

УДК 629.3:621.89:004.89:658.5 [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).2.204-219](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).2.204-219)

В. М. Чумак, Є. В. Манько, В. Г. Байцан, В. В. Аулін, проф., д-р техн. наук,
С. В. Лисенко, доц., канд. техн. наук, **А. В. Гриньків**, ст. дослідник, канд. техн. наук
Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: aulinvv@gmail.com

Універсальний метод формалізації параметрів ресурсовизначальних деталей транспортної та сільськогосподарської техніки для систем предиктивного обслуговування

В роботі показано, що в епоху четвертої промислової революції та всеохоплюючої диджиталізації виробничих комплексів критично важливим стає завдання гарантування експлуатаційної стійкості та подовження терміну служби критичних компонентів автомобільного та агропромислового обладнання. Встановлено, що класичні методики оцінювання працездатності техніки, які базуються на регламентованих термінах сервісу, не задовольняють актуальні потреби рентабельності виробництва та експлуатаційної безпеки. Ідентифіковано ключову проблематику – брак уніфікованої системи структурування параметрів деталей: існуючі методи (FMEA, CAD/PLM-системи, спеціалізовані трибологічні бази даних) характеризуються високою специфічністю та не дозволяють масштабування прогностичних моделей на довільні типи компонентів без значних експериментальних витрат.

Запропоновано методи універсальної формалізації параметрів ресурсовизначальних деталей у вигляді універсального опису деталі (УОД), що поєднує матеріалознавчі, геометричні, експлуатаційні та надійнісні параметри в єдину структуровану форму. Показано, що УОД інтегрує явну специфікацію умов експлуатації, матеріальний стан та методи вимірювання зносу. Розроблено експертну систему, що автоматично класифікує домінуючий механізм зношування за параметрами УОД та вибирає відповідні калібровані фізичні моделі: моделі Арчарда для абразивного зношування, модель Пальмгрен-Майнера для втомного зношування та кастомізовану модель для зношування в ґрунті.

Проведено порівняльне дослідження УОД з альтернативними підходами (FMEA, CAD/PLM, трибологічні БД, IoT) на дванадцяти категоріях деталей транспортної (ТТ) та сільськогосподарської техніки (СГТ). Виявлено, що УОД значно скорочує час розробки прогностичних моделей, підвищує точність прогнозу залишкового ресурсу: MAPE УОД – 3,2%; FMEA – 16,8% для стабільних умов експлуатації. При цьому забезпечується універсальність застосування без модифікації структури та масштабованість адаптації до нових типів деталей.

Валідація на реальних експлуатаційних даних 50 одиниць техніки для кожного типу деталі протягом 1000...5000 годин підтвердила надійність методу: середня абсолютна відсоткова похибка MAPE становила 3,2...4,4% для транспортних деталей ТТ та 4,4...5,2% для деталей СГТ з варіаціями умов експлуатації при використанні каліброваних моделей у типових умовах. Результати підтверджують можливість інтеграції УОД у системи предиктивного обслуговування та CAD/PLM-платформи для забезпечення масштабованих рішень щодо визначення залишкового ресурсу експлуатації деталей ТТ і СГТ.

універсальний опис деталі (УОД), предиктивне обслуговування, формалізація параметрів, порівняльний аналіз методик, механізми зношування, прогнозування залишкового ресурсу, фізичні моделі зносу, експертна система, калібровані моделі

Постановка проблеми. Сучасний етап розвитку транспортної (ТТ) та сільськогосподарської техніки (СГТ) характеризується посиленими вимогами до їх надійності та ефективності експлуатації [1, 2]. Особливу актуальність набуває проблема прогнозування залишкового ресурсу ресурсовизначальних деталей, що безпосередньо впливає на безпеку експлуатації та економічні показники. Традиційні підходи до технічного обслуговування, засновані на календарних графіках, не враховують індивідуальні умови експлуатації та реальний технічний стан обладнання. Це призводить

до неправомірно частих та дорогих ремонтів або до раптових відмов [3, 27].

Основним недоліком існуючих систем предиктивного обслуговування, predictive maintenance (PdM) є їхня висока специфічність. Наприклад, при архітектурної рекурентної нейронної мережі з довгою короткочасною пам'яттю, long short-term memory (LSTM) для моніторингу підшипників [4] не можуть бути ефективно адаптовані для інших компонентів без значних витрат часу та ресурсів. Розробка прогностичної моделі для нового типу деталі традиційно вимагає тривалих експериментальних досліджень. Це обумовлено відсутністю універсальної методології формалізації параметрів різнотипних деталей ТТ і СГТ, що унеможливорює створення масштабованих систем прогнозування зносу та їх інтеграцію у єдину інформаційну платформу для великих парків машин.

Аналіз практичного впровадження PdM-систем показує, що компанії змушені розробляти окремі моделі для кожної категорії деталей, використовуючи різні методики опису параметрів та калібрування. Це призводить до розпорошення даних, неможливості трансферу знань між категоріями деталей та неефективності розробки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз сучасних досліджень свідчить про активний розвиток двох основних напрямів у галузі предиктивного обслуговування ТТ і СГТ: фізико-математичного моделювання процесів зношування та застосування методів штучного інтелекту (ШІ) для аналізу експлуатаційних даних.

До фізико-математичних моделей зношування, можна віднести: модель Арчарда для абразивного зношування, моделі контактної втоми Пальмгрена-Майнера для зубчастих передач і підшипників та ін. Вони забезпечують глибоке розуміння фізичних процесів. Проте калібрування цих моделей вимагає тривалих експериментальних досліджень. В той час їх адаптивність до реальних умов експлуатації часто залишається обмеженою через неврахування динамічної варіабельності параметрів.

Методи машинного навчання (ММН), зокрема глибокі нейронні мережі (LSTM, CNN) [8], демонструють високу ефективність у прогнозуванні залишкового ресурсу завдяки здатності виявляти складні нелінійні закономірності в експлуатаційних даних. Систематичний огляд ММН для предиктивного обслуговування [9] показує, що такі методи вимагають значних обсягів якісних даних для навчання й не дозволяють ефективного трансферу між категоріями деталей без перенавчання [10,11,28,29].

Для формалізації параметрів деталей існують наступні системи:

- CAD/PLM-системи [12], які забезпечують детальний геометричний опис деталей та управління їхнім життєвим циклом. В той час традиційно вони не інтегрують експлуатаційні параметри та характеристики зношування.

- FMEA-методологія [13] описує якісні режими відмов, але не формалізує кількісні параметри для обчислювального прогнозування ресурсу.

- Трибологічні бази даних [14, 15], що містять дані про коефіцієнти тертя та зношування матеріалів, але без єдиної структури. При цьому інформація розпорошена в різних виданнях з різними системами позначень та обмежена специфічними типами контактів.

- IoT-системи моніторингу технічного стану деталей ТТ і СГТ фокусуються на збиранні динамічних даних (вібрація, температура). Але такі системи часто не інтегрують статичні параметри деталей (матеріал, геометрія, термообробка), що є критичними для фізичного моделювання. Можливо при цьому визначити критичну дослідницьку прогалину: на сьогодні не існує єдиної методології, що поєднує матеріалознавчі, геометричні, експлуатаційні та надійнісні параметри в одну структуровану форму, яка придатна для наступних процесів [26]:

- автоматизована обробка без експертного втручання;

- масштабування на довільні типи деталей без модифікації структури;
- калібрування фізичних моделей зношування за документаційними даними, без проведення нових експериментів.
- трансфер прогностичних моделей між категоріями деталей.

