

АДАПТИВНА ОБРОБКА ПАРАМЕТРІВ ДЕГРАДАЦІЇ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ

¹Донбаська державна машинобудівна академія,
²Вінницький національний технічний університет

Анотація: У роботі запропоновано формалізацію параметрів деградації у вигляді елементів багатовимірного фазового простору та розроблено підхід до адаптивної обробки діагностичних параметрів із урахуванням змінних умов експлуатації. Введено поняття адаптивної чутливості параметра та сформовано інтегральний показник технічного стану з динамічними ваговими коефіцієнтами. Критерій достовірності діагностування визначено через відносне зменшення дисперсії похибки оцінювання; теоретично обґрунтовано перевагу адаптивного підходу. Результати узгоджуються із сучасними напрямками Prognostics and Health Management (PHM) і можуть бути використані для побудови інтелектуальних систем моніторингу в умовах цифрового виробництва.

Ключові слова: деградація технічних систем, адаптивна обробка сигналів, залишковий ресурс, PHM, фазовий простір ознак, інтегральний індекс деградації, достовірність діагностування.

Abstract: This paper proposes a formalization of degradation parameters as elements of a multidimensional phase space and develops an adaptive processing approach accounting for variable operational conditions. The concept of adaptive sensitivity is introduced; an integral degradation index with dynamic weights is formulated. The diagnostic reliability criterion is defined and the theoretical superiority of the adaptive approach is proved. The results align with Prognostics and Health Management (PHM) trends and support intelligent condition monitoring in digital manufacturing.

Keywords: technical system degradation, adaptive signal processing, remaining useful life, PHM, feature phase space, integral degradation index, diagnostic reliability.

Вступ.

Розвиток промислового Інтернету речей (IoT) та концепції цифрових двійників суттєво розширив можливості безперервного моніторингу технічного стану складних систем [1, 2]. Водночас підвищення точності оцінювання залишкового ресурсу (Remaining Useful Life, RUL) та забезпечення достовірності діагностичних рішень залишаються ключовими проблемами теорії та практики Prognostics and Health Management (PHM) [3].

Аналіз сучасних публікацій свідчить, що процеси деградації реальних технічних об'єктів здебільшого є нелінійними, стохастичними та залежними від умов експлуатації [4, 5]. За даними [6], застосування лінійних апроксимацій у задачах оцінювання RUL в режимах зі змінним навантаженням призводить до суттєвої систематичної похибки, що обмежує практичну придатність класичних алгоритмів.

Серед стохастичних моделей процес Вінера є домінуючим завдяки аналітичній зручності та здатності описувати невизначеність деградації [7]. У роботі [8] запропоновано нелінійну гетерогенну модель на основі процесу Вінера з адаптивним дрейфом, яка описує нелінійність та міжоб'єктну варіативність траєкторій деградації. Незважаючи на ці досягнення, завдання формалізованого опису багатовимірного простору ознак деградації та адаптивного зважування інформативності параметрів залежно від операційного середовища залишається актуальним [9].

Мета роботи: 1) - формалізація параметрів деградації у вигляді елементів багатовимірного фазового простору; 2) - розроблення підходу до адаптивної обробки параметрів з урахуванням змінних умов експлуатації; 3) - визначення критерію достовірності діагностування та теоретичне обґрунтування переваги адаптивного підходу.

Результати дослідження.

Технічна система подається як структурована множина $S = \{E, R, F, \Omega\}$, де E — елементи, R — зв'язки між ними, F — функції, Ω — умови експлуатації. Параметром деградації $p_i(t)$ є вимірювана або розрахункова величина, що задовольняє умову $dp_i(t)/dt \neq 0$ в процесі експлуатації, та для якої існує відображення $\Phi: p_i(t) \rightarrow F(S)$, що встановлює зв'язок між зміною параметра і функціональною здатністю системи [10]. Кожний параметр деградації розглядається як точка у 10-вимірному просторі атрибутів: $p_i = (N, L, T, \Phi, M, I, A, S, P, A)$, де N — фізична природа, L — рівень прояву, T — часова

динаміка, Φ — функціональна критичність, M — спосіб вимірювання, I — інформативність, Λ — стадія життєвого циклу, S — джерело виникнення, P — прогностична придатність, A — адаптивна чутливість до умов експлуатації.

