає всю подальшу методику є відсутність розмітки в часі. Відомим є лише фінальний діагноз кожного підшипника, а не його стан у довільний момент. Звідси перший запобіжник. Мітку класу дозволено приписувати лише траєкторії в цілому, і не можна навчати класифікатор «стану» на проміжних знімках, бо невідомо, коли саме почався дефект. Подальші запобіжники дає ревізія набору. По-перше, архів третього експерименту містить 6324 знімки, з яких 1876 записано вже після фактичної відмови (стенд певний час працював в аварійному стані) і їх виключено з усіх обчислень. По-друге, один із каналів першого експерименту уражений регулярними імпульсними завадами, що спотворюють експес, – канал позначено й не використано. По-третє, інтервали між знімками першого експерименту нерегулярні (перші 43 записано щоп'ять хвилин), тому час усюди відлічується за мітками часу файлів, а не за номером знімка. Нарешті, підшипнику кочення властивий ефект «самолікування» (self-healing). Після першого стрибка вібрації свіжа

раковина пригладжується тілами кочення, і рівень вібрації тимчасово спадає. Алгоритми, які неявно припускають монотонність деградації, на таких ділянках можуть помилятися.

Першим складником прогностичного контуру є інтегральний індекс технічного стану (англійський термін – health index, HI) – скалярна величина, що згортає багатовимірний вектор ознак знімка в одне число, придатне для стеження в часі [7–9]. Нами використано найуживанішу конструкцію такого індексу. Для кожного знімка обчислюється 15 ознак: п'ять часових статистик (середньоквадратичне значення, ексцес, коефіцієнт асиметрії, пік-фактор, розмах), спектральна ентропія та дев'ять ознак обвідної – її середньоквадратичне значення й амплітуди спектра обвідної, абсолютні та відносні, на чотирьох характерних частотах (BPFO, BPFI, BSF і 2·BSF). Ознаки кожної траєкторії нормалізуються на власний базовий період – перші 10% знімків (не менше 20), коли підшипник свідомо справний. Це переводить різномірні величини в порівнянні відхилення від індивідуальної норми вузла. При цьому індексом стану слугує перша головна компонента (principal component analysis, PCA) нормалізованої знімкової матриці, орієнтована так, щоб індекс зростав із наближенням відмови. Контрольним варіантом індексу є середнє z-відхилення восьми ключових ознак. Він приводить до тих самих висновків, тобто результати цього етапу стійкі до вибору конструкції індексу.

Траєкторії індексу стану всіх дванадцяти підшипників показано на рис. 1.

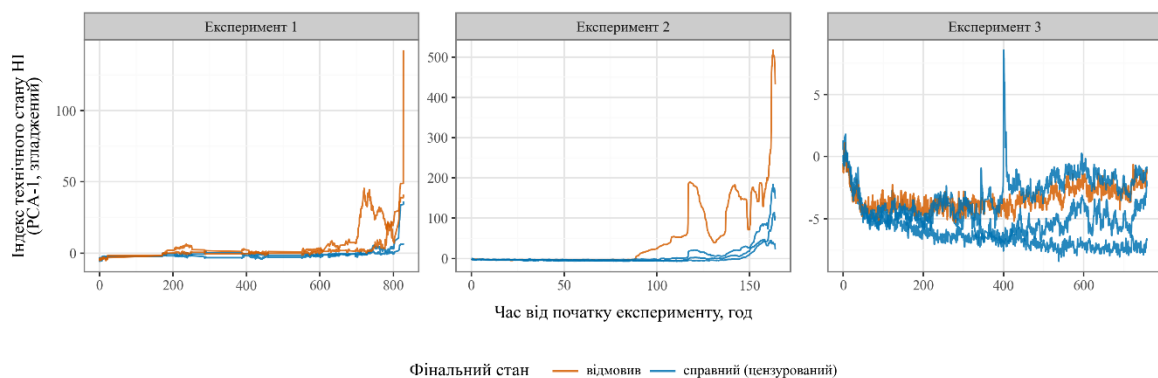


Рис. 1. Еволюція інтегрального індексу технічного стану 12 підшипників у трьох експериментах випробувань до відмови (згладжено ковзною медіаною)

Придатність індексу оцінювалась стандартною для прогностики тріадою метрик [7]: монотонність (частка односпрямованих кроків), трендовість (модуль рангової кореляції Спірмена з часом) і робастність (стійкість до високочастотного шуму). Зазначимо, що розділювальну здатність на цих даних показала лише трендовість. Монотонність усіх дванадцяти траєкторій близька до нуля через «самолікування» і шум (індекс раз у раз відступає, тож односпрямованих кроків мало і у відмовлених, і у справних вузлів), а діапазони робастності обох груп перекриваються. Порівняння траєкторій за трендовістю наведено на рис. 2.

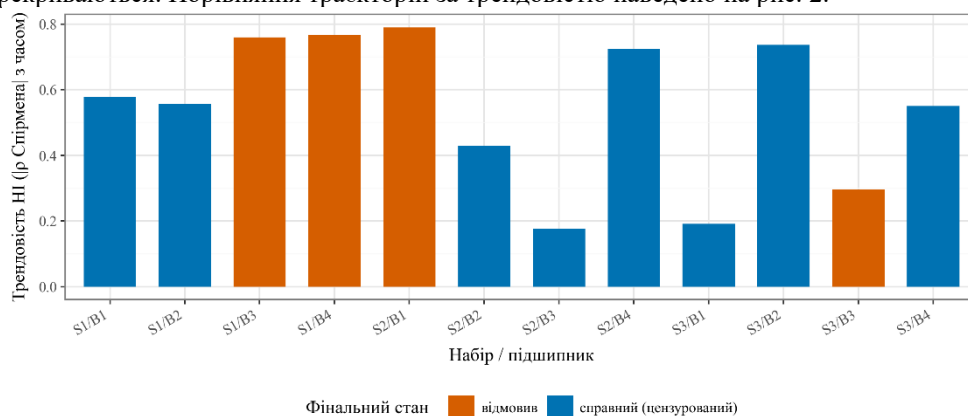


Рис. 2. Трендовість індексу технічного стану: відмовлені проти цензурованих підшипників