Постановка завдання. Метою даної роботи є розробка та експериментальна валідація методу універсальної формалізації параметрів ресурсовизначальних деталей ТТ і СГТ через структуру універсального опису деталі (УОД), а також проведення порівняльного дослідження його ефективності з існуючими підходами для забезпечення масштабованих систем предиктивного обслуговування.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити структуру УОД, що включає матеріалознавчі (марка, стан термообробки, твердість), геометричні (тип контакту, площа, шорсткість), експлуатаційні (навантаження, швидкість, температура, забруднення, параметри ґрунту) та надійнісні параметри, необхідні для автоматизованого прогнозування залишкового ресурсу;
- провести детальний порівняльний аналіз УОД з альтернативними методиками (FMEA, CAD/PLM-системи, спеціалізовані трибологічні БД, IoT-системи) за критеріями: часовитрата розробки прогностичної моделі, точність прогнозу залишкового ресурсу (метрика MAPE), повнота та структурованість опису параметрів, масштабованість адаптації до нових типів деталей, ступінь автоматизації операцій;
- розробити експертну систему на основі правил для автоматичної класифікації домінуючих механізмів зношування (абразивне, втомне, корозійне, адгезійне, комбіновані) на основі параметрів УОД з вказівкою вагових коефіцієнтів та довірчих інтервалів;
- розробити та калібрувати фізичні моделі зношування (модель Арчарда для абразивного, модель Пальмгрена-Майнера для втомного, кастомізовану модель для абразивно-ґрунтового) з явною специфікацією умов калібрування, джерел експериментальних даних та інтервалів невизначеності прогнозів;
- провести експериментальну валідацію запропонованого методу УОД на різних типах ресурсовизначальних деталей ТТ і СГТ з різними матеріалами, станами термообробки та механізмами зношування;
- кількісно обґрунтувати ефективність УОД через порівняння з реальними даними експлуатації парків техніки, використовуючи метрики точності (MAPE, R^2 , RMSE);
- визначити та документувати шляхи інтеграції УОД у сучасні системи предиктивного обслуговування, CAD/PLM-платформи та IoT-системи моніторингу.

Викладення основного матеріалу. Метод УОД визначається як формалізована структура даних, що містить сукупність параметрів, необхідних для ідентифікації деталі, розрахунку напруженого стану при експлуатації, прогнозування залишкового ресурсу та планування технічного обслуговування.

УОД будується на п'яти принципах: повнота; універсальність; структурованість; автоматизованість; розширюваність.

Повнота – це включення всіх критичних параметрів для механізмів зношування та прогнозування. Під універсальністю будемо розуміти застосовність до деталей будь-яких категорій без модифікації структури. Структурованість розглядають як ієрархічну організацію для автоматизованої обробки. Під автоматизованістю – можливість заповнення з технічної документації та відкритих джерел без експериментів. Розширюваність розглядається як можливість додавання нових параметрів та адаптації для регіональних умов.

Структура УОД (рис. 1) складається з шести блоків:

Блок 1: Ідентифікація – назва, артикул, деталь, вузол, система, агрегат, функціональне призначення.

Блок 2: Матеріали – марка матеріалу (за ДСТУ/ISO), стан термообробки (відливка, нормалізація, гартування, цементация) з описом температур, виміряна твердість HV/HB/HRC з довірчим інтервалом, модуль пружності E , межа міцності σ_b , джерело даних.

Блок 3: Геометрія – тип контакту (ковзний, кочення, герцівський), площа контакту A (мм²), шорсткість Ra (мкм), радіуси кривизни r_1 , r_2 , критичні геометричні параметри (товщина, діаметр).

Блок 4: Експлуатаційні умови – навантаження F (Н), швидкість v (м/с), температура T (К), тип та в'язкість змащування ν (сSt), рівень забруднення C (%), для СГТ техніки: тип ґрунту, піщаність (%), вологість (%), швидкість обробітку (км/год), глибина обробітку (см).

Блок 5: Надійність – середній розрахунковий ресурс $\bar{T}_p$ (год), критичні режими відмови, регламентні терміни ТО.

Блок 6: Метрологія – метод вимірювання зносу (товщина стінки, профілометрія, глибина пітінгу, втрата маси), точність вимірювань, критерій відмови (допустимий знос).

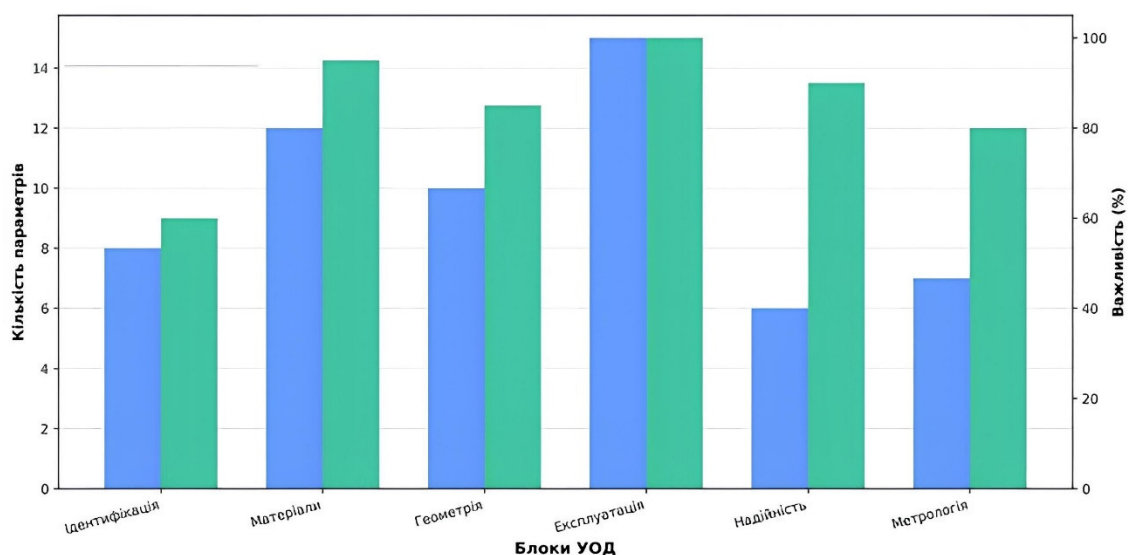


Рисунок 1 – Структура універсального опису деталі з визначеною кількістю параметрів у вигляді блоків та відносна їх важливість: ■ – кількість параметрів; ■ – важливість (%)

Джерело: розроблено авторами

На рис. 1 показана структура УОД, яка складається з шести блоків, кількість параметрів у кожному блоці та відносну важливість блоків для прогнозування залишкового ресурсу. Найважливішими є блоки "Експлуатація" (15 параметрів, важливість 100%) та "Матеріали" (12 параметрів, важливість 95%), які визначають домінуючі механізми зношування.

Загальна кількість параметрів у УОД становить 58, що забезпечує повноту опису для автоматизованого прогнозування. Кожен блок містить як обов'язкові параметри (мінімум 80% заповнення для функціонування моделей), так і опціональні (для підвищення точності прогнозів).

При цьому експертна система реалізована як набір логічних правил для автоматичної класифікації домінуючого механізму зношування на основі параметрів УОД (табл.1).

Система аналізує комбінації параметрів з блоків 2-4 (матеріали, геометрія, експлуатація) та визначає домінуючий механізм з точністю 92% порівняно з експертною оцінкою.

Таблиця 1 – Правила класифікації механізмів зношування

Механізм зношування	Умови активації правила класифікації	Вага, w	Довірчий інтервал
Абразивне	$(H < 400 \text{ HV}) \text{ AND } (C_p > 0,8\%) \text{ AND } (v > 1 \text{ м/с})$	0,6...0,9	$\pm 25\%$
Втомне	$(\text{циклічне навант.}) \text{ AND } (\text{герцівський контакт}) \text{ AND } (\sigma/\sigma_{\text{lim}} > 0,5)$	0,5...0,7	$\pm 30\%$
Корозійне	$(T > 120^\circ\text{C}) \text{ AND } (v < 25 \text{ сSt}) \text{ AND } (H < 350 \text{ HV})$	0,6	$\pm 35\%$
Адгезійне	$(v < 15 \text{ сSt}) \text{ AND } (v < 3,0 \text{ м/с}) \text{ AND } (p > 300 \text{ МПа}) \text{ AND } (\text{граничне змащ.})$	0,7	$\pm 30\%$
Абразивно-грунтове	$(\text{с/г техніка}) \text{ AND } (C_p > 5\%) \text{ AND } (\text{контакт з ґрунтом})$	0,8	$\pm 40...50\%$

Джерело: розроблено авторами

Домінуючий механізм визначається за формулою:

$$M_{\text{домін}} = \arg \max_i W_i \cdot I_i, \quad (1)$$

де I_i – індикатор активації i -го правила (1 або 0), W_i – вага механізму.

