

Шкітов Андрій Анатолійович

аспірант, викладач

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна», Київ, Україна

ORCID 0009-0005-4600-8467

opncore@gmail.com

**МЕТОД КЕРУВАННЯ ТЕХНІЧНИМ ОБСЛУГОВУВАННЯМ ВИРОБНИЧОГО ОБЛАДНАННЯ
ЗА ПРОГНОЗОМ СТАНУ НА ОСНОВІ ФІЛЬТРА КАЛМАНА, ЛАНЦЮГІВ МАРКОВА ТА
ГЕНЕТИЧНОГО ПОШУКУ РІШЕНЬ**

Анотація. Запропоновано метод керування технічним обслуговуванням виробничого обладнання, який поєднує оцінювання технічного стану за допомогою фільтра Калмана, прогнозування розвитку деградаційних процесів із використанням ланцюгів Маркова та формування плану технічного обслуговування шляхом генетичного пошуку рішень. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю підвищення ефективності експлуатації виробничих систем, скорочення кількості аварійних відмов і зменшення експлуатаційних витрат. Проведений аналіз сучасних підходів показав, що більшість існуючих рішень використовують окремі методи оцінювання технічного стану, прогнозування деградації або оптимізації технічного обслуговування без їх комплексної інтеграції. Запропонований метод реалізує єдиний алгоритмічний цикл підтримки прийняття рішень, у якому результати оцінювання технічного стану використовуються для прогнозування переходів між дискретними технічними станами, а отриманий прогноз є основою для генетичного пошуку оптимального плану технічного обслуговування. Розроблено математичну модель оцінювання прихованого технічного стану обладнання на основі фільтра Калмана, модель прогнозування деградації із застосуванням марковських процесів та ризик-орієнтовану цільову функцію генетичного алгоритму, що враховує витрати на профілактичні роботи, очікувані втрати від аварійних відмов, тривалість простоїв і ресурсні обмеження ремонтних служб. Експериментальну перевірку виконано шляхом комп'ютерного моделювання виробничої ділянки з двадцятьма одиницями обладнання. Проведено порівняння запропонованого підходу з реактивною, планово-попереджувальною та пороговою прогнозною стратегіями технічного обслуговування. Отримані результати підтвердили підвищення точності оцінювання технічного стану, покращення прогнозування деградації, скорочення кількості аварійних відмов, часу простоїв і загальних експлуатаційних витрат. Практична цінність роботи полягає у можливості використання запропонованого методу в автоматизованих системах прогнозного технічного обслуговування промислового обладнання.

Ключові слова: прогнозне технічне обслуговування, виробниче обладнання, фільтр Калмана, ланцюги Маркова, генетичний алгоритм, математичне моделювання, прогнозування деградації.

Andriy A. Shkitov

PhD Student, lecturer

Open International University of Human Development "Ukraine", Kyiv, Ukraine

ORCID 0009-0005-4600-8467

opncore@gmail.com

**METHOD FOR MAINTENANCE MANAGEMENT OF INDUSTRIAL EQUIPMENT BASED ON
CONDITION PREDICTION USING THE KALMAN FILTER, MARKOV CHAINS, AND GENETIC
SEARCH**

Abstract. This paper proposes a maintenance management method for industrial equipment that combines Kalman filter-based condition estimation, Markov chain-based degradation prediction, and a genetic search algorithm for maintenance planning. The study is motivated by the increasing demand for improving equipment availability, reducing unexpected failures, and minimizing maintenance costs in modern manufacturing systems. An analysis of existing predictive maintenance approaches shows that most available solutions address condition estimation, degradation prediction, or maintenance optimization separately, while limited attention has been paid to their integration into a unified decision-support framework. The proposed method establishes a closed-loop maintenance strategy in which the estimated equipment condition obtained from noisy sensor measurements is used to predict transitions between discrete technical states, and the predicted state probabilities serve as input for a genetic algorithm that generates an efficient maintenance schedule. The developed mathematical model includes a Kalman filter for hidden-state estimation, a Markov-based degradation prediction model, and a risk-oriented objective function that simultaneously considers preventive maintenance costs, expected failure losses, production downtime, and maintenance resource constraints. Experimental validation was performed through computer simulation of a manufacturing system consisting of twenty industrial machines operating under different degradation conditions. The proposed method was compared with reactive maintenance, periodic preventive maintenance, and threshold-based predictive maintenance strategies. The experimental results demonstrated improved condition estimation accuracy, more reliable degradation prediction, a reduction in emergency failures and equipment downtime, and lower overall maintenance costs. The practical significance of the proposed approach lies in its applicability to automated predictive maintenance systems for industrial enterprises, where maintenance schedules can be generated according to both the current technical condition of equipment and its predicted future degradation.

Keywords: predictive maintenance, industrial equipment, Kalman filter, Markov chains, genetic algorithm, mathematical modeling, degradation prediction.

1. Вступ

Промислові підприємства дедалі активніше переходять від регламентного технічного обслуговування до стратегій, заснованих на фактичному стані обладнання. Такий підхід дає змогу зменшити кількість незапланованих простоїв, скоротити витрати на ремонт і підвищити ефективність використання виробничих ресурсів. Основою сучасних систем керування технічним обслуговуванням є безперервний аналіз експлуатаційних параметрів, прогнозування розвитку деградаційних процесів та своєчасне прийняття рішень щодо проведення профілактичних заходів.