Фіксується помірно позитивний результат, і його інтерпретація важлива для подальшої побудови методики. Трендовість індексу для чотирьох відмовлених траєкторій у середньому становить 0,654 проти 0,493 у восьми цензурованих (критерій Манна-Вітні, $p = 0,055$ – за такого малого обсягу вибірки значущість лише межева). Три з чотирьох відмовлених траєкторій мають виразний тренд (трендовість 0,760; 0,768; 0,790), але загальну картину спотворюють два явища. По-перше, окремі цензуровані підшипники теж демонструють високу трендовість (до 0,737) – повільний дрейф ознак без жодної відмови. По-друге, одна з відмовлених траєкторій (зовнішнє кільце в третьому експерименті, далі – S3/B3) має трендовість лише 0,296 – нижчу за середню у справних підшипників.

Випадок S3/B3 заслуговує на окремий розгляд, оскільки він окреслює принципову межу застосовності одноканального вібромоніторингу. Підшипник, що завершив експеримент зруйнованим зовнішнім кільцем,

майже до самого кінця не проявляв деградації в доступному вібраційному каналі. Третій експеримент реєстрував лише одну вісь на підшипник, і в цій осі ані індекс стану, ані (як буде показано нижче) характерні частоти в обвідній не дали випереджувального сигналу. Це обмеження не конкретного алгоритму, а самої схеми спостереження. Одновісний сенсор у фіксованій точці не гарантує спостережності кожного механізму відмови. Практичних наслідків при цьому два. Перший – резервування каналів і типів вимірювань. Другий – проєктування діагностичної системи з відмовостійкою логікою, яка враховує можливість пропуску, замість обіцянки стовідсоткового покриття. До цього повернемося у висновках.

Підсумуємо перший етап. Інтегральний індекс технічного стану на природних траєкторіях деградації працює, але не як універсальний індикатор, тому що висока трендовість трапляється й без відмови, а відмова можлива без трендовості. Тому в методиці інтегральний індекс відіграє роль входу для детекторів початку деградації, а не самостійного критерію. До побудови таких детекторів переходимо далі.

Друге питання прогностичного контуру – коли починається деградація. Момент початку деградації (задача onset detection) поділяє роботу діагностичної системи на два режими. Доки деградації немає, вузлу достатньо нечастих планових перевірок, а після її виявлення система переходить до щільного стеження за трендом і оцінювання залишкового ресурсу. Не менш важливий є і часовий запас між виявленням початку деградації та відмовою. Саме він визначає, чи буде ремонт вузла плановим, а не аварійним. Складність задачі створює описаний вище ефект «самолікування». Деградація немонотонна, перший сплеск вібрації може тимчасово згаснути, тож детектор, налаштований на разове перевищення порога: або зчиняються хибні тривоги, або – у разі завищення порогу – спостерігається ефект спізнення.

Замість пошуку єдиного «найкращого» детектора порівнюються три детектори різної природи, що працюють на спільному індексі технічного стану й відштовхуються від того самого базового періоду, що й нормалізація ознак. Першим дефектом є робастний статистичний поріг на рівні медіани базового періоду плюс шість медіанних абсолютних відхилень (median absolute deviation, MAD). Другим – контрольна карта експоненційно зваженого ковзного середнього (exponentially weighted moving average, EWMA) зі сталою згладжування 0,2 і контрольною межею в шість стандартних відхилень з поправкою на згладжування. Третім – ізоляційний ліс (isolation forest) зі 200 дерев. Це детектор аномалій без розподільчих припущень, навчений на повному векторі нормалізованих ознак базового періоду (порогом слугує 0,5-й перцентиль його шкору аномальності на цьому ж періоді). Проти хибних спрацювань від «самолікування» всі три детектори мають однаковий запобіжник підтвердження. Початок деградації зараховується лише після $M = 5$ послідовних знімків за порогом, тобто після приблизно 50 хвилин безперервного перевищення.

Моменти спрацювання детекторів на чотирьох відмовлених траєкторіях показано на рис. 3, а час випередження відносно кінця траєкторії – у табл. 1.

Таблиця 1

**Випередження виявлення початку деградації, годин до відмови
(підтвердження $M = 5$ послідовних знімків)**

Траєкторія (фінальний діагноз)	Поріг MAD	EWMA	Ізоляційний ліс
S1/B3 (внутрішнє кільце)	81,0	618,0	274,1
S1/B4 (тіла кочення)	621,5	623,5	623,0
S2/B1 (зовнішнє кільце)	73,3	74,8	71,5
S3/B3 (зовнішнє кільце)	—	—	—