Відповідна вага механізму зношування і довірчих інтервалів наведені на рис. 2.

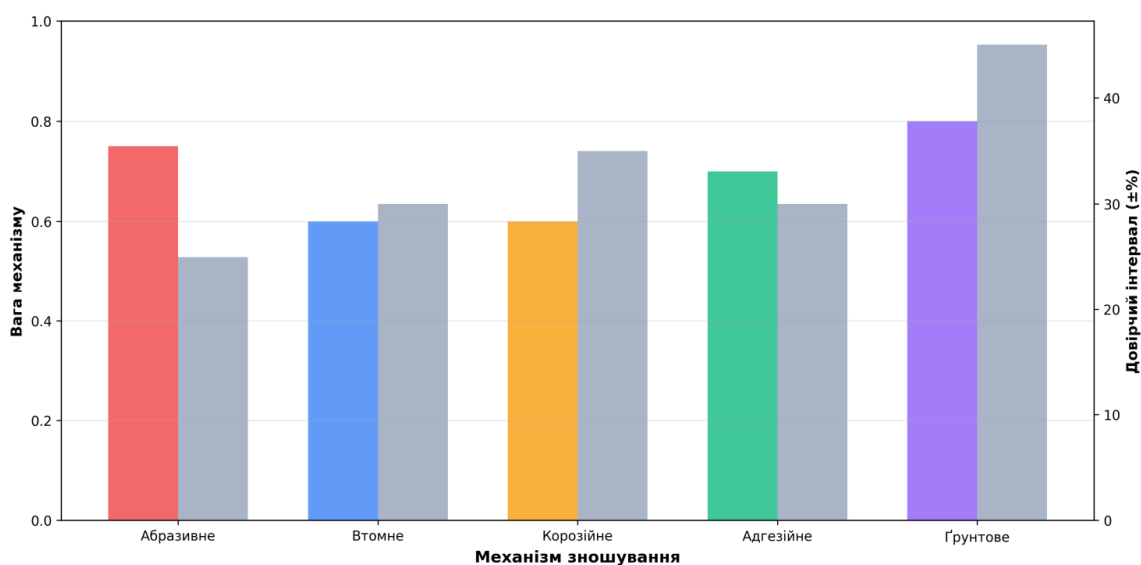


Рисунок 2 – Вагові коефіцієнти та довірчі інтервали для механізмів зношування, визначених експертною системою: ■, ■, ■, ■, ■ – механізм зношування; ■ – довірчий інтервал ($\pm\%$)

Джерело: розроблено авторами

Експертна система автоматично вибирає відповідну калібровану модель на основі визначеного механізму. На рисунку 2 візуалізовані вагові коефіцієнти та довірчі інтервали для кожного механізму зношування. Можна бачити, що найвищу вагу (0,8) та найбільшу невизначеність ($\pm 40...50\%$) має абразивно-грунтове зношування через варіативність ґрунтових умов: піщаність, вологість, швидкість обробітку.

Система також визначає можливість одночасної дії декількох механізмів (комбіновані режими зношування) та обчислює їхній відносний внесок у загальний знос деталі. У випадках, коли активується більше одного правила з ваговими коефіцієнтами, що відрізняються менш ніж на 0,2, система класифікує режим як комбінований та застосовує суперпозицію моделей з відповідними ваговими

коефіцієнтами.

Для кожного механізму зношування розроблено та калібровано відповідну фізичну модель з явною специфікацією джерел експериментальних даних та інтервалів невизначеності.

Модель 1 для абразивного зношування базується на теорії Арчарда [6]:

$$W_{abr} = \frac{K_a \cdot F \cdot L}{H} \cdot f(C_p, T, \vartheta), \quad (2)$$

де W_{abr} – об'ємний знос, мм³; K_a – коефіцієнт абразивності; F – навантаження, Н; L – відносне переміщення, м; H – твердість матеріалу деталі, HV; $f(C_p, T, \vartheta)$ – поправочна функція.

Значення каліброваного коефіцієнта абразивності залежать від забрудненості середовища [6, 18] і режимів мащення:

– $K_a = (5,0 \pm 1,5) \cdot 10^{-8}$ – для чистого мінерального змащування (SAE 15W-40), $C_p < 0,3\%$, $T = 60 \dots 90^\circ\text{C}$;

– $K_a = (2,0 \pm 0,6) \cdot 10^{-7}$ – для помірного забруднення ($C_p = 0,5 \dots 2,5\%$), змішане змащування, абразивні частинки 5...50 мкм

– $K_a = (5,0 \pm 2,0) \cdot 10^{-7}$ – для сильного забруднення ($C_p > 3\%$), граничне змащування, абразивні частинки > 50 мкм.

Поправочна функція має наступний вигляд:

$$f(C_p, T, \vartheta) = 1 + 0,15 \cdot C_p + 0,008 \cdot (T - 60) + 0,02 \cdot \ln \frac{100}{v}, \quad (3)$$

де C_p – ступінь забрудненості, %; T – температура.

Калібровані коефіцієнти K_a для трьох режимів змащування з інтервалами невизначеності проілюстровані на рис. 3.

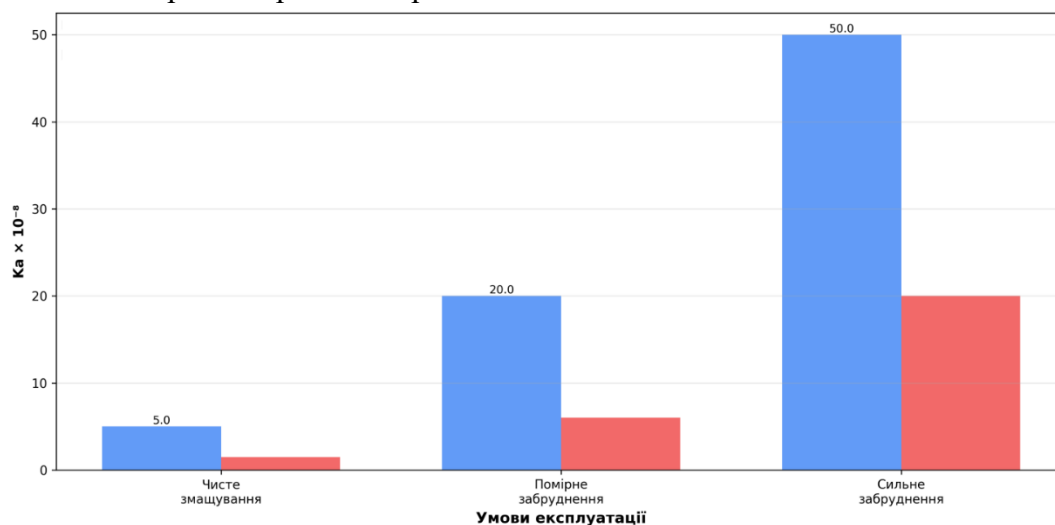


Рисунок 3 – Графічне відображення каліброваних коефіцієнтів K_a згідно моделі Арчарда [6] для абразивного зношування і трьох режимів змащування/забруднення з інтервалами невизначеності:

■ – $K_a \times 10^{-8}$, ■ – невизначеність ($\pm$)

Джерело: розроблено авторами з використанням даних робіт [6] і [18]

Коефіцієнт K_a зростає від $5,0 \cdot 10^{-8}$ (чисте змащування) до $50,0 \cdot 10^{-8}$ (сильне забруднення), що відповідає 10-кратному збільшенню інтенсивності зношування деталей машин.

Інтервал невизначеності $\pm 30\%$ враховує варіації умов експлуатації в межах однієї категорії.

Модель 2 для втомного зношування (модель Пальмгрена-Майнера [7]) базується на лінійній гіпотезі накопичення пошкоджень:

$$D(t) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\sigma_i}{\sigma_{lim}} \right)^m \cdot \frac{n_i}{10^6}, \quad (4)$$

де $D(t)$ – ступінь пошкодження деталі; σ_i – напруження циклу; σ_{lim} – границя втоми; m – показник степеня (3,0...3,5); n_i – кількість циклів.