Однією з головних проблем прогнозного технічного обслуговування є невизначеність технічного стану обладнання. Дані, отримані від сенсорів, містять випадкові похибки, шуми та пропуски вимірювань, що ускладнює визначення реального ступеня зношування вузлів [1]. Крім того, процес деградації обладнання має стохастичний характер і залежить від умов експлуатації, виробничого навантаження, режимів роботи та зовнішніх чинників. За таких умов застосування лише детермінованих моделей не забезпечує достатньої точності прогнозування.

Перспективним напрямом є інтеграція методів оцінювання прихованих станів, стохастичного прогнозування та інтелектуального пошуку рішень. Фільтр Калмана забезпечує оцінювання поточного технічного стану за шумними вимірюваннями, ланцюги Маркова дозволяють прогнозувати ймовірності переходу обладнання між різними станами працездатності, а генетичні алгоритми є ефективним інструментом пошуку раціональних стратегій технічного обслуговування за наявності численних експлуатаційних обмежень [2]-[4]. Проте комплексне використання цих методів у єдиному процесі підтримки прийняття рішень потребує подальшого розвитку математичних моделей, алгоритмів їх взаємодії та процедур оцінювання ефективності отриманих рішень.

2. Постановка проблеми

Більшість сучасних систем технічного обслуговування виробничого обладнання використовує або фіксовані регламенти проведення ремонтів, або окремі методи прогнозування відмов без комплексного врахування поточного стану обладнання, його прогнозованої деградації та ресурсних обмежень підприємства. У результаті профілактичні роботи нерідко виконуються передчасно або із запізненням, що призводить до збільшення експлуатаційних витрат, непродуктивних простоїв і підвищення ризику аварійних відмов.

Додатковою складністю є те, що реальний технічний стан обладнання безпосередньо не спостерігається і визначається лише за непрямими діагностичними параметрами, які містять випадкові похибки. Навіть за наявності достовірної оцінки поточного стану необхідно прогнозувати його подальшу еволюцію та визначати оптимальний момент проведення технічного обслуговування. Таке рішення повинно враховувати ймовірності переходу між технічними станами, виробничі графіки, доступність ремонтного персоналу, запасних частин та допустимі простої обладнання.

Таким чином, виникає науково-прикладне завдання розроблення методу керування технічним обслуговуванням виробничого обладнання, який поєднує оцінювання поточного технічного стану за допомогою фільтра Калмана, прогнозування його зміни на основі ланцюгів Маркова та формування раціонального плану технічного обслуговування шляхом генетичного пошуку рішень. Такий підхід має забезпечити підвищення достовірності прогнозування стану обладнання, зменшення кількості аварійних відмов і більш ефективне використання ресурсів технічного обслуговування.

3. Аналіз останніх досліджень і публікацій

Прогнозне технічне обслуговування (Predictive Maintenance, PdM) сьогодні розглядається як один із ключових напрямів підвищення ефективності експлуатації виробничого обладнання [5]. На відміну від регламентного або реактивного технічного обслуговування, сучасні системи PdM використовують результати безперервного моніторингу технічного стану обладнання, математичні моделі деградації та алгоритми прогнозування моменту виникнення відмов [6]. У сучасних дослідженнях відзначається, що найбільш перспективними є гібридні підходи, які поєднують статистичні методи, моделі простору станів, стохастичне моделювання та інтелектуальні алгоритми прийняття рішень [7], [8].

Значна кількість досліджень присвячена використанню фільтра Калмана для оцінювання прихованих технічних станів обладнання [9]. Його основною перевагою є можливість рекурсивного оцінювання параметрів системи за наявності шумів вимірювання, що робить цей підхід ефективним для аналізу часових рядів сенсорних даних. Разом із тим класичний фільтр Калмана передбачає лінійність моделі та гаусівський характер шумів, що обмежує точність прогнозування при складних деградаційних процесах [10].

Для прогнозування розвитку технічного стану широко застосовуються марковські моделі, які описують процес переходу обладнання між дискретними станами працездатності [11]. Такі моделі дозволяють оцінювати ймовірності майбутніх відмов, визначати залишковий ресурс обладнання та формувати прогноз розвитку деградаційного процесу. Проте більшість існуючих підходів використовує фіксовані матриці переходів, сформовані на основі історичних даних, що знижує їхню гнучкість у разі зміни режимів експлуатації або виробничого навантаження [12].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із застосуванням генетичних алгоритмів для формування стратегій технічного обслуговування [13]. Еволюційні методи дозволяють ефективно розв'язувати

багатокритеріальні задачі за наявності великої кількості альтернативних рішень і різноманітних експлуатаційних обмежень [14]. Їх використовують для мінімізації витрат на обслуговування, скорочення простоїв обладнання, підвищення коефіцієнта готовності виробничих систем та визначення оптимальної послідовності ремонтних робіт. Водночас більшість відомих робіт розглядає генетичний алгоритм як самостійний інструмент оптимізації без тісної інтеграції із моделями прогнозування технічного стану.

Проведений аналіз свідчить, що існуючі дослідження переважно зосереджені або на вдосконаленні окремих моделей оцінювання стану обладнання, або на розвитку методів прогнозування деградації, або на формуванні стратегій технічного обслуговування. Недостатньо дослідженим залишається питання побудови єдиного методу, у якому оцінювання поточного технічного стану, прогнозування його подальшої зміни та прийняття рішень щодо проведення технічного обслуговування здійснюються в межах узгодженого алгоритмічного процесу. Саме усунення цієї невирішеної проблеми становить предмет подальшого дослідження.