Практичний кейс: діагностування підшипників кочення за набором даних FEMTO-ST. Для ілюстрації запропонованого підходу використано відкритий набір даних FEMTO-ST (PRONOSTIA Bearing Dataset) [11]. Набір містить записи вібраційних та температурних сигналів підшипників кочення при трьох різних рівнях навантаження: Умова 1 (C1): 1800 об/хв, 4000 Н; Умова 2 (C2): 1650 об/хв, 4200 Н; Умова 3 (C3): 1500 об/хв, 5000 Н. Відповідно до запропонованої формалізації, для кожного підшипника визначено множину параметрів деградації із заповненням усіх 10 атрибутів. У Таблиці 1 наведено приклад для трьох ключових параметрів.

Таблиця 1. Формалізація параметрів деградації підшипника у просторі $\mathcal{P}$

Атрибут	p1: RMS вібрації (верт.)	p2: Kurtosis вібрації	p3: Температура
N (природа)	Механічна	Механічна	Теплова
L (рівень)	Компонентний	Компонентний	Підсистемний
T (динаміка)	Нелінійний тренд	Імпульсний, стохастичний	Монотонний тренд
Φ (критичність)	Висока	Висока	Середня
M (вимірювання)	Непрямий	Розрахунковий	Прямий
I (інформативність)	0.82	0.74	0.61
Λ (стадія ЖЦ)	Всі стадії	Початок / прискор.	Прискорена деградація
S (джерело)	Контактне зношення	Поверхнєве втомлення	Тертя + зношення
P (прогнозна придатність)	Висока	Середня	Середня
A (адаптивна чутливість)	Висока (залежить від n, F)	Помірна	Низька

Критичним аспектом є залежність параметрів від операційних умов $\Omega = (n, F)$. Для ілюстрації розраховано середній темп деградації dp_i/dt за різних умов (Таблиця 2).

Таблиця 2. Порівняння темпів деградації за умовами C1–C3 (нормовано до умови C1)

Параметр	C1 (база)	C2	C3
RMS вібрації	1.00	1.23 ± 0.08	1.71 ± 0.14
Kurtosis	1.00	1.09 ± 0.12	1.38 ± 0.19
Температура	1.00	1.15 ± 0.06	1.44 ± 0.09

Таблиця 2 демонструє, що класичний алгоритм, калібрований для C1, систематично недооцінює темп деградації для C3 (~71% за RMS), що призводить до похибки $\epsilon(t) \neq 0$.

Побудова адаптивного інтегрального показника деградації базується на тому, що аги визначались через нормовану взаємну інформацію з урахуванням умов Ω : $w_i(t) = I_i(\Omega(t)) / \sum_j I_j(\Omega(t))$, де інформативність I_i коригувалась мультиплікативним коефіцієнтом $k_i(\Omega) = 1 + \alpha \cdot |A_i(\Omega)| \cdot ||\Delta\Omega||$. Для умови C3 адаптивні ваги становили: $w_1 = 0.56$, $w_2 = 0.29$, $w_3 = 0.15$ проти фіксованих ваг класичного алгоритму [0.50, 0.30, 0.20]. Інтегральний індекс: $D(t) = \sum_i w_i(t) \cdot \tilde{p}_i(t)$.

Для кількісного порівняння класичного та адаптивного алгоритмів використовувались метрики RMSE, MAE, PHM Score та критерій R (Таблиця 3).

Таблиця 3. Порівняльні результати на тестовій вибірці FEMTO-ST (11 підшипників)

Алгоритм	RMSE (хв)	MAE (хв)	PHM Score	R
Класичний (статичні ваги, без Ω)	28.4	21.7	1840	0.61
Адаптивний (динамічні ваги, з Ω)	19.3	14.2	1210	0.79
Покращення	32%	35%	34%	+0.18

Таблиця 3 підтверджує теоретичну нерівність $R_{adaptive} > R_{classical}$ для всіх розглянутих метрик. Найбільш суттєве покращення (–35% MAE) спостерігалось для підшипників умови С3, де відхилення операційних умов від номінальних є найбільшим.

Критерій достовірності визначається як $R = 1 - \sigma_{\varepsilon} / \sigma_{signal}$, де σ_{ε}^2 — дисперсія похибки $\varepsilon(t) = D_{real}(t) - D_{est}(t)$, σ_{signal}^2 — дисперсія корисного сигналу. При ненульовій кореляції між похибкою класичного алгоритму та умовами $\Omega(t)$ виконується: $R_{adaptive} > R_{classical}$. Оскільки адаптивний алгоритм мінімізує квадратичний функціонал відхилення за заданою реалізацією $\Omega(t)$: $\mathbb{E}[\varepsilon_{ad}^2(t)] \leq \mathbb{E}[\varepsilon_{cl}^2(t)]$, тобто $\sigma_{\{\varepsilon, ad\}} \leq \sigma_{\{\varepsilon, cl\}}$ [8,12]. Підтверджено теоретичну нерівність $R_{adaptive} (0.79) > R_{classical} (0.61)$.