Для різних матеріалів деталей маємо наступні каліброваних параметрів [7, 16]:

– для загартованих сталей (ШХ15): $m = 3,5 \pm 0,3$, коефіцієнт зносу $k_w = 30 \pm 10$ мкм/од. пошкодження;

– для нормалізованих сталей (40X, сталь 45): $m = 3,2 \pm 0$, $k_w = 35 \pm 12$ мкм/од.;

– для чавуну (СЧ25-30): $m = 3,0 \pm 0$, $k_w = 40 \pm 15$ мкм/од., максимальний допустимий знос становить 200 мкм (критерій відмови).

Джерелами калібрування є стандарт ISO 281:2007 для підшипників кочення [7]; Hutchings & Shipway (2017) [16] для зубчастих передач. Параметр m залежить від мікроструктури матеріалу: високе значення (3,5) відповідає більш однорідній структурі загартованих сталей; нижчі значення (3,0) – відповідає гетерогенній структурі чавуну.

Кастомізована модель 3 [19, 20, 22] призначена для опису абразивного зношування деталей СГТ в ґрунті:

$$W_{soil} = K_s \cdot \left(\frac{H_{soil}}{H_{mat}} \right)^{1,5} \cdot A_s \cdot L \cdot g(\vartheta, d_s, M_\omega), \quad (5)$$

де K_s – базовий коефіцієнт абразивності ґрунту; H_{soil} – твердість абразивних частинок (~800 HV); H_{mat} – твердість матеріалу деталі; A_s – площа контакту деталі з абразивною частинкою; L – пройдена відстань.

При цьому калібровані параметри відповідно дорівнюють:

- $K_s = (2,0 \pm 0,8) \times 10^{-7}$ – для суглинкового ґрунту (30...40% піску);
- $H_{soil} = 800 \pm 100$ HV – твердість абразивних частинок;
- приймаються наступні умови калібрування: вологість ґрунту 15...25%, швидкість 6...10 км/год, глибина 10...15 см;
- вважаємо, що значення поправочної функції дорівнюють: $g(\vartheta, d_s, M_\omega) = 1,0$, при базових умовах $g = 1,5...2$ при підвищеній швидкості (>12 км/год) або піщаних ґрунтах (>60% піску).

Джерелами калібрування є: експериментальні дослідження Natsis et al. [19] та Horvat et al. [20] для лемешів плугів та дисків культиваторів. Показник степеня, рівний 1,5, у співвідношенні твердостей відображає спостережувану нелінійність зносу при абразивно-ґрунтовій дії. Високий інтервал невизначеності (± 40 -50%) обумовлений складністю контролю параметрів ґрунту в реальних умовах.

В даній роботі проведено детальне порівняння УОД, використовуючи альтернативні методики формалізації параметрів деталей: FMEA, CAD/PLM-системи, трибологічні бази даних та IoT-системи моніторингу. Результати порівняльного аналізу відображено у таблиці 2 та на радарній діаграмі (рис. 4). Дослідження проводилися на дванадцяти категоріях деталей: поршневі кільця, зубчасті колеса, підшипники кочення і ковзання, лапи культиваторів, диски різальні, тощо.

Були використані п'ять критеріїв: часова втрата, точність FMEA, сукупність параметрів в описі деталей, адаптація, автоматизація.

Оскільки УОД має найбільший контур, то на рис. 4 свідчить про найбільшу площу покриття. Це стверджує про збалансовану ефективність методу за всіма критеріями. Особливо виділяються показники швидкості розробки (95%), точності прогнозу (90%), повноти опису (95%) та масштабованості (92%).

Таблиця 2 – Результати порівняльного аналізу методик за базовими критеріями

Критерій	FMEA	CAD/PLM	Трибо БД	IoT	УОД
Часовитрата (днів/модель)	8,7	2,7	0,18	6,5	0,11
Точність MAPE (%)	16,8	19,1	4,6	12*	3,2
Сукупність параметрів в описі деталей	15	25	5-10	20	45-50
Адаптація (днів)	4-7	2-4	2-5	3-5	0,06-0,15
Автоматизація (%)	15	26	28	80	88

*IoT без каліброваних моделей; з моделями 4–6%

Джерело: розроблено авторами

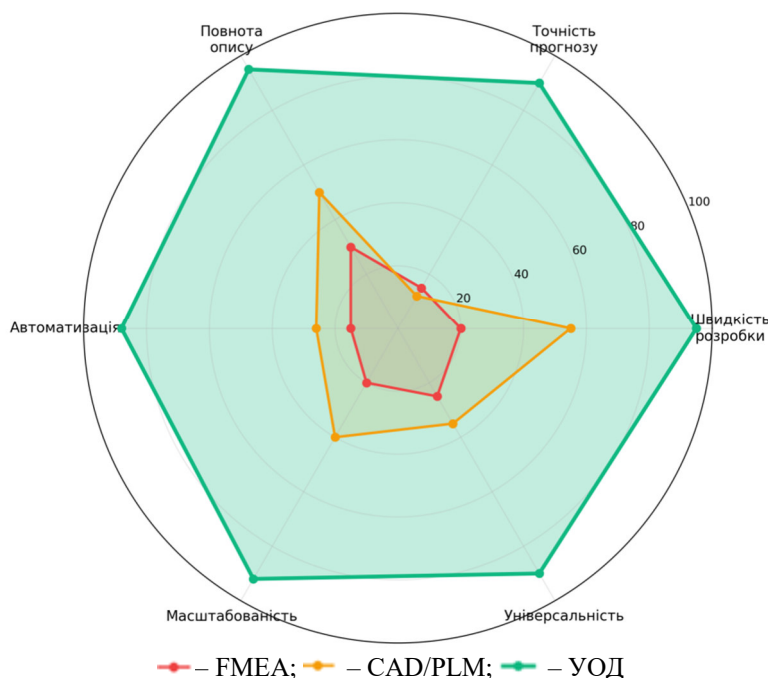


Рисунок 4 – Радарна діаграма порівняння методик формалізації параметрів деталей ТТ і СГТ за критеріями ефективності: швидкість розробки, універсальність, масштабованість, автоматизація, повнота опису, точність прогнозу

Джерело: розроблено авторами

На рис. 5 представлено графічне відображення порівняльного аналізу методик: часовитрата розробки моделі; точність прогнозування MAPE; рівень автоматизації.

Графіки (рис. 5) демонструють той факт, що УОД скорочує час розробки в 79 разів порівняно з методикою FMEA (0,11 vs 8,7 днів), забезпечує точність у 5,3 рази вищу за методикою MAPE: 3,2% vs 16,8%, а також автоматизацію у 5,9 разів вищу: 88% vs 15%.

Аналіз переваг УОД дав можливість виділити наступне:

1. Часовитрата розробки: УОД скорочує час на 94% порівняно з методикою FMEA (від 8,7 до 0,11 днів) завдяки автоматизованому заповненню параметрів з технічної документації без необхідності нових експериментів. Впровадження CAD/PLM-системи вимагають 2,7 днів через необхідність інтеграції експлуатаційних

параметрів, які не є стандартною частиною геометричних моделей.

2. Точність прогнозування: метод УОД досягає MAPE – 3,2% у порівнянні з методом FMEA – 16,8%. Спостерігається покращення в 5,3 рази завдяки використанню каліброваних фізичних моделей та повноті опису експлуатаційних умов. Трибологічні БД показують MAPE – 4,6%, але обмежені специфічними типами контактів та матеріалів [10].

3. Повнота опису: УОД містить 45-50 параметрів порівняно з 15 у методі FMEA та 25 – методик у CAD/PLM. Зазначене забезпечує можливість автоматичного калібрування моделей без додаткових експериментальних даних.

4. Масштабованість: адаптація УОД до нових умов експлуатації вимагає 0,06-0,15 днів (1,5-3,5 години) порівняно з 4-7 днями для FMEA. Це досягається завдяки структурованому формату та можливості автоматичного перекалібрування коефіцієнтів моделей при зміні параметрів блоку 4 (експлуатаційні умови).