4. Мета і задачі дослідження

Формування цілей статті та постановка завдань. Метою дослідження є розроблення методу керування технічним обслуговуванням виробничого обладнання, який поєднує оцінювання поточного технічного стану за допомогою фільтра Калмана, прогнозування його еволюції на основі ланцюгів Маркова та формування плану технічного обслуговування шляхом генетичного пошуку рішень.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

- проаналізувати особливості застосування сучасних підходів до прогнозного технічного обслуговування виробничого обладнання;
- сформувати математичну модель оцінювання технічного стану обладнання на основі фільтра Калмана;
- розробити модель прогнозування переходів між технічними станами із використанням ланцюгів Маркова;
- запропонувати алгоритм генетичного пошуку плану технічного обслуговування з урахуванням прогнозованих технічних станів обладнання;
- виконати експериментальну перевірку запропонованого методу та провести його порівняльний аналіз із традиційними підходами до планування технічного обслуговування.

5. Результати дослідження

Запропонований метод призначений для підтримки прийняття рішень щодо технічного обслуговування виробничого обладнання на основі безперервного аналізу його технічного стану та прогнозування подальшої деградації. На відміну від традиційних систем планово-попереджувального ремонту, запропонований підхід враховує поточний стан кожної одиниці обладнання, прогнозує його зміну протягом заданого горизонту планування та формує раціональний графік проведення технічного обслуговування.

Структурно метод складається з трьох взаємопов'язаних модулів, що працюють послідовно. Перший модуль виконує оцінювання прихованого технічного стану обладнання за даними сенсорного моніторингу. Оскільки результати вимірювань містять випадкові шуми та похибки, використовується фільтр Калмана, який дозволяє отримати згладжену оцінку поточного стану системи.

На другому етапі отримані оцінки використовуються для побудови прогнозу розвитку технічного стану. Для цього вводиться дискретна множина станів обладнання, між якими можливі переходи з певними ймовірностями. Ланцюги Маркова забезпечують оцінювання ймовірностей перебування обладнання у кожному стані протягом прогнозного горизонту та дозволяють визначити ризик виникнення відмов.

Завершальним етапом є формування плану технічного обслуговування. Генетичний алгоритм використовує результати прогнозування для пошуку такого набору ремонтних робіт, який мінімізує сукупні експлуатаційні витрати, кількість аварійних простоїв та перевищення доступних ремонтних ресурсів.

Запропонований метод реалізує замкнений цикл підтримки прийняття рішень, у якому результати оцінювання технічного стану стають входними даними для прогнозування, а результати прогнозування безпосередньо використовуються під час формування плану технічного обслуговування. Загальну структуру взаємодії модулів представлено на рис. 1.

Технічний стан виробничого обладнання безпосередньо не спостерігається і визначається за непрямыми діагностичними параметрами, такими як температура, рівень вібрації, струм електродвигуна, тиск, рівень шуму та інші експлуатаційні характеристики. Через наявність випадкових похибок вимірювання поточний стан доцільно розглядати як приховану змінну, оцінювання якої виконується рекурсивним методом.

Нехай технічний стан обладнання у момент часу k описується вектором (1).

$$x_k = [d_k \ v_k], \quad (1)$$

де d_k характеризує інтегральний рівень деградації обладнання, а v_k – швидкість зміни деградаційного процесу.

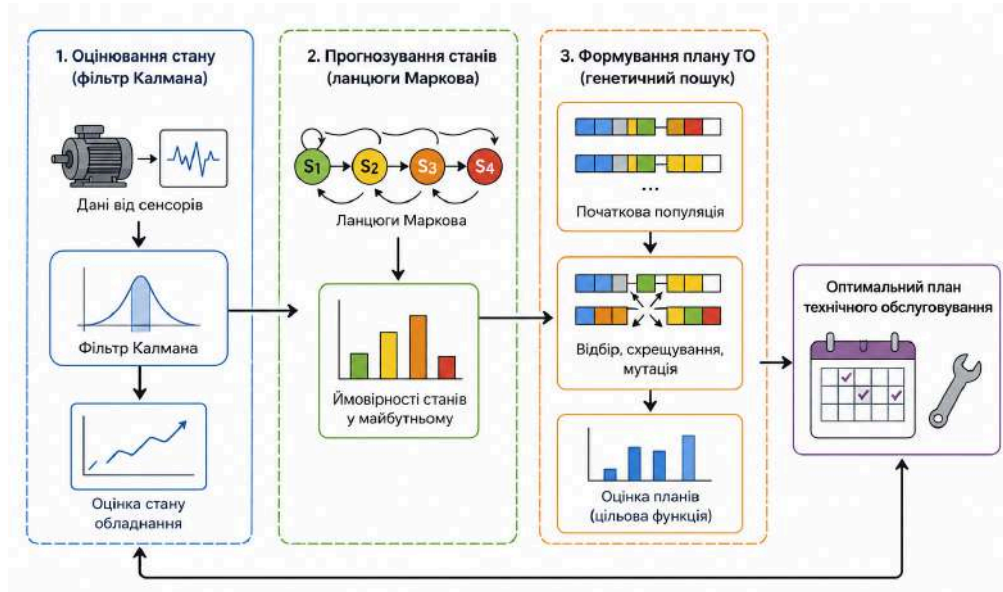


Рис. 1. Структурна схема методу керування технічним обслуговуванням
Динаміка технічного стану описується рівнянням (2).

$$x_k = Ax_{k-1} + w_k, \quad (2)$$

де A – матриця переходу стану, а w_k – випадкове збурення процесу з коваріаційною матрицею Q .