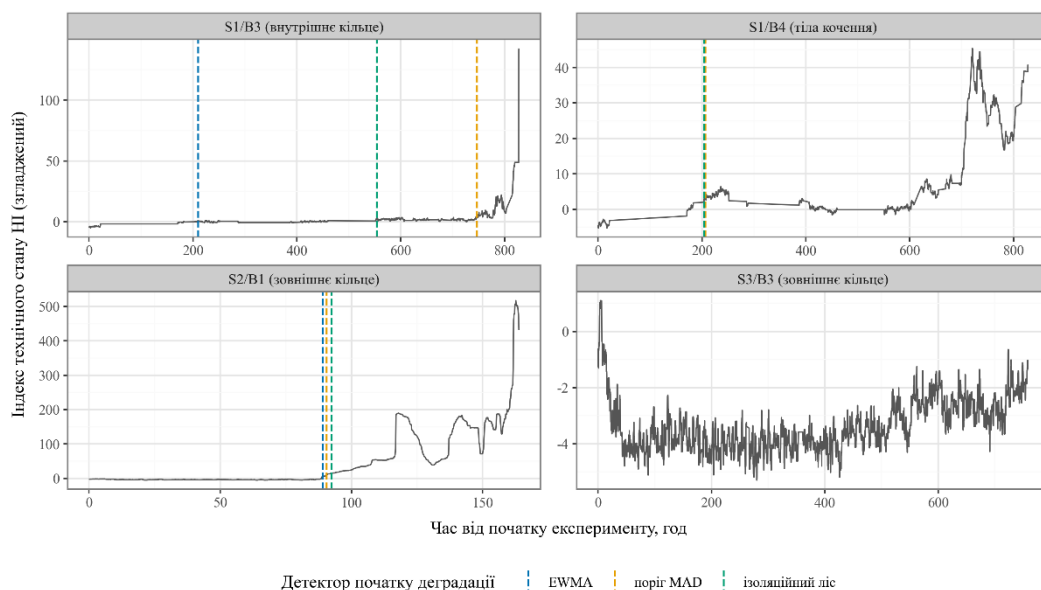


Рис. 3. Траєкторії індексу технічного стану чотирьох відмовлених підшипників з маркерами спрацювання трьох детекторів початку деградації

Три з чотирьох траєкторій виявлено заздалегідь, із випередженням приблизно від 72 годин (три доби) до 623 годин (майже місяць). Внутрішня структура табл. 1 повчальна. На траєкторії S1/B4 три детектори збігаються з точністю до двох годин – деградація тіл кочення там має чіткий, одностадійний початок. На S2/B1 збіг так само тісний (71,5–74,8 год), а от на S1/B3 – детектори розходяться більш як на пів тисячі годин. Траєкторія має ранню ділянку нестабільності, яку контрольна карта EWMA трактує як початок деградації, поріг MAD – ігнорує, а ізоляційний ліс займає проміжну позицію. Підкреслимо, що «правильного» і «хибних» детекторів тут немає. За немонотонної деградації з тимчасовими поверненнями до норми неоднозначним є саме поняття її початку. Четверта траєкторія (S3/B3) не виявлена жодним детектором до зупинки стенда. Це узгоджується з відсутністю вібраційного прояву цієї відмови, встановленою вище, і чесно фіксується межа методу.

З цього спостереження випливає конструктивний висновок методики. Замість вибору одного детектора слід використовувати ансамбль різнорідних детекторів із кворумним правилом «k-із-N», за яким початок деградації оголошується тоді, коли його підтверджують щонайменше k детекторів з N. Кворум перетворює розбіжність детекторів із проблеми на регульований компроміс. М'який кворум (1-із-3) дає найраніше попередження ціною можливих хибних тривог, жорсткий (3-із-3) – найнадійніше підтвердження ціною запізнення. Вибір робочої точки стає інженерним параметром, який налаштовується під вартість хибної тривоги й пропуску конкретного вузла. Слід оцінити практичний масштаб одержаних випереджень для мобільної транспортної і сільськогосподарської техніки. Навіть найскромніші три доби достатні, щоб спланувати заміну підшипникового вузла поза піком відповідальних робіт, а місячне випередження – дозволяє замовити запасні частини без термінової логістики.

Водночас детектор початку деградації відповідає лише на питання «щось почалося», але не «що саме». Для планування ремонту потрібен ще тип дефекту. Третім питанням прогностичного контуру є що саме деградує. Фізичну основу для відповіді дає кінематика підшипника. Локальний дефект збуджує періодичні удари на своїй характерній частоті, і в обвідній вібросигналу зростають лінія цієї частоти та її гармоніки [6]. Перевірено два твердження. Перше – амплітуди характерних частот в обвідній справді зростають із деградацією. Друге – за домінують лінією можна визначити тип дефекту.

Перше твердження підтвердилося. Амплітуди спектра обвідної на характерних частотах зростають упродовж деградації, а їхня рангова кореляція з індексом технічного стану становить від 0,41 до 0,90 залежно від траєкторії. Найтісніший зв'язок (0,90) – на траєкторії S2/B1 з дефектом зовнішнього кільця. Зростання ліній характерних частот у часі показано на рис. 4.