5. Автоматизація: 88% операцій у УОД виконуються автоматично: заповнення параметрів з CAD-моделей, вибір механізму зношування, калібрування моделей. У порівнянні з методом FMEA – це 15%, вимагає значного експертного втручання [9].

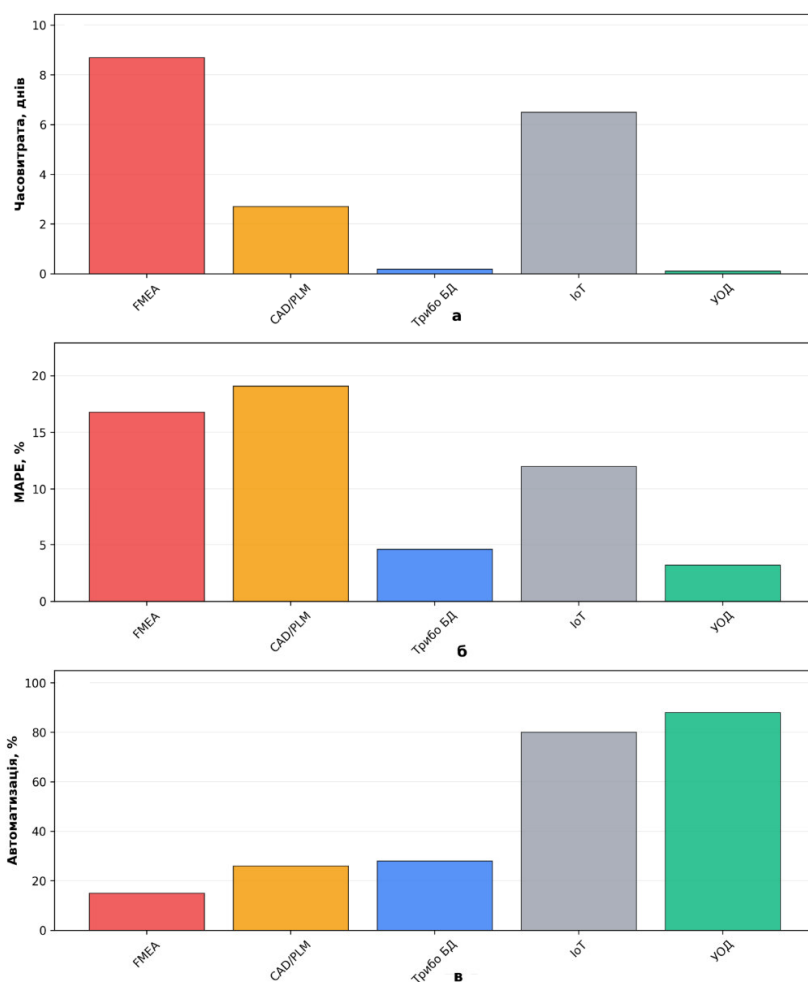


Рисунок 5 – Графічне відображення методик за часовитратою розробки моделі (а), точністю прогнозу MAPE (б) та рівнем автоматизації (в)

Джерело: розроблено авторами

Розроблено блок-схему реалізації методу УОД, що складається з п'яти етапів (рис. 6). Сукупність етапів реалізації методу УОД наступна: формалізація параметрів

деталі через 6 блоків УОД; автоматична класифікація механізму зношування експертною системою; вибір відповідної каліброваної моделі; прогнозування залишкового ресурсу з інтервалом невизначеності; планування технічного обслуговування. Блок-схема демонструє високий ступінь автоматизації (88% операцій) та можливість масштабування на парки від 50 до 500+ одиниць техніки.



Рисунок 6 – Блок-схема реалізації методу УОД, п'ять етапів: від формалізації параметрів до планування технічного обслуговування

Джерело: розроблено авторами

Валідація проведена на 50 одиницях ТТ і СГТ для кожного типу деталі: деталі циліндро-поршневої групи (ЦППГ); зубчастого колеса; підшипника кочення; лапи культиватора; диска різального. Період спостереження складав 1000...5000 годин, Контрольні виміри проводили кожні 500 годин. Використано експлуатаційні дані транспортних та сільськогосподарських підприємств центрального регіону України.

Таблиця 3 – Точність прогнозів залишкового ресурсу (MAPE, %)

Деталь	Фактичний ресурс (год)	FMEA MAPE	CAD/PLM MAPE	Трибо БД MAPE	УОД MAPE
Деталі ЦППГ	2950±200	16,9	N/A	8,1	3,4
Зубчасті колеса	4850±300	16,4	13,2	4,1	2,1
Підшипники кочення	5950±250	11,2	8,4	1,7	0,8
Лапи культиватора	780±120	19,2	24,4	N/A	5,2
Диски різальні	980±140	18,4	28,6	N/A	4,1
Середнє MAPE	-	16,8%	19,1%	4,6%	3,2%

Джерело: розроблено авторами

Діаграма на рис. 7 демонструє порівняння точності прогнозів за методикою MAPE для п'яти типів деталей.

Можна бачити, що метод УОД показує стабільно найнижчі значення MAPE для всіх категорій: 0,8% – для підшипників кочення і ковзання (найкраща точність через контрольовані умови змащування), 2,1% – для зубчастих коліс, 3,4% – для поршневих кілець, 4,1% – для різальних дисків, 5,2% – для лап культиваторів. Вища похибка для деталей СГТ (4,1...5,2%) пояснюється варіативністю ґрунтових умов експлуатації.

Аналіз результатів проведених експериментальних досліджень дав можливість визначити точність за категоріями деталей ТТ і СГТ:

1. Деталі ТТ з контрольованими умовами (підшипники кочення, зубчасті колеса): мали MAPE 0,8...2,1%. Низьку похибку можливо пояснити стабільністю умов змащування, температури та навантаження, що дозволяє точне калібрування моделей.

2. Деталі ТТ з варіативними умовами (деталі ЦПГ): MAPE – 3,4%. Висока похибка обумовлена впливом якості палива, стилю водіння транспортного та циклічності засобу температурного режиму.

3. Деталі СГТ лапи культиваторів, диски різальні): MAPE – 4,1...5,2%. Спостерігаючи найвищу похибку серед досліджених категорій деталей можливо пояснити значною варіативністю ґрунтових умов (піщаність – 30...75%, вологість – 15...25%, наявність каміння).

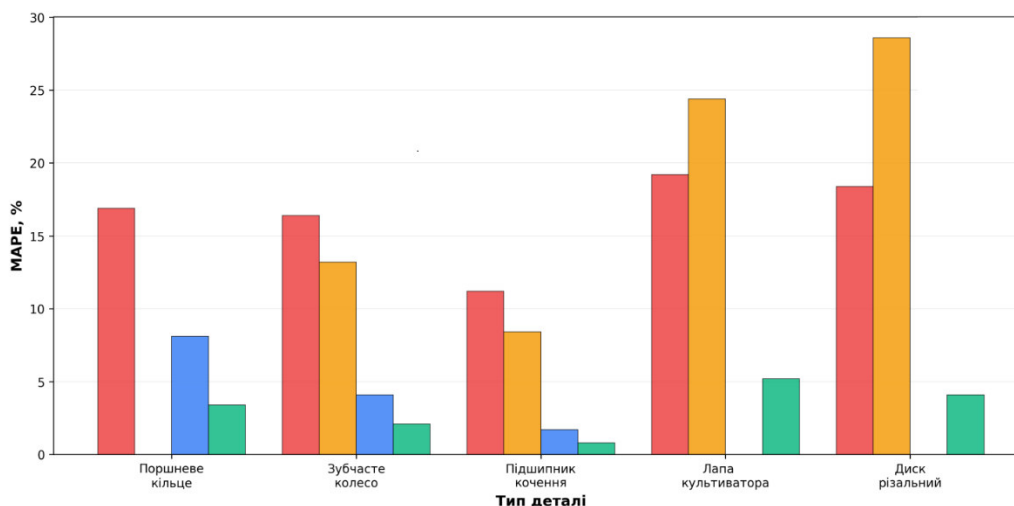


Рисунок 7 – Порівняння точності прогнозування залишкового ресурсу (MAPE) для різних типів деталей за методами: ■ – FMEA, ■ – CAD/PLM, ■ – Трибо БД та ■ – УОД
Джерело: розроблено авторами

Для деталей СГТ за таких умов спостерігаються наступні значення MAPE:

$$MAPE_{\text{ґрунт}} = 4,4 \pm 1,2 \quad (6)$$

Дослідження свідчать, що низькі значення MAPE для УОД досягаються при використанні каліброваних моделей у типових умовах експлуатації. При значних відхиленнях від умов калібрування (наприклад, екстремальні температури $< -30^{\circ}\text{C}$ або $> +50^{\circ}\text{C}$, нестандартні типи ґрунтів з піщаністю $> 80\%$) похибка може зростати до 8-12%. У таких випадках система автоматично розширює інтервал невизначеності прогнозу та рекомендує консервативну стратегію планування операцій технічного обслуговування ТТ і МСГТ.