Результати вимірювань подаються у вигляді (3).

$$z_k = Hx_k + n_k, \quad (3)$$

де z_k – вектор вимірювань, H – матриця спостереження, n_k – шум вимірювання з коваріаційною матрицею R .

На першому етапі виконується прогнозування стану, а також прогнозування коваріаційної матриці (4).

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}, P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (4)$$

Після надходження нових вимірювань визначається матриця коефіцієнтів Калмана (5),

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}, \quad (5)$$

після чого уточнюється оцінка технічного стану (6),

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H\hat{x}_k^-), \quad (6)$$

а коваріаційна матриця оцінювання набуває вигляду (7).

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (7)$$

Отримана оцінка $\hat{x}_k$ використовується як узагальнений показник фактичного технічного стану обладнання та передається до наступного етапу прогнозування. Використання рекурсивного оцінювання дозволяє істотно зменшити вплив випадкових коливань вимірювань і забезпечує більш стабільне визначення рівня деградації порівняно із застосуванням необроблених сенсорних даних.

Для прогнозування подальшого розвитку технічного стану запропоновано використовувати дискретну марковську модель, у якій обладнання може перебувати в одному із заздалегідь визначених станів $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$, де S_1 – справний стан, S_2 – початкова деградація, S_3 – критична деградація, S_4 – відмова.

Перехід між станами описується матрицею (8).

$$T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & t_{13} & t_{14} & t_{21} & t_{22} & t_{23} & t_{24} & t_{31} & t_{32} & t_{33} & t_{34} & t_{41} & t_{42} & t_{43} & t_{44} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

де t_{ij} визначає ймовірність переходу зі стану S_i за один часовий інтервал.

Для кожного рядка матриці виконується умова нормування (9).

$$\sum_{j=1}^4 t_{ij} = 1, \quad (9)$$

Поточний розподіл ймовірностей перебування обладнання у відповідних станах задається вектором $p_k = [p_1, p_2, p_3, p_4]$, де p_i – ймовірність перебування обладнання у стані S_i .

Прогнозований розподіл на наступному кроці визначається множенням (10).

$$p_{k+1} = p_k T \quad (10)$$

Якщо необхідно виконати прогноз на декілька часових інтервалів, використовується степінь матриці переходів (11).

$$p_{k+h} = p_k T^h, \quad (11)$$

де h – горизонт прогнозування.

Особливістю запропонованого підходу є те, що початковий вектор p_k формується не лише на основі історичних статистичних даних, а й з використанням оціненого прихованого стану x_k , отриманого після застосування фільтра Калмана. Це дозволяє враховувати актуальний технічний стан обладнання під час прогнозування переходів між станами та зменшити вплив випадкових відхилень у вимірюваннях. У результаті формується більш достовірний прогноз розвитку деградації, який надалі використовується генетичним алгоритмом для побудови оптимального плану технічного обслуговування.

Після оцінювання поточного стану обладнання та прогнозування ймовірностей його переходу між станами виникає задача формування плану технічного обслуговування на заданому часовому горизонті. Такий план має визначати момент виконання робіт для кожної одиниці обладнання з урахуванням ризику відмови, тривалості обслуговування, доступності ремонтного персоналу, вартості робіт і можливих виробничих втрат.

Нехай виробнича система містить m одиниць обладнання, а горизонт планування складається з h часових інтервалів. План технічного обслуговування подається хромосоמוю $G = [g_1, g_2, \dots, g_m]$, де $g_i \in \{0, 1, \dots, h\}$ визначає часовий інтервал проведення обслуговування для i -ї одиниці обладнання. Значення $g_i = 0$ означає, що в межах поточного горизонту планове обслуговування не передбачається.

Для кожної одиниці обладнання за допомогою марковської моделі визначається прогнозована ймовірність відмови до моменту g_i . За чотиристанової моделі цей показник відповідає ймовірності перебування обладнання у стані S_4 : $r_i(t) = p_{i4}(t)$, де $p_{i4}(t)$ – ймовірність відмови i -ї одиниці обладнання в інтервалі t .

Якщо технічне обслуговування заплановане на момент g_i , накопичений ризик аварійної відмови до початку робіт визначається як (12).

$$R_i = 1 - \prod_{t=1}^{g_{i-1}} (1 - r_i(t)) \quad (12)$$

Якщо обслуговування не заплановано, ризик обчислюється для всього горизонту (13).

$$R_i = 1 - \prod_{t=1}^h (1 - r_i(t)) \quad (13)$$

Цільова функція генетичного алгоритму враховує витрати на планове обслуговування, очікувані втрати від аварійних відмов, виробничі простої та порушення ресурсних обмежень $F(G) = C_m + C_f + C_d + C_p$, де C_m – сумарна вартість планового обслуговування; C_f – очікувані втрати від аварійних відмов; C_d – втрати через планові простої; C_p – штраф за порушення обмежень.