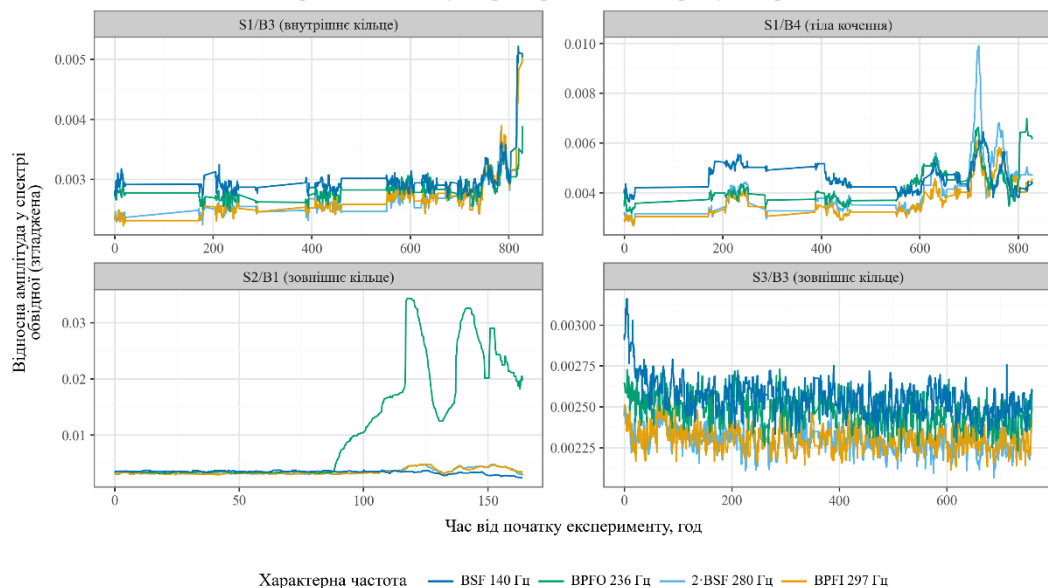


Рис. 4. Зростання відносних амплітуд характерних частот в обвідній упродовж деградації

Друге твердження – спростоване, і це важливий негативний результат. Наївне правило «найвища лінія обвідної наприкінці життя → тип дефекту» дає точний фінальний діагноз лише в одній траєкторії з чотирьох. Механізм зриву типовий: наприкінці життя спектр стає широкосмуговим, лінії обростають гармоніками й бічними смугами модуляції, а за довжини вікна 2048 відліків роздільність частотної сітки становить близько 9,8 Гц. Тому сусідні структури, наприклад BPFI 296,9 Гц і друга гармоніка BSF 279,8 Гц, розділені ліченими бінами. «Домінантний пік» за таких умов є величиною майже випадковою, і будь-яке діагностичне правило, побудоване на одному піку, успадковує цю випадковість.

Якщо окремих пік – ненадійний свідок, слід зондувати весь гармонічний гребінець. Конструктивною відповіддю є гребінцевий скоринг – узгоджене оцінювання (matched scoring) гармонічного гребінця (harmonic comb) кожного типу дефекту. Для кожного з трьох типів обчислюється скор – числова міра вираженості його гребінця: середня амплітуда обвідної на лініях $\{1, 2, 3\} \cdot f_d$, де f_d – характерна частота дефекту, поділена на

медіанний широкосмуговий фон обвідної у смузі 100–950 Гц. Для внутрішнього кільця гребінець доповнено бічними смугами $BPFI \pm f_r$. Вони виникають тому, що дефект обертається разом із валом, то входячи в зону навантаження, то виходячи з неї. При цьому сила ударів пульсує з частотою обертання. Амплітуди обчислюються точним дискретним перетворенням Фур'є на заданих частотах, без прив'язки до бігової сітки. Скор безрозмірний і самокалібрований. Значення поблизу одиниці означає «ліній немає, лише фон», а значення понад одиницю – вираженість гребінця над фоном. Діагнозом вважається гребінець із найбільшим скором наприкінці життя (останні 10% траєкторії).

Результат – три правильні діагнози з чотирьох проти одного з чотирьох у пікового правила (рис. 5). На S2/B1 скор BPFO-гребінця сягає 5,23, тоді як скор двох інших гребінців лишаються на фоновому рівні близько 1,1 – діагноз читається однозначно. Причому чітким він стає вже приблизно з 90-ї години траєкторії – практично одночасно з виявленням початку деградації за табл. 1 (71,5–74,8 год до відмови). Детектор повідомляє, що «щось почалося», а гребінець одразу відповідає – «це зовнішнє кільце». На S1/B3 (скор 1,64) і S1/B4 (1,66) перевищення скромніші, але правильні. На S3/B3 усі три скор становлять близько 1,3 – гребінців у сигналі немає, що узгоджується з відсутністю вібраційного прояву цієї відмови й чесно залишає траєкторію недіагностованою, а не «вгаданою».

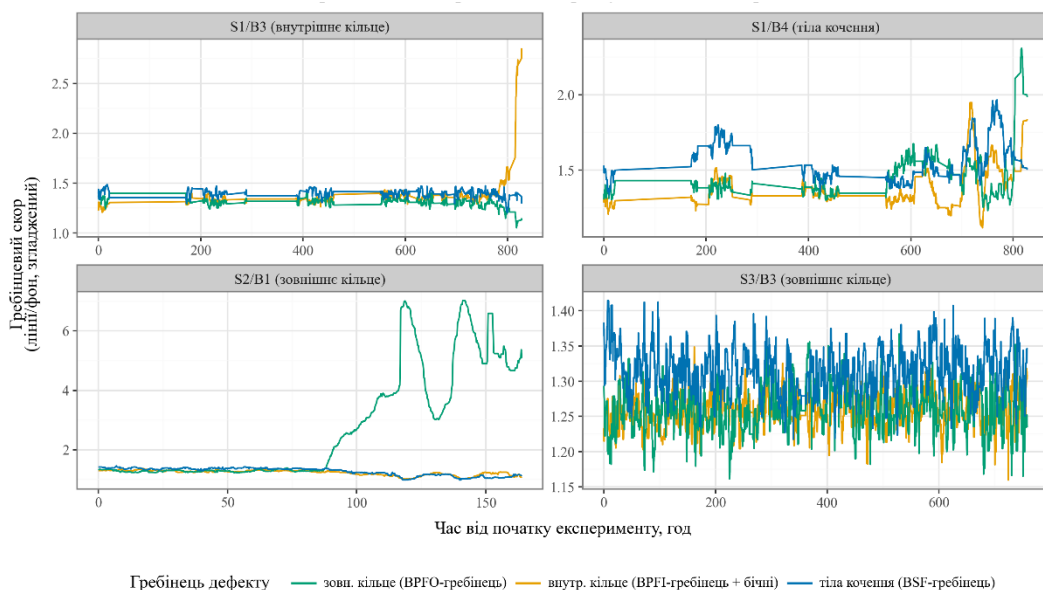


Рис. 5. Траєкторії гребінцевих скорів трьох типів дефекту для чотирьох відмовлених підшипників