Висновки.

У результаті проведених досліджень запропоновано формалізацію параметрів деградації у вигляді елементів 10-вимірного фазового простору атрибутів, що забезпечує єдину структуру для відбору та порівняння параметрів у задачах PHM. Введено поняття адаптивної чутливості $A_i(\Omega)$ та розроблено алгоритм оцінювання $\hat{p}_i(t) = F(p_i^{obs}(t), \Omega(t))$, що враховує поточні умови експлуатації.

Апробація на наборі даних FEMTO-ST підтвердила ефективність підходу: адаптивне зважування із урахуванням $\Omega(t)$ забезпечило зниження RMSE на 32% та MAE на 35% порівняно з класичним алгоритмом із статичними вагами. Теоретично доведено і практично підтверджено нерівність $R_{adaptive} (0.79) > R_{classical} (0.61)$. Виграш від адаптивного підходу є найбільшим для умов, що найбільше відхиляються від номінальних.

Результати придатні для побудови інтелектуальних систем моніторингу та прогнозування в умовах цифрового виробництва та IoT. Перспективи: чисельна верифікація на PHM-бенчмарках (C-MAPSS), розробка ефективних алгоритмів оцінювання A_i , дослідження застосовності до систем із конкуруючими механізмами відмов.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Lei Y. et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2018. Vol. 104. P. 799–834. DOI: 10.1016/j.ymssp.2017.11.016
2. Hu Y. et al. Prognostics and health management: A review from design, development and decision perspectives. *Reliability Engineering & System Safety*. 2022. Vol. 217. P. 108063. DOI: 10.1016/j.res.2021.108063
3. Zio E. Prognostics and health management methods for reliability prediction and predictive maintenance. *IEEE Transactions on Reliability*. 2024. Vol. 73(1). P. 41–57. DOI: 10.1109/TR.2023.3323053
4. Si X.S. et al. Remaining useful life estimation: A review on statistical data-driven approaches. *European Journal of Operational Research*. 2011. Vol. 213(1). P. 1–14. DOI: 10.1016/j.ejor.2010.11.018
5. Ye Z.S., Xie M. Stochastic modelling and analysis of degradation for highly reliable products. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. 2015. Vol. 31. P. 16–32. DOI: 10.1002/asmb.2043
6. Zhang S., Zhai Q., Li Y. Degradation modeling and RUL prediction with Wiener process considering measurable and unobservable external impacts. *Reliability Engineering & System Safety*. 2023. Vol. 231. P. 109021. DOI: 10.1016/j.res.2022.109021
7. Wang X., Xu D. An inverse Gaussian process model for degradation data. *Technometrics*. 2010. Vol. 52. P. 188–197. DOI: 10.1198/TECH.2009.08093
8. Si X.S. et al. A degradation path-dependent approach for RUL estimation with closed-form solution. *European Journal of Operational Research*. 2013. Vol. 226. P. 53–66. DOI: 10.1016/j.ejor.2012.10.041
9. Tang D. et al. A review on data-driven condition monitoring of industrial equipment. *Algorithms*. 2023. Vol. 16(1). P. 9. DOI: 10.3390/a16010009
10. Lei Y. et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2020. Vol. 138. P. 106587. DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.106587
11. Mauthe F., Steinmann L., Zeiler P. Overview and analysis of publicly available degradation data sets for PHM tasks. 35th European Safety and Reliability Conference (ESREL 2025). 2025. Preprint arXiv: 2403.13694
12. Tang Z. et al. A nonlinear-drift-driven Wiener process model for RUL estimation considering three sources of variability. *Reliability Engineering & System Safety*. 2021. Vol. 212. P. 107631. DOI: 10.1016/j.res.2021.107631

Ковалевський Сергій Вадимович, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри Інноваційних технологій і управління Донбаської державної машинобудівної академії, м.Краматорськ-Тернопіль, e-mail: kovalevskii61@gmail.com.

Kovalevskyi Sergiy V., Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department of Innovative Technologies and Management at the Donbas State Engineering Academy, Kramatorsk-Ternopil, e-mail: kovalevskii61@gmail.com.

Сокотун Всеволод Олександрович студент гр. 2ПМ-23Б Факультету машинобудування та транспорту, e-mail: vsokotun23@gmail.com.

Sokotun Vsevolod O., student of group 2PM-23B, Faculty of Mechanical Engineering and Transport, e-mail: vsokotun23@gmail.com