Вартість планового обслуговування визначається виразом (14).

$$C_m = \sum_{i=1}^m c_i u_i, \quad (14)$$

де c_i – вартість планового обслуговування i -ї одиниці обладнання; u_i – бінарна змінна, що дорівнює одиниці за $g_i > 0$ і нулю за $g_i = 0$.

Очікувані втрати внаслідок відмови обладнання мають вигляд (15).

$$C_f = \sum_{i=1}^m f_i R_i, \quad (15)$$

де f_i – вартість аварійної відмови, яка охоплює ремонтні витрати, втрати продукції та витрати, пов'язані з незапланованим простоєм.

Втрати через планове виведення обладнання з експлуатації обчислюються як (16).

$$C_d = \sum_{i=1}^m d_i q_i u_i, \quad (16)$$

де d_i – тривалість обслуговування; q_i – вартість одиниці часу планового простою.

Для врахування обмеженої кількості ремонтних бригад вводиться умова (17).

$$\sum_{i=1}^m b_{it} \leq B, \quad t = 1, \dots, h, \quad (17)$$

де $b_{it} = 1$, якщо обладнання i обслуговується в інтервалі t ; B – кількість доступних ремонтних бригад.

Порушення цього обмеження враховується штрафом (18).

$$C_p = \lambda \sum_{t=1}^h \max(0, \sum_{i=1}^m b_{it} - B), \quad (18)$$

де λ – штрафний коефіцієнт.

Для запобігання надто пізньому плануванню робіт використовується граничний ризик $\mu_{\max}$. Якщо для певного обладнання виконується умова $R_i > r_{\max}$, до значення цільової функції додається додатковий штраф (19).

$$C_r = \mu \sum_{i=1}^m \max(0, R_i - r_{\max}), \quad (19)$$

де μ – коефіцієнт критичного ризику. Тоді розширена цільова функція набуває вигляду $F(G) = C_m + C_f + C_d + C_p + C_r$.

Таким чином, генетичний пошук спрямований на знаходження плану $G^* = \arg F(G)$, який забезпечує компроміс між витратами на профілактичні роботи та очікуваними втратами від відмов.

Початкова популяція формується частково випадково, а частково – на основі прогнозованого ризику. Для обладнання з високою ймовірністю переходу до критичного або відмовного стану генеруються хромосоми з ранніми строками обслуговування. Для обладнання зі стабільним станом допускаються пізніші строки або відсутність робіт у поточному горизонті. Така процедура прискорює збіжність порівняно з повністю випадковим формуванням початкової популяції.

Для вибору батьківських особин застосовується турнірний відбір. Схрещування виконується шляхом обміну фрагментами двох хромосом. Операція мутації змінює строк обслуговування випадково вибраної одиниці обладнання. При цьому напрям мутації залежить від прогнозованого ризику: для обладнання з високим R_i строк зміщується до початку горизонту, а для обладнання з низьким ризиком – до пізніших інтервалів. Завдяки цьому мутація не є повністю випадковою, а використовує результати попереднього прогнозування стану.

Імовірність зміни гена задається як $q_i = q_0 + \alpha R_i$, де q_0 – базова ймовірність мутації; α – коефіцієнт чутливості до ризику. Обмеження $q_i \leq 1$ забезпечується нормуванням отриманого значення. Узагальнену послідовність функціонування запропонованого генетичного алгоритму, що охоплює етапи прогнозування ризиків, формування популяції, еволюційного пошуку та вибору найкращого плану технічного обслуговування, наведено на рис. 2.

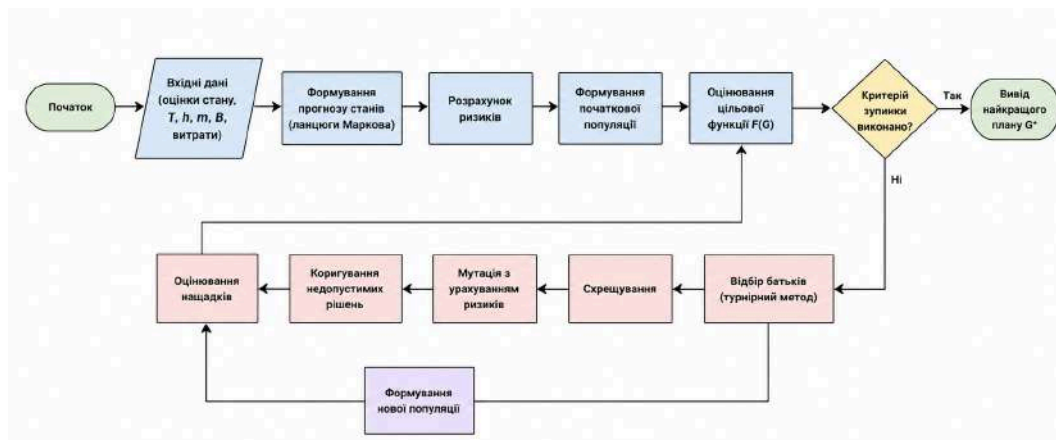


Рис. 2. Блок-схема запропонованого генетичного алгоритму формування плану технічного обслуговування

Наукова відмінність запропонованого генетичного алгоритму полягає в тому, що значення цільової функції та параметри мутації визначаються з урахуванням прогнозованих ймовірностей відмови. У результаті пошуковий процес орієнтується не лише на мінімізацію поточних витрат, а й на попередження критичної деградації обладнання.