Підсумуємо етап. У часовій динаміці природної деградації тип дефекту визначає не домінантний пік, а узгоджена оцінка всього гармонічного гребінця – рецепт «оцінюй гребінець, а не пік», що спирається безпосередньо на фізику формування обвідної [6] і тому не потребує навчання на розмічених прикладах дефектів. Разом другий і третій етапи закривають питання «коли почалося» і «що саме». Лишається головне для планування сервісу питання – «скільки ще можна працювати», і саме воно найвразливіше до методичних помилок оцінювання.

Завершальним питанням прогностичного контуру є оцінювання залишкового ресурсу (remaining useful life, RUL), тобто кількості годин роботи, що лишається до відмови. Траєкторії відмовлених підшипників переводять це питання в регресійну задачу. Для кожного знімка цільова змінна – час до кінця траєкторії, обмежений стелею 150 год. Обмежену (capped) ціль широко застосовують у літературі прогностики, а обмеженість прогнозу на ранній стадії відображено й у спеціалізованих метриках [10]. Коли деградації ще немає, прогнозувати «до відмови 900 годин» немає ні змоги, ні потреби – сервісні рішення живуть на горизонті десятків-сотень годин, тож ціль має кусково-лінійну форму «плато 150 год, далі лінійний спад». При цьому ознаками слугують ті самі знімкові ознаки, що й для індексу стану (медіани та розкиди 15 віконних ознак у межах знімка), а регресором – градієнтний бустинг LightGBM. Цензуровані траєкторії в регресію не входять, оскільки для них час до відмови невідомий.

Головний предмет цього етапу – не сама модель, а протокол її перевірки. Порівняємо дві схеми поділу на навчальну й тестову вибірки. Перша – випадковий поділ знімків у пропорції 70/30, найпоширеніший у науковій літературі. Друга – об'єктний протокол виключення одного підшипника (leave-one-bearing-out, LOBO). Модель навчається на трьох відмовлених траєкторіях і прогнозує четверту, яку не бачила. Процедура повторюється для кожного підшипника. За випадкового поділу середньоквадратична похибка (root mean square error, RMSE) становить 21,5 год. За протоколу LOBO та сама модель на тих самих даних дає $RMSE = 53,8$ год – у 2,5 раза гірше (по окремих підшипниках 28,9–90,0 год). Прогноз проти факту за протоколом LOBO показано на рис. 6, а зіставлення похибок двох схем – на рис. 7.

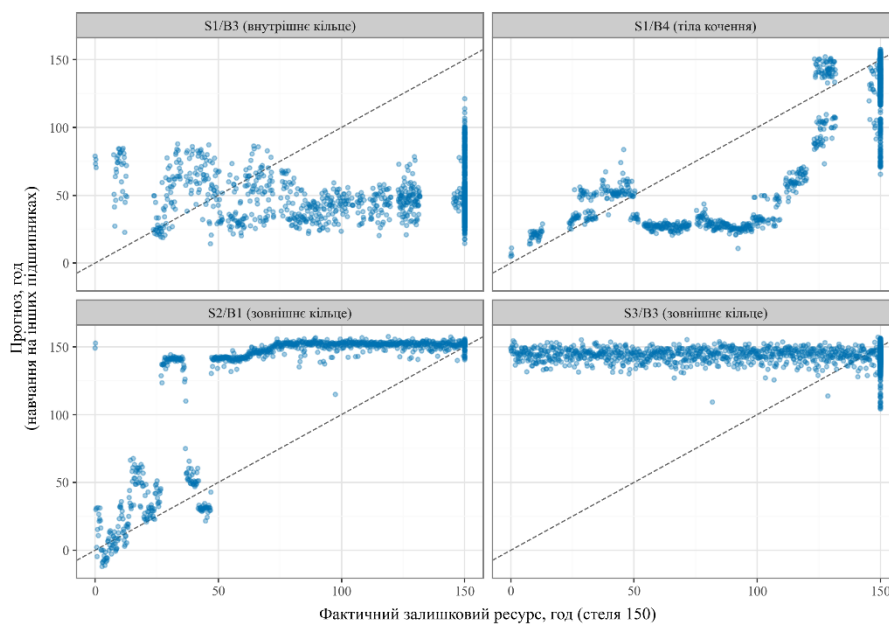


Рис. 6. Прогноз залишкового ресурсу проти фактичного за протоколом leave-one-bearing-out для чотирьох відмовлених підшипників

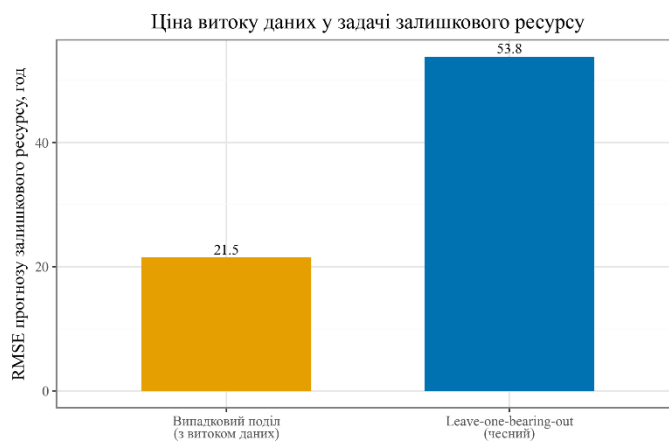


Рис. 7. Середньоквадратична похибка прогнозу залишкового ресурсу за випадкового поділу знімків та за об'єктного протоколу leave-one-bearing-out