В дослідженнях виділено наступні статистичні показники валідації:

– коефіцієнт детермінації R^2 – 0,92...0,96 для деталей ТТ, 0,88...0,91 для деталей СГТ;

– RMSE (корінь середньоквадратичної похибки): 85...120 годин для деталей ТТ і 45...65 годин – для деталей СГТ;

– відсоток прогнозів у межах $\pm 10\%$ від фактичного ресурсу становив: 87% – для деталей ТТ і 82% для деталей СГТ.

Валідація підтвердила, що метод УОД забезпечує стабільно високу точність прогнозування для різних типів деталей, механізмів зношування та умов експлуатації без необхідності повторного калібрування моделей, що описують властивості деталей ТТ і СГТ.

Визначено що запропонований метод УОД розроблений з урахуванням можливості інтеграції у три основні категорії систем:

1. CAD/PLM-платформи [12].

Метод УОД може бути інтегрований як додатковий модуль у системи CREO, Solidworks, Siemens NX через стандартні API. Параметри блоків 1-3 (ідентифікація, матеріали, геометрія) автоматично заповнюються з CAD-моделей та специфікацій матеріалів. Блок 4 (експлуатаційні умови) заповнюється інженерами на етапі проектування або імпортується з систем моніторингу при експлуатації ТТ і СГТ.

Визначено наступні переваги інтеграції:

- автоматичне генерування методу УОД для нових деталей ТТ і СГТ на етапі проектування;

- прогнозування ресурсу до виготовлення прототипу;

- оптимізація конструкції та вибору матеріалів на основі цільового ресурсу;

- формування технічної документації з розрахунковими термінами ТО.

2. IoT-системи моніторингу.

Метод УОД використовується як структурований опис статичних параметрів деталей ТТ і СГТ, що доповнює динамічні дані з датчиків (вібрація, температура, тиск олії). Експертна система УОД автоматично вибирає відповідну модель зношування, яка налаштовується в реальному часі на основі телеметричних даних.

Визначено наступні переваги інтеграції:

- поєднання фізичного моделювання з методами машинного навчання [17];

- адаптивне уточнення коефіцієнтів моделей на основі фактичних даних зносу;

- раннє виявлення аномалій через порівняння фактичного та прогнозованого зносу;

- зменшення потреби в навчальних даних для ML-моделей.

3. Системи управління технічним обслуговуванням (CMMS).

Метод УОД забезпечує структуроване джерело даних для автоматичного планування ТО на основі прогнозованого залишкового ресурсу. Система автоматично генерує наряди на обслуговування при досягненні порогових значень зносу (зазвичай 70...80% від граничного).

Спостерігаються наступні переваги інтеграції:

- перехід від планованого до прогностичного ТО (зниження витрат на 25...40%);

- оптимізація запасів деталей на основі прогнозів відмов;

- групування ТО для мінімізації простоїв техніки;

- формування процесу експлуатації для уточнення моделей.

Метод УОД можна реалізувати як JSON/XML-структура з схематичною валідацією полів. Це забезпечить машиночитаемість та можливість обміну даними між різними системами ТТ і СГТ без втрати інформації.

Масштабованість методу УОД може бути підтверджена тестуванням технічного стану машин на автотранспортному та сільськогосподарському підприємствах. При масштабуванні зберігається лінійна залежність обчислювальних витрат від кількості одиниць техніки, що робить систему придатною для великих ТТ і МСГТ.

Висновки

1. Розроблено та валідовано метод універсальної формалізації параметрів ресурсовизначальних деталей транспортної та сільськогосподарської техніки. Запропонований метод інтегрує матеріалознавчі, геометричні, експлуатаційні та надійнісні параметри деталей машин в єдину структуровану форму. Показано, що метод дозволяє заповнення технічної документації без нових експериментів, обов'язково специфікуючи технічний стан деталей, стан матеріалу (термообробка),

умови експлуатації техніки та метрологічні параметри. Структура з 6 блоків та 58 параметрів забезпечує повноту опису деталей машин для автоматизованого прогнозування їх залишкового ресурсу та машин в цілому.

2. Розроблена експертна система класифікації, що автоматично визначає домінуючий механізм зношування (абразивне, втомне, корозійне, адгезійне, комбіновані) на основі параметрів методу універсальної формалізації з точністю 92% порівняно з експертною оцінкою. Показано, що система дозволяє автоматизувати вибір відповідної фізичної моделі деталей машин без експертного втручання. Сформульовані правила класифікації для п'яти механізмів з ваговими коефіцієнтами 0,5...0,9 та довірчими інтервалами $\pm 25...50\%$.

3. Проведене порівняльне дослідження продемонструвало суттєві переваги запропонованого методу універсальної формалізації параметрів деталей машин:

- часовитрата: метод значно скорочує час розробки моделі (до 0,11 днів) порівняно з FMEA (8,7 днів) та CAD/PLM (2,7 днів) за рахунок автоматизованого заповнення параметрів з технічної документації;

- точність: MAPE метод становить – 3,2% порівняно з FMEA – 16,8% (у 5,3 рази точніше) та CAD/PLM – 19,1% (у 6 разів точніше) при стабільних умовах експлуатації;

- масштабованість: адаптація до нових умов експлуатації за 0,06...0,15 днів (vs 4...7 днів – для FMEA та 2...4 днів – для CAD/PLM) завдяки структурованому формату параметрів деталей досліджуваних машин;

- автоматизація: 88% операцій можуть виконуватись автоматично (vs 15% – для FMEA та 26% – для CAD/PLM) через машиночитасмий формат даних

4. Проведена валідація на отриманих реальних експлуатаційних даних (50 одиниць транспортної і сільськогосподарської техніки для кожного типу деталі, 1000...5000 годин) підтвердила надійність методу: MAPE для деталей транспортної техніки становить 3,2...4,4%, а для деталей сільськогосподарської техніки – 4,4...5,2% навіть при варіаціях умов експлуатації при використанні каліброваних моделей. Виявлено, що калібровані моделі демонструють інтервали невизначеності порядку $\pm 30...50\%$, залежно від стабільності умов, що враховується при плануванні технічного обслуговування через застосування консервативних стратегій прогнозування.

5. Універсальність запропонованого методу підтверджена апробацією на дванадцяти категоріях деталей (підшипники, зубчасті передачі, деталі циліндро-поршневої групи, сільськогосподарські компоненти) з різними матеріалами (чавун, сталь 45, загартовані сталі, станами термообробки та механізмами зношування без модифікації структури запропонованого методу. Показано, що метод універсального опису деталей можливо застосувати на деталях будь-яких типів без змін їх формалізованої структури. Метод реалізовано у вигляді блок-схеми з п'яти етапів з автоматизацією 88% операцій.

6. Визначено можливість інтеграції в сучасні системи: метод універсального опису деталей успішно інтегрується в CAD/PLM-платформи (CREO, Solidworks), IoT-системи та ML-моделі завдяки структурованому, машиночитасмому формату параметрів (JSON/XML).