Експериментальну перевірку проведено шляхом комп'ютерного моделювання виробничої дільниці, що містить 20 одиниць обладнання різного функціонального призначення. До складу модельованої системи включено верстати, приводи, насосні агрегати та компресорне обладнання. Для кожного об'єкта задано індивідуальну швидкість деградації, рівень шуму вимірювань, тривалість профілактичного обслуговування та вартість аварійної відмови.

Моделювання виконано засобами Python. Для матричних обчислень використано бібліотеку NumPy, для реалізації фільтра Калмана та марковської моделі – авторські програмні модулі, а для дискретно-подієвого відтворення виробничих процесів – середовище SimPy. Генетичний алгоритм реалізовано без використання готових пошукових функцій, що дозволило впровадити ризик-орієнтовану мутацію та процедуру коригування недопустимих планів.

Тривалість одного модельного експерименту становила 180 діб. Інтервал отримання діагностичних вимірювань дорівнював одній годині, а рішення щодо планування технічного обслуговування переглядалося один раз на добу. Горизонт планування становив 30 діб. Кількість одночасно доступних ремонтних бригад дорівнювала двом.

Початкові параметри експерименту наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Параметри експериментального середовища

Параметр	Значення
Кількість одиниць обладнання, m	20
Тривалість моделювання, D	180 діб
Горизонт планування, h	30 діб
Кількість технічних станів, s	4
Кількість ремонтних бригад, B	2
Розмір популяції, N	100
Кількість поколінь, L	200
Імовірність схрещування, q_c	0,85
Базова ймовірність мутації, q_0	0,05
Граничний ризик, r_{max}	0,30
Кількість повторів експерименту, n	30

Для перевірки ефективності запропонованого методу проведено порівняння з трьома базовими стратегіями:

- реактивним обслуговуванням, за якого ремонт проводиться лише після відмови;
- планово-попереджувальним обслуговуванням із фіксованим міжремонтним інтервалом;
- прогнозним обслуговуванням із фіксованим порогом деградації без марковського прогнозу та генетичного планування;
- запропонованим методом, який поєднує фільтр Калмана, ланцюги Маркова та генетичний пошук.

Для оцінювання результатів використано такі показники: кількість аварійних відмов N_f , сумарний час простою T_d , кількість планових обслуговувань N_m , коефіцієнт технічної готовності K_a , загальні витрати C та частка запізнених обслуговувань q_l .

Коефіцієнт технічної готовності визначено як (20).

$$K_a = \frac{T_w}{T_w + T_d}, \quad (20)$$

де T_w – сумарний час працездатного стану; T_d – час простою.

Похибку оцінювання рівня деградації визначено за середньоквадратичним критерієм (21).

$$E = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (d_k - \hat{d}_k)^2}, \quad (21)$$

де d_k – модельне значення деградації; $\hat{d}_k$ – оцінка, отримана фільтром Калмана.

Для необроблених сенсорних вимірювань середньоквадратична похибка становила 0,118, тоді як після застосування фільтра Калмана вона зменшилася до 0,046. Отже, відносне зменшення похибки становило $\Delta E = \frac{0,118-0,046}{0,118} \cdot 100\% = 61\%$.

Цей результат підтверджує доцільність попереднього оцінювання прихованого стану перед формуванням марковського прогнозу. Зменшення шумової складової дозволило стабілізувати визначення поточного технічного стану та уникнути частих помилкових переходів між класами деградації.

Для оцінювання точності марковського прогнозу порівнювали прогнозований стан обладнання через 5, 10 і 15 діб із фактичним станом, отриманим під час моделювання. Результати наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Точність прогнозування технічного стану

Горизонт прогнозу	Без фільтра Калмана, %	Фільтр Калмана і ланцюг Маркова, %
5 діб	84,2	92,6
10 діб	76,8	87,4
15 діб	68,5	80,9

Зі збільшенням горизонту точність обох підходів зменшується, що пояснюється накопиченням невизначеності. Водночас попереднє застосування фільтра Калмана забезпечило перевагу від 8,4 до 12,4 відсоткового пункту. Найбільша різниця спостерігалася для горизонту 15 діб, оскільки похибки початкового стану суттєвіше впливають на багатоетапний марковський прогноз.

Результати порівняння стратегій технічного обслуговування наведено в табл. 3. Значення подано як середні за 30 повторними експериментами.

Таблиця 3

Порівняння стратегій технічного обслуговування

Стратегія	Nf	Td, год	Nm	Ka	C, тис. ум. од.
Реактивна	ч8,7	428	18,7	0,951	1624
Планово-попереджувальна	9,6	286	54,0	0,967	1318
Порогова прогнозна	7,8	241	43,5	0,972	1196
Запропонований метод	4,9	172	38,2	0,980	1018

Запропонований метод забезпечив зменшення середньої кількості аварійних відмов на 73,8 % порівняно з реактивною стратегією, на 49,0 % порівняно з планово-попереджувальною та на 37,2 % порівняно з пороговим прогнозним підходом.

Сумарний час простою зменшився відповідно на 59,8 %, 39,9 % і 28,6 %. Водночас кількість планових обслуговувань була нижчою, ніж за планово-попереджувальної стратегії. Це свідчить, що зростання готовності обладнання забезпечувалося не за рахунок надмірної кількості профілактичних робіт, а завдяки точнішому визначенню моменту їх проведення.