Механізм цієї розбіжності – витік даних (data leakage) через часову автокореляцію. Сусідні знімки однієї траєкторії розділені десятима хвилинами роботи й майже ідентичні за ознаками. За випадкового поділу вони опиняються по різні боки межі «навчання/перевірка», тож модель фактично інтерполює вже бачену криву деградації, а не прогнозує невідому. Слід підкреслити відмінність від відомих форм витоку даних в класифікаційних задачах вібродіагностики, де його джерелом є вікна одного запису чи той самий фізичний екземпляр вузла по обидва боки поділу [16, 17]. У задачах за випробуваннями до відмови витік підступніший, бо виникає з самої неперервності траєкторії в часі, і жодне випадкове перемішування його не усуває – спостерігається лише поділ за цілими фізичними об'єктами. Одержане співвідношення 21,5 проти 53,8 год є кількісною мірою цього ефекту. Оцінки точності прогнозу залишкового ресурсу, отримані за випадкового поділу вікон чи знімків, слід вважати прикрашеними в рази, а літературні результати з похибками в одиниці годин – читати насамперед з питанням «за яким протоколом отримано оцінку».

Окреслимо й межі: чотири повні траєкторії – замалий обсяг для промислової моделі залишкового ресурсу, тож наведені похибки є демонстрацією методології перевірки, а не готовою прогнозною моделлю. Практичний шлях від точкової оцінки до придатної для рішень – інтервал невизначеності. Методичним інструментом тут є конформне передбачення [12, 13], яке не вимагає ні розподільчих припущень, ні довіри до самої моделі. На калібрувальній вибірці, яку модель не бачила в навчанні, збираються абсолютні залишки прогнозу, і їхній емпіричний $(1 - \alpha)$ -квантиль $\hat{q}$ стає півшириною інтервалу:

$$C_a(x) = [f(x) - \hat{q}; f(x) + \hat{q}], P(y \in C_a(x)) \quad (1)$$

де $f(x)$ – прогноз моделі, α – допустима частка промахів.

Гарантія покриття в (1) тримається на єдиній умові – обмінності калібрувальних і робочих даних, і саме тут результат цього етапу набуває методичного значення. Калібрувальні залишки для задачі залишкового ресурсу слід збирати лише на рівні цілих об'єктів (за тим самим принципом leave-one-bearing-out). Випадково відібрані знімки чужих траєкторій корельовані з навчальними, тож обмінність порушується, й інтервал успадковує той

самий оптимістичний витік у 2,5 раза, тільки тепер у прихованій формі занадто вузьких меж. Для обмеженої зверху цілі інтервал додатково зрізається стелею 150 год.

Насамкінець зазначимо, як прогностичний контур замикається на планування сервісу. Цінність прогнозу вимірюється не точністю як такою, а шириною вікна вибору моменту ремонту. Одержані вище випередження 72–623 год – це від трьох діб до майже місяця свободи маневру, достатньої, щоб вивести заміну вузла мобільної машини з-під пікового навантаження. Консервативною основою для вибору моменту слугує саме нижня межа інтервалу (1) – ще один аргумент, чому вона не має бути звужена протокольною помилкою.

Висновки з даного дослідження

і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Запропоновано й експериментально перевірено на дванадцяти природних траєкторіях деградації (чотири повні траєкторії до відмови й вісім цензурованих, випробування до відмови IMS) методику прогностичного контуру інтелектуального технічного сервісу підшипникових вузлів, яка послідовно відповідає на чотири питання: наскільки деградував вузол (інтегральний індекс технічного стану), коли почалася деградація (кворумний ансамбль детекторів), який тип дефекту розвивається (гребінцевий скоринг характерних частот) і скільки ресурсу лишилося (регресія залишкового ресурсу за об'єктним протоколом перевірки).

Показано, що інтегральний індекс технічного стану на природних траєкторіях працює, але не є універсальним індикатором. Трендовість індексу для відмовлених підшипників у середньому вища, ніж для цензурованих (0,654 проти 0,493; критерій Манна–Вітні, $p = 0,055$ – межа значущості за малої вибірки). Три з чотирьох відмовлених траєкторій мають виразний тренд (0,760–0,790), однак трапляються і високий тренд без відмови (до 0,737), і відмова без тренду (0,296). Тому в методиці індекс відіграє роль входу для детекторів початку деградації, а не самостійного критерію рішення.

Встановлено, що ансамбль різномірних детекторів початку деградації (робастний поріг MAD, контрольна карта EWMA, ізоляційний ліс) із підтвердженням у п'ять послідовних знімків виявляє початок деградації в трьох траєкторіях із чотирьох із випередженням від 72 до 623 год до відмови. Розбіжність детекторів на немонотонних траєкторіях (понад п'ятсот годин) відображає принципову неоднозначність поняття початку деградації, а кворумне правило «k -із-N» перетворює її на регульований компроміс між раннім попередженням і хибними тривогами. Практично навіть найменше випередження в три доби достатнє для заміни вузла поза піком польових робіт, а найбільше – у майже місяць – для замовлення запасних частин без термінової логістики.

