

ШКИТОВ Андрій

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна»,
<https://orcid.org/0009-0005-4600-8467>

opncore@gmail.com

ОДРІБЕЦЬ Наталія

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна»,
<https://orcid.org/0009-0008-0176-1211>
sosn@ukr.net

МОДЕЛЬ ОПТИМІЗАЦІЇ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ ГЕНЕТИЧНОГО ОПТИМАЙЗЕРА І ФІЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ РІШЕНЬ

У сучасних інформаційних та кіберфізичних системах процеси прогнозування та підтримки прийняття рішень функціонують в умовах динамічної зміни параметрів, невизначеності, неповноти даних та значного впливу шумів, що ускладнює забезпечення високої точності оцінювання стану системи. За таких умов традиційні методи прогнозування часто характеризуються недостатньою адаптивністю та зниженням ефективності при роботі в режимі реального часу. У роботі запропоновано інтегровану модель оптимізації та прогнозування динамічних процесів на основі поєднання фільтра Калмана та генетичного оптимайзера. Запропонований підхід орієнтований на підвищення точності прогнозування, адаптивне налаштування параметрів моделі та забезпечення стійкості роботи системи в умовах зашумленості та нестабільності середовища функціонування.

Розроблена модель поєднує механізми рекурсивного оцінювання стану системи з еволюційними методами оптимізації параметрів. Фільтр Калмана використовується для прогнозування стану системи та уточнення оцінених параметрів відповідно до нових вимірювань, тоді як генетичний оптимайзер забезпечує адаптивне налаштування коефіцієнтів моделі та мінімізацію похибки прогнозування. Архітектура запропонованої моделі включає модулі збору та попередньої обробки даних, прогнозування стану системи, оцінювання похибки, адаптивної оптимізації та циклічного коригування параметрів. Для оцінювання ефективності оптимізації використано функцію пристосованості, засновану на мінімізації середньоквадратичної похибки прогнозування.

Експериментальне дослідження проведено для декількох сценаріїв моделювання динамічних процесів із різним рівнем шумів та нестабільності параметрів системи. Запропоновану модель порівняно з класичним фільтром Калмана та традиційними методами оптимізації. Отримані результати підтвердили зменшення похибки прогнозування, підвищення стійкості до шумових впливів та покращення адаптивності моделі до зміни параметрів процесу. Інтегрований підхід забезпечив вищу точність прогнозування при збереженні прийнятної рівня обчислювальної складності.

Практична цінність розробленої моделі полягає у можливості її застосування в системах підтримки прийняття рішень, інтелектуальних системах моніторингу, автономних платформах, сенсорних мережах та вбудованих інформаційних системах. Наукова новизна дослідження полягає у розробленні адаптивної інтегрованої моделі прогнозування, що поєднує рекурсивне оцінювання стану системи та еволюційну оптимізацію параметрів у режимі реального часу.

Ключові слова: динамічні процеси, фільтр Калмана, генетичний оптимайзер, адаптивне прогнозування, оптимізаційна модель, системи підтримки прийняття рішень.

SHKITOV Andrii, ODRIBETS Nataliia

Open International University of Human Development «Ukraine»

MODEL FOR ENSURING INFORMATION INTEGRITY IN IOT SYSTEMS BASED ON BLOCKCHAIN TECHNOLOGY USING A DISTRIBUTED REGISTRY TO REDUCE THE RISKS OF UNAUTHORIZED ACCESS

Modern cyber-physical and information systems operate in conditions of dynamic parameter changes, uncertainty, incomplete input data, and significant noise influence, which