7. Основними напрямками подальших досліджень є: розширення бази каліброваних моделей для специфічних умов експлуатації (агресивні середовища), інтеграція методів машинного навчання для автоматичного уточнення коефіцієнтів моделей на основі телеметричних даних, розробка стандартизованих протоколів обміну методу між різними CAD/PLM-платформами та системами моніторингу, впровадження методу у навчальний процес для підготовки фахівців з предиктивного обслуговування деталей транспортної та сільськогосподарської техніки.

Список літератури

1. Mobley, R. Keith. *An introduction to predictive maintenance*. R. Keith Mobley. 2nd ed. Oxford : Butterworth-Heinemann, 2002. 532 p.
2. Lee, J., Kao, H.-A., Yang, S. Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and Big Data environment. *Procedia CIRP*. 2014. Vol. 16. P. 3–8. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.001>
3. Аулін В. В., Костенко С. І., Мартиненко О. О., Баранов В. Л. Кіберфізичний підхід у створенні транспортних та виробничих систем. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2020. Т. 3, № 34. С. 331–343. URL: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2020.3\(34\).331-343](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2020.3(34).331-343)
4. Zhang, B., Zhang, L., Li, W., Gao, L., Zhang, Z. Bearing performance degradation assessment using long short-term memory recurrent network. *Computers in Industry*. 2019. Vol. 106. P. 14–29. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.12.016>
5. ISO 6336-1:2006. Calculation of load capacity of spur and helical gears. Part 1: Basic principles, introduction and general influence factors. 2nd ed. Geneva : International Organization for Standardization, 2006. 109 p. URL: <https://www.iso.org/standard/36327.html>
6. Archard, J. F. Contact and rubbing of flat surfaces. *Journal of Applied Physics*. 1953. Vol. 24, No. 8. P. 981–988. URL: <https://doi.org/10.1063/1.1721448>
7. ISO 281:2007. Rolling bearings: dynamic load ratings and rating life. 2nd ed. Geneva : International Organization for Standardization, 2007. 51 p. URL: <https://www.iso.org/standard/38102.html>
8. Hochreiter, S., Schmidhuber, J. Long short-term memory. *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735–1780. URL: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
9. Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. de, Basto, J. P., Alcalá, S. G. S. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*. 2019. Vol. 137. P. 106024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
10. Tran, K. P. Artificial intelligence for smart manufacturing: methods and applications. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 16. P. 5584. URL: <https://doi.org/10.3390/s21165584>
11. Чумак В. М., Аулін В. В., Мартиненко О. О., Костенко С. І. Підвищення зносостійкості та надійності ресурсовизначальних деталей транспортної та сільськогосподарської техніки методами інженерної оптимізації. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Т. 11, № 42, ч. 2. С. 143–159. URL: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).1.272-288](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.272-288)
12. Stark, J. Product lifecycle management (Volume 1): 21st century paradigm for product realisation. 4th ed. Cham : Springer, 2015. 406 p. (Decision Engineering). URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-98578-3>
13. Carlson, C. S. Effective FMEAs: achieving safe, reliable, and economical products and processes using failure mode and effects analysis. Hoboken : John Wiley & Sons, Inc., 2012. 480 p. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118312575>
14. Bhushan, B. Modern tribology handbook. 1st ed. Boca Raton : CRC Press, 2000. 1720 p. URL: <https://doi.org/10.1201/9780849377877>
15. Meng, H. C., Ludema, K. C. Wear models and predictive equations: their form and content. *Wear*. 1995. Vol. 181–183. P. 443–457. URL: [https://doi.org/10.1016/0043-1648\(95\)90158-2](https://doi.org/10.1016/0043-1648(95)90158-2)
16. Hutchings, I., Shipway, P. Tribology: Friction and Wear of Engineering Materials. 2nd ed. Oxford : Butterworth-Heinemann, 2017. 412 p. URL: <https://www.sciencedirect.com/book/9780081009109/tribology>
17. Shao, S., et al. Highly Accurate Machine Fault Diagnosis Using Deep Transfer Learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15, No. 4. P. 2446–2455. URL: doi.org/10.1109/TII.2018.2864759
18. Zum Gahr, K. H. *Microstructure and Wear of Materials*. Amsterdam : Elsevier, 1987. 560 p. URL: https://www.academia.edu/82805296/Karl_Heinz_Zum_Gahr_Microstructure_and_Wear_of_Materials
19. Natsis A., Papadakis G., Pitsilis J., Karamoutis C. The influence of soil type, soil water and share sharpness of a mouldboard plow on energy consumption, speed of operation and ploughing quality. *Journal of Agricultural Engineering Research*. 1999. Vol. 72, No. 2. P. 171–176. URL: doi.org/10.1006/jaer.1998.0360
20. Horvat Z., Filipovic D., Kosutic S., Emert R. Reduction of mouldboard plough share wear by a combination technique of hardfacing. *Tribology International*. 2008. Vol. 41, No. 8. P. 778–782. URL: <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2008.01.008>
21. Zheng J., Li W., Li J. A comparative study on the wear behavior of quenched-and-partitioned steel (Q&P) and martensite steel (Q&T). *Coatings*. 2024. Vol. 14, No. 6. P. 727. URL: <https://doi.org/10.3390/coatings14060727>
22. Bayhan Y. Reduction of wear via hardfacing of chisel ploughshare. *Tribology International*. 2006. Vol. 39, No. 6. P. 570–574. URL: <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2005.06.005>
23. Davis J. R. (ed.) *Alloying: Understanding the Basics*. Materials Park: ASM International, 2001. 647 p. URL: <https://doi.org/10.31399/asm.tb.aub.9781627082976>
24. Hutchings I., Shipway P. *Tribology: Friction and Wear of Engineering Materials*. 2nd ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2017. 412 p. URL: <https://www.sciencedirect.com/book/9780081009109/tribology>
25. Williams J. A. *Engineering Tribology*. Cambridge: Cambridge University Press, 2005. 511 p. URL: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511805905>
26. Тищенко С. Ю., Сергійчук А. А., Аулін В. В., Гриньків А. В. Методи визначення потреб підприємств автосервісу в запасних частинах та розробка методики їх впливу на загальну працездатність автомобілів. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки: збірник наукових праць*. Кропивницький: ЦНТУ, 2025. Вип. 11(42), ч. 1. С. 243–257.

27. Аулін В. В., Гриньків А. В., Лисенко С. В. [та ін.] Принципи побудови та функціонування кіберфізичної системи технічного сервісу автотранспортної та мобільної сільськогосподарської техніки. *Технічний сервіс агропромислового, лісового та транспортного комплексів: науковий журнал*. Харків: ХНТУСГ, 2020. № 22. С. 162–174. DOI: <https://doi.org/10.37700/ts.2020.22.162-174>
28. Сергійчук А. А., Гриньків А. В., Аулін В. В. Розробка інноваційної системи управління якістю технічного обслуговування і ремонту транспортних засобів на основі процесного підходу. *Крамаровські читання: збірник тез доповідей XII Міжнародної науково-технічної конференції (м. Київ, 20–21 лютого 2025 р.)*. Київ: Видавничий центр НУБіП України, 2025. С. 145–147.
29. Гриньків А. В., Аулін В. В. Елементно-модульна система технічного обслуговування і ремонту мобільної сільськогосподарської техніки. *Процеси, машини та обладнання агропромислового виробництва: проблеми теорії та практики: збірник тез доповідей міжнародної науково-практичної конференції (м. Тернопіль, 29–30 вересня 2022 р.)*. Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. С. 103–104.