Зменшення загальних витрат порівняно з базовими стратегіями визначено за виразом (22).

$$\Delta C = \frac{C_b - C_p}{C_b} \cdot 100\%, \quad (22)$$

де C_b – витрати базової стратегії; C_p – витрати запропонованого методу.

Порівняно з реактивним обслуговуванням витрати зменшилися на 37,3 %, із планово-попереджувальним – на 22,8 %, а з пороговим прогнозним – на 14,9 %. Отриманий результат пояснюється одночасним скороченням аварійних простоїв і кількості передчасних профілактичних робіт.

Для аналізу збіжності генетичного алгоритму фіксувалося найкраще та середнє значення цільової функції в кожному поколінні. Усереднені результати наведено в табл. 4.

Таблиця 4

Зміна цільової функції під час генетичного пошуку

Покоління	Найкраще значення F	Середнє значення F
1	1486	1764
25	1197	1382
50	1086	1219
75	1039	1118
100	1022	1069
150	1018	1034
200	1018	1027

Основне зниження цільової функції відбувалося протягом перших 75–100 поколінь. Після 150-го покоління покращення найкращого рішення практично припинялося. Це свідчить, що значення $L = 200$ є достатнім для досліджуваної конфігурації виробничої системи.

Проведена експериментальна перевірка показала, що поєднання рекурсивного оцінювання стану, марковського прогнозування та генетичного формування плану дає змогу зменшити кількість аварійних відмов без збільшення частоти профілактичних робіт. Фільтр Калмана підвищує стабільність вхідних оцінок, марковська модель визначає ймовірні траєкторії деградації, а генетичний алгоритм узгоджує строки обслуговування з доступними ресурсами. Основним компромісом запропонованого методу є збільшення обчислювальних витрат порівняно з пороговим плануванням, однак для добового циклу перегляду плану цей недолік є прийнятним.

6. Висновки та перспективи подальших досліджень

У статті запропоновано метод керування технічним обслуговуванням виробничого обладнання, який поєднує оцінювання технічного стану на основі фільтра Калмана, прогнозування деградаційних процесів із використанням ланцюгів Маркова та формування плану технічного обслуговування шляхом генетичного пошуку рішень. На відміну від існуючих підходів, запропонований метод реалізує єдиний алгоритмічний процес підтримки прийняття рішень, у якому результати оцінювання поточного технічного стану безпосередньо використовуються для прогнозування розвитку деградації та формування плану технічного обслуговування.

Розроблено математичні моделі оцінювання прихованого технічного стану обладнання, прогнозування переходів між технічними станами та ризик-орієнтовану цільову функцію генетичного алгоритму, що враховує витрати на технічне обслуговування, очікувані втрати від аварійних відмов, тривалість простоїв і ресурсні обмеження. Результати комп'ютерного моделювання підтвердили підвищення точності оцінювання технічного стану, покращення прогнозування деградації, а також зменшення кількості аварійних відмов, часу простоїв і загальних експлуатаційних витрат порівняно з традиційними стратегіями технічного обслуговування.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з адаптацією запропонованого методу до багаторівневих виробничих систем із неоднорідним обладнанням, розробленням механізмів автоматичного налаштування параметрів марковської моделі та генетичного алгоритму, а також інтеграцією запропонованого підходу з цифровими двійниками й Industrial Internet of Things для забезпечення підтримки прийняття рішень у режимі реального часу.

Декларація про штучний інтелект

Під час підготовки статті інструменти штучного інтелекту використовувалися для перевірки якості перекладу англomовної анотації та вдосконалення її мовного оформлення. Усі наукові положення, математичні моделі, алгоритми, результати дослідження, експериментальні дані, їх аналіз і висновки сформульовані автором самостійно.