Показано, що тип дефекту в динаміці природної деградації визначає не домінуючий пік спектра обвідної (один збіг із чотирьох), а узгоджений скоринг гармонічного гребінця характерних частот – три збіги з чотирьох. Діагноз при цьому можна впевнено визначити практично одночасно з виявленням початку деградації (на траєкторії S2/B1 – скор 5,23 проти фоновому рівня $\approx 1,1$ уже з приблизно 90-ї години). Правило спирається на кінематику підшипника й не потребує навчання на розмічених прикладах дефектів.

Кількісно виміряно ціну витоку даних в оцінюванні залишкового ресурсу за випробуваннями до відмови. Випадковий поділ знімків знижує середньоквадратичну похибку прогнозу у 2,5 раза порівняно з чесним об'єктним протоколом leave-one-bearing-out (21,5 проти 53,8 год), причому джерелом витоку є часова автокореляція траєкторії, яку не усуває жодне випадкове перемішування – лише поділ за цілими фізичними об'єктами. Ця сама вимога поширюється й на калібрування конформних інтервалів прогнозу (1). Залишки слід збирати за об'єктним принципом, інакше інтервал успадковує витік у формі занадто вузьких меж.

Окремо підкреслимо чесну межу методики. Одна з чотирьох відмов (S3/B3) не проявилася в доступному вібраційному каналі ані в індексі стану, ані в детекторах, ані в гребінцях – одноканальний вібромоніторинг принципово не гарантує спостережності кожного механізму відмови. Звідси вимоги до архітектури системи інтелектуального сервісу. Перша – резервування вимірювальних каналів і типів вимірювань. Друга – відмовостійка логіка, яка враховує можливість пропуску, замість обіцянки повного покриття. Перспективи подальших розвідок – накопичення траєкторій деградації машин господарства для переходу від демонстрації методології до промислової моделі ресурсу, побудова конформних інтервалів (1) на об'єктному калібруванні та інтеграція прогностичного контуру з економічно зваженими правилами рішень про обслуговування.

Програмний код, що відтворює всі числові результати й рисунки статті, разом із зафіксованим обчислювальним середовищем (Python 3.10, перелік версій пакетів) розміщено у відкритому архіві Zenodo: DOI: 10.5281/zenodo.21505268 [19]. Дослідження виконано на публічному наборі даних ресурсних випробувань підшипників IMS, оприлюдненому Центром інтелектуальних систем обслуговування в репозиторії прогностичних даних NASA [5].

Література

1. Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем: монографія / В. В. Аулін та ін.; за заг. ред. В. В. Ауліна. Кропивницький: Видавець Лисенко В. Ф., 2020. 428 с.
2. Матвієнко О. О., Аулін В. В. Класифікація типів сигналів та методів машинного навчання для інтелектуальної оцінки технічного стану мобільних машин підприємств агропромислового виробництва.

Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки. 2025. Вип. 11(42), Ч. 2. С. 298–312. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.298-312.

3. Матвієнко О. О., Аулін В. В., Гриньків А. В. Стан та напрями розвитку архітектури даних для інтелектуальної оцінки технічного стану мобільних машин підприємств агропромислового виробництва. Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки. 2025. Вип. 12(43), Ч. 1. С. 227–237. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.227-237.

4. Матвієнко О. О., Гриньків А. В., Лівіцький О. М. Методика вибору робастних моделей вібродіагностики за доменного зсуву та шуму міток. Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки. 2026. Вип. 13(44). С. 230–240. DOI: 10.32515/2664-262X.2026.13(44).230-240.

5. Qiu H., Lee J., Lin J., Yu G. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics. *Journal of Sound and Vibration*. 2006. Vol. 289, № 4–5. P. 1066–1090. DOI: 10.1016/j.jsv.2005.03.007.

6. Randall R. B., Antoni J. Rolling element bearing diagnostics – a tutorial. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2011. Vol. 25, № 2. P. 485–520. DOI: 10.1016/j.ymssp.2010.07.017.

7. Khamoudj C., Benbouzid-Si Tayeb F., Benatchba K., Benbouzid M. An unsupervised data-driven framework for bearing failure prognosis via health stage clustering and artificial neural network-based remaining useful life estimation. *Applied Sciences*. 2026. Vol. 16, № 5. Art. 2472. DOI: 10.3390/app16052472.

8. Chegini S. N., Manjili M. J. H., Bagheri A. New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation. *Meccanica*. 2020. Vol. 55, № 1. P. 261–286. DOI: 10.1007/s11012-019-01116-x.

9. Miao Q., Wang D., Pecht M. A probabilistic description scheme for rotating machinery health evaluation. *Journal of Mechanical Science and Technology*. 2010. Vol. 24, № 12. P. 2421–2430. DOI: 10.1007/s12206-010-0908-0.

10. Metrics for evaluating performance of prognostic techniques / Saxena A. et al. *Proceedings of the International Conference on Prognostics and Health Management (PHM 2008)*. Denver, 2008. P. 1–17. DOI: 10.1109/PHM.2008.4711436.

11. ISO 13381-1:2025. Condition monitoring and diagnostics of machine systems – Prognostics – Part 1: General guidelines and requirements. Geneva: ISO, 2025.

12. Vovk V., Gammerman A., Shafer G. *Algorithmic learning in a random world*. New York: Springer, 2005. 324 p. DOI: 10.1007/b106715.

13. Angelopoulos A. N., Bates S. Conformal prediction: a gentle introduction. *Foundations and Trends in Machine Learning*. 2023. Vol. 16, № 4. P. 494–591. DOI: 10.1561/22000000101.

14. Bastidas S., Allmaier H., Zincke A. Predictive maintenance of journal bearings: remaining useful lifetime prediction using Isolation Forest and temporal convolutional networks. *engrXiv preprint*. 2026. DOI: 10.31224/6384.