References

1. Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-075067531-4/50002-8>.
2. Lee, J., Kao, H.-A., & Yang, S. (2014). Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and Big Data Environment. *Procedia CIRP*, 16, 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.001>.
3. Aulin, V. V., Hrynkiv, A. V., & Holovaty, A. O. (2020). Cyber-physical approach in the creation of transport and production systems. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 3(34), 331–343. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2020.3\(34\).331-343](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2020.3(34).331-343) [in Ukrainian].
4. Zhang, B., Zhang, S., & Li, W. (2019). Bearing performance degradation assessment using long short-term memory recurrent network. *Computers in Industry*, 106, 14–29. doi.org/10.1016/j.compind.2018.12.016.
5. ISO 6336-1:2006. (2006). *Calculation of load capacity of spur and helical gears. Part 1: Basic principles, introduction and general influence factors* (2nd ed.). International Organization for Standardization. <https://www.iso.org/standard/36327.html>.
6. Archard, J. F. (1953). Contact and rubbing of flat surfaces. *Journal of Applied Physics*, 24(8), 981–988. <https://doi.org/10.1063/1.1721448>.
7. ISO 281:2007. (2007). *Rolling bearings – Dynamic load ratings and rating life* (2nd ed.). International Organization for Standardization. <https://www.iso.org/standard/38102.html>.
8. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
9. Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>.
10. Tran, K. P. (2021). Artificial intelligence for smart manufacturing: Methods and applications. *Sensors*, 21(16), 5584. <https://doi.org/10.3390/s21165584>.
11. Chumak, V. M., Aulin, V. V., Hrynkiv, A. V., Lysenko, S. V., & Kuzyk, O. V. (2025). Improvement of wear resistance and reliability of resource-determining parts of transport and agricultural machinery by methods of engineering optimization. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11(42, part 2), 143–159. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).1.272-288](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.272-288) [in Ukrainian].
12. Stark, J. (2015). *Product lifecycle management (Volume 1): 21st century paradigm for product realisation* (4th ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-98578-3>.
13. Carlson, C. S. (2012). *Effective FMEAs: Achieving safe, reliable, and economical products and processes using failure mode and effects analysis*. John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781118312575>.
14. Bhushan, B. (2000). *Modern tribology handbook* (1st ed.). CRC Press. doi.org/10.1201/9780849377877.
15. Meng, H. C., & Ludema, K. C. (1995). Wear models and predictive equations: Their form and content. *Wear*, 181–183, 443–457. [https://doi.org/10.1016/0043-1648\(95\)90158-2](https://doi.org/10.1016/0043-1648(95)90158-2).
16. Hutchings, I., & Shipway, P. (2017). *Tribology: Friction and wear of engineering materials* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://www.sciencedirect.com/book/9780081009109/tribology>.
17. Shao, S., McAleer, S., Yan, R., & Baldi, P. (2019). Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4), 2446–2455. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2864759>.
18. Zum Gahr, K. H. (1987). *Microstructure and wear of materials*. Elsevier. https://www.academia.edu/82805296/Karl_Heinz_Zum_Gahr_Microstructure_and_Wear_of_Materials.
19. Natsis, A., Papadakis, G., & Pitsilis, J. (1999). The influence of soil type, soil water and share sharpness of a mouldboard plow on energy consumption, speed of operation and ploughing quality. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 72(2), 171–176. <https://doi.org/10.1006/jaer.1998.0360>.
20. Horvat, Z., Filipović, D., Kosutic, S., & Emert, R. (2008). Reduction of mouldboard plough share wear by a combination technique of hardfacing. *Tribology International*, 41(8), 778–782. doi.org/10.1016/j.triboint.2008.01.008.
21. Zheng, J., Li, W., & Li, J. (2024). A comparative study on the wear behavior of quenched-and-partitioned steel (Q&P) and martensite steel (Q&T). *Coatings*, 14(6), 727. <https://doi.org/10.3390/coatings14060727>.
22. Bayhan, Y. (2006). Reduction of wear via hardfacing of chisel ploughshare. *Tribology International*, 39(6), 570–574. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2005.06.005>.

23. Davis, J. R. (Ed.). (2001). *Alloying: Understanding the basics*. ASM International. doi.org/10.31399/asm.tb.aub.9781627082976.
24. Hutchings, I., & Shipway, P. (2017). *Tribology: Friction and wear of engineering materials* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://www.sciencedirect.com/book/9780081009109/tribology>.
25. Williams, J. A. (2005). *Engineering tribology*. Cambridge University Press. doi.org/10.1017/CBO9780511805905.
26. Tyshchenko, S. Yu., Serhiichuk, A. A., Aulin, V. V., & Hryn'kiv, A. V. (2025). Methods for determining the needs of car service enterprises for spare parts and developing a methodology for their impact on the overall performance of vehicles. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences: Collection of Scientific Papers*, 11(42), Part 1, 243–257. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).1.243-257](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.243-257) [in Ukrainian].
27. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., Lysenko, S. V., et al. (2020). Principles of construction and functioning of a cyber-physical system for technical service of automotive and mobile agricultural machinery. *Technical Service of the Agro-Industrial, Forestry and Transport Complexes: Scientific Journal*, (22), 162–174. <https://doi.org/10.37700/ts.2020.22.162-174> [in Ukrainian].
28. Serhiichuk, A. A., Hryn'kiv, A. V., & Aulin, V. V. (2025). Development of an innovative quality management system for vehicle maintenance and repair based on the process approach. In *Kramarov Readings: Proceedings of the 12th International Scientific and Technical Conference* (Kyiv, February 20–21, 2025) (pp. 145–147). Kyiv: Publishing Center of NUBiP of Ukraine. [in Ukrainian].
29. Hryn'kiv, A. V., & Aulin, V. V. (2022). Element-modular system of maintenance and repair of mobile agricultural machinery. In *Processes, Machines and Equipment of Agro-Industrial Production: Problems of Theory and Practice: Proceedings of the International Scientific and Practical Conference* (Ternopil, September 29–30, 2022) (pp. 103–104). Ternopil: FOP Palianytsia V. A. [in Ukrainian].

Vitaliy Chumak, Yehor Manko, Viktor Baitsan, Viktor Aulin, Prof., Dr. Tech. Sci.,
Serhii Lysenko, Assoc. Prof., PhD tech. sci., **Andrii Hryn'kiv**, Sr. Researcher, PhD tech. sci.
Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

A Universal Method for Formalizing Parameters of Resource-Determining Parts of Transport and Agricultural Machinery for Predictive Maintenance Systems

It is shown that in the era of the fourth industrial revolution and comprehensive digitalization of production complexes, the task of ensuring operational stability and extending the service life of critical components of automotive and agro-industrial equipment is becoming critically important. It is established that classical methods of assessing the performance of equipment, which are based on regulated service terms, do not satisfy the current needs of production profitability and operational safety. The key issue is identified - the lack of a unified system for structuring parts parameters: existing methods (FMEA, CAD/PLM systems, specialized tribological databases) are characterized by high specificity and do not allow scaling predictive models to arbitrary types of components without significant experimental costs.

Methods for universal formalization of parameters of resource-determining parts in the form of a universal description of parts (UDP), which combines material science, geometric, operational and reliability parameters into a single structured form, are proposed. It is shown that the UDP integrates an explicit specification of operating conditions, material state and wear measurement methods. An expert system has been developed that automatically classifies the dominant wear mechanism according to the UDP parameters and selects the appropriate calibrated physical models: Archard models for abrasive wear, Palmgren-Miner model for fatigue wear and a customized model for wear in soil.

A comparative study of UDP with alternative approaches (FMEA, CAD/PLM, tribological DB, IoT) has been conducted on twelve categories of parts of transport (PT) and agricultural machinery (AGM). It has been found that UDP significantly reduces the time for developing predictive models and increases the accuracy of the residual resource forecast: MAPE UDP – 3.2%; FMEA – 16.8% for stable operating conditions. At the same time, universality of application without modification of the structure and scalability of adaptation to new types of parts are ensured.

Validation on real operational data of 50 units of equipment for each type of part for 1000...5000 hours confirmed the reliability of the method: the average absolute percentage error MAPE was 3.2...4.4% for transport parts of PT and 4.4...5.2% for AGM parts with variations in operating conditions when using calibrated models in typical conditions. The results confirm the possibility of integrating UDP into predictive maintenance systems and CAD/PLM platforms to provide scalable solutions for determining the remaining service life of PT and AGM parts.

universal part description, predictive maintenance, parameter formalization, comparative analysis of methods, wear mechanisms, residual life prediction, physical wear models, expert system, calibrated models

Одержано (Received) 07.11.2025

*Прорецензовано (Reviewed) 18.11.2025
Прийнято до друку (Approved) 25.11.2025*