Конфлікт інтересів

Автор заявляє про відсутність конфлікту інтересів та підтверджує, що під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Tiddens, W., Braaksma, J., & Tinga, T. (2022). Exploring predictive maintenance applications in industry. *Journal of quality in maintenance engineering*, 28(1), 68-85. <https://doi.org/10.1108/JQME-05-2020-0029>
2. Kim, J., Song, M., Kim, D., & Lee, D. (2023). An adaptive Kalman filter-based condition-monitoring technique for induction motors. *IEEE Access*, 11, 46373-46381. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3273809>
3. Zhang, Q., & Liu, Y. (2022). Reliability evaluation of Markov cyber-physical system oriented to cognition of equipment operating status. *Computer communications*, 181, 80-89. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2021.10.004>
4. Alhamad, K., & Alkhezi, Y. (2024). Hybrid genetic algorithm and tabu search for solving preventive maintenance scheduling problem for cogeneration plants. *Mathematics*, 12(12), 1881. <https://doi.org/10.3390/math12121881>
5. Chen, C., Fu, H., Zheng, Y., Tao, F., & Liu, Y. (2023). The advance of digital twin for predictive maintenance: The role and function of machine learning. *Journal of Manufacturing Systems*, 71, 581-594. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.10.010>
6. Hector, I., & Panjanathan, R. (2024). Predictive maintenance in Industry 4.0: A survey of planning models and machine learning techniques. *PeerJ Computer Science*, 10, e2016. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2016>
7. Nguyen, V. T., Do, P., Voisin, A., & Iung, B. (2022). Artificial-intelligence-based maintenance decision-making and optimization for multi-state component systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 228, 108757. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108757>
8. Feng, M., & Li, Y. (2022). Predictive maintenance decision making based on reinforcement learning in multistage production systems. *IEEE Access*, 10, 18910-18921. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151170>
9. Mołęda, M., Małysiak-Mrozek, B., Ding, W., Sunderam, V., & Mrozek, D. (2023). From corrective to predictive maintenance—A review of maintenance approaches for the power industry. *Sensors*, 23(13), 5970. <https://doi.org/10.3390/s23135970>
10. Es-Sakali, N., Zoubir, Z., Kaitouni, S. I., Mghazli, M. O., Cherkaoui, M., & Pfafferoth, J. (2024). Advanced predictive maintenance and fault diagnosis strategy for enhanced HVAC efficiency in buildings. *Applied Thermal Engineering*, 254, 123910. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2024.123910>
11. Abbas, A. N., Chasparis, G. C., & Kelleher, J. D. (2022, July). Interpretable input-output hidden Markov model-based deep reinforcement learning for the predictive maintenance of turbofan engines. In *International conference on big data analytics and knowledge discovery* (pp. 133-148). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-12670-3_12
12. Guo, C., & Liang, Z. (2025). Predictive inspection and maintenance optimization for partially observable semi-Markov deteriorating systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 22, 10893-10904. <https://doi.org/10.1109/TASE.2025.3530014>
13. Muratović, E. (2026). A Review of the Genetic Algorithm Approach in Predictive Maintenance and Energy Forecasting. *Computational Intelligence for a Greener Future: Innovations in Renewable Energy Systems: Integrating AI and Behavioral Insights to Drive Economic Efficiency and Sustainability*, 1-21. https://doi.org/10.1007/978-3-032-06732-6_1
14. Shoorikand, H. D., Nourelfath, M., & Hajji, A. (2024). A hybrid deep learning approach to integrate predictive maintenance and production planning for multi-state systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 74, 397-410. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.04.005>

References

1. Tiddens, W., Braaksma, J., & Tinga, T. (2022). Exploring predictive maintenance applications in industry. *Journal of quality in maintenance engineering*, 28(1), 68-85. <https://doi.org/10.1108/JQME-05-2020-0029>
2. Kim, J., Song, M., Kim, D., & Lee, D. (2023). An adaptive Kalman filter-based condition-monitoring technique for induction motors. *IEEE Access*, 11, 46373-46381. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3273809>
3. Zhang, Q., & Liu, Y. (2022). Reliability evaluation of Markov cyber-physical system oriented to cognition of equipment operating status. *Computer communications*, 181, 80-89. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2021.10.004>
4. Alhamad, K., & Alkhezi, Y. (2024). Hybrid genetic algorithm and tabu search for solving preventive maintenance scheduling problem for cogeneration plants. *Mathematics*, 12(12), 1881. <https://doi.org/10.3390/math12121881>
5. Chen, C., Fu, H., Zheng, Y., Tao, F., & Liu, Y. (2023). The advance of digital twin for predictive maintenance: The role and function of machine learning. *Journal of Manufacturing Systems*, 71, 581-594. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.10.010>
6. Hector, I., & Panjanathan, R. (2024). Predictive maintenance in Industry 4.0: A survey of planning models and machine learning techniques. *PeerJ Computer Science*, 10, e2016. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2016>
7. Nguyen, V. T., Do, P., Voisin, A., & Iung, B. (2022). Artificial-intelligence-based maintenance decision-making and optimization for multi-state component systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 228, 108757. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108757>

8. Feng, M., & Li, Y. (2022). Predictive maintenance decision making based on reinforcement learning in multistage production systems. *IEEE Access*, 10, 18910-18921. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151170>
9. Mołęda, M., Małysiak-Mrozek, B., Ding, W., Sunderam, V., & Mrozek, D. (2023). From corrective to predictive maintenance—A review of maintenance approaches for the power industry. *Sensors*, 23(13), 5970. <https://doi.org/10.3390/s23135970>
10. Es-Sakali, N., Zoubir, Z., Kaitouni, S. I., Mghazli, M. O., Cherkaoui, M., & Pfafferott, J. (2024). Advanced predictive maintenance and fault diagnosis strategy for enhanced HVAC efficiency in buildings. *Applied Thermal Engineering*, 254, 123910. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2024.123910>
11. Abbas, A. N., Chasparis, G. C., & Kelleher, J. D. (2022, July). Interpretable input-output hidden Markov model-based deep reinforcement learning for the predictive maintenance of turbofan engines. In *International conference on big data analytics and knowledge discovery* (pp. 133-148). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-12670-3_12
12. Guo, C., & Liang, Z. (2025). Predictive inspection and maintenance optimization for partially observable semi-Markov deteriorating systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 22, 10893-10904. <https://doi.org/10.1109/TASE.2025.3530014>
13. Muratović, E. (2026). A Review of the Genetic Algorithm Approach in Predictive Maintenance and Energy Forecasting. *Computational Intelligence for a Greener Future: Innovations in Renewable Energy Systems: Integrating AI and Behavioral Insights to Drive Economic Efficiency and Sustainability*, 1-21. https://doi.org/10.1007/978-3-032-06732-6_1
14. Shoorkand, H. D., Nourelfath, M., & Hajji, A. (2024). A hybrid deep learning approach to integrate predictive maintenance and production planning for multi-state systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 74, 397-410. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.04.005>

Надійшла до редакції: 14.05.2026

Прийнята до друку: 15.09.2026

Опубліковано: 30.09.2026