15. Brito L. C., Susto G. A., Brito J. N., Duarte M. A. V. An explainable artificial intelligence approach for unsupervised fault detection and diagnosis in rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2022. Vol. 163. Art. 108105. DOI: 10.1016/j.ymssp.2021.108105.

16. Wheat L., von Mohrenschildt M., Habibi S., Al-Ani D. Impact of Data Leakage in Vibration Signals Used for Bearing Fault Diagnosis. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 169879–169895. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3497716.

17. Rosa R. K., Braga D., Silva D. Benchmarking deep learning models for bearing fault diagnosis using the CWRU dataset: a multi-label approach. *arXiv preprint arXiv:2407.14625*. 2024.

18. Randall R. B., Antoni J., Gryllias K. Alternatives to kurtosis as an indicator of rolling element bearing faults. *Proceedings of ISMA 2016 – International Conference on Noise and Vibration Engineering*. Leuven, 2016.

19. Матвієнко О. О. Програмний код та зафіксоване обчислювальне середовище до статті «Прогнозування залишкового ресурсу підшипникових вузлів за випробуваннями до відмови» (версія 1.0.0). Zenodo, 2026. DOI: 10.5281/zenodo.21505268.

References

1. Aulin, V. V., Hryniv, A. V., Holovaty, A. O., Lysenko, S. V., Holub, D. V., Kuzyk, O. V., & Tykhyi, A. A. (2020). Methodological foundations of design and operation of intelligent transportation and production systems. *Kropyvnytskyi: Vydavets Lysenko V. F.* [in Ukrainian].
2. Matviienko, O. O., & Aulin, V. V. (2025). Classification of signal types and machine learning methods for intelligent assessment of the technical condition of mobile machines of agro-industrial enterprises. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11(42), Pt. 2, 298–312. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).2.298-312](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.298-312) [in Ukrainian].
3. Matviienko, O. O., Aulin, V. V., & Hryniv, A. V. (2025). State and development directions of data architecture for intelligent assessment of the technical condition of mobile machines of agro-industrial enterprises. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 12(43), Pt. 1, 227–237. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).1.227-237](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.227-237) [in Ukrainian].
4. Matviienko, O. O., Hryniv, A. V., & Livitskyi, O. M. (2026). Methodology for selecting robust vibration diagnostics models under domain shift and label noise. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 13(44), 230–240. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2026.13\(44\).230-240](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2026.13(44).230-240) [in Ukrainian].
5. Qiu, H., Lee, J., Lin, J., & Yu, G. (2006). Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics. *Journal of Sound and Vibration*, 289(4–5), 1066–1090. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2005.03.007>
6. Randall, R. B., & Antoni, J. (2011). Rolling element bearing diagnostics – A tutorial. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(2), 485–520. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.07.017>
7. Khamoudj, C., Benbouzid-Si Tayeb, F., Benatchba, K., & Benbouzid, M. (2026). An unsupervised data-driven framework for bearing failure prognosis via health stage clustering and artificial neural network-based remaining useful life estimation. *Applied Sciences*, 16(5), 2472. <https://doi.org/10.3390/app16052472>
8. Chegini, S. N., Manjili, M. J. H., & Bagheri, A. (2020). New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation. *Meccanica*, 55(1), 261–286. <https://doi.org/10.1007/s11012-019-01116-x>

9. Miao, Q., Wang, D., & Pecht, M. (2010). A probabilistic description scheme for rotating machinery health evaluation. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 24(12), 2421–2430. <https://doi.org/10.1007/s12206-010-0908-0>
10. Saxena, A., Celaya, J., Balaban, E., Goebel, K., Saha, B., Saha, S., & Schwabacher, M. (2008). Metrics for evaluating performance of prognostic techniques. *Proceedings of the International Conference on Prognostics and Health Management (PHM 2008)*, 1–17. <https://doi.org/10.1109/PHM.2008.4711436>
11. ISO. (2025). Condition monitoring and diagnostics of machine systems – Prognostics – Part 1: General guidelines and requirements (ISO 13381-1:2025). Geneva: ISO.
12. Vovk, V., Gammernan, A., & Shafer, G. (2005). *Algorithmic learning in a random world*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/b106715>
13. Angelopoulos, A. N., & Bates, S. (2023). Conformal prediction: A gentle introduction. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 16(4), 494–591. <https://doi.org/10.1561/22000000101>
14. Bastidas, S., Allmaier, H., & Zincke, A. (2026). Predictive maintenance of journal bearings: Remaining useful lifetime prediction using Isolation Forest and temporal convolutional networks. *engrXiv*. <https://doi.org/10.31224/6384>
15. Brito, L. C., Susto, G. A., Brito, J. N., & Duarte, M. A. V. (2022). An explainable artificial intelligence approach for unsupervised fault detection and diagnosis in rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 163, 108105. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.108105>
16. Wheat, L., von Mohrenschildt, M., Habibi, S., & Al-Ani, D. (2024). Impact of data leakage in vibration signals used for bearing fault diagnosis. *IEEE Access*, 12, 169879–169895. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3497716>
17. Rosa, R. K., Braga, D., & Silva, D. (2024). Benchmarking deep learning models for bearing fault diagnosis using the CWRU dataset: A multi-label approach. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2407.14625>
18. Randall, R. B., Antoni, J., & Gryllias, K. (2016). Alternatives to kurtosis as an indicator of rolling element bearing faults. *Proceedings of ISMA 2016 – International Conference on Noise and Vibration Engineering*, Leuven.
19. Matvienko, O. O. (2026). Reproducibility package: Remaining useful life prediction of bearing units from run-to-failure testing (Version 1.0.0) [Software]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.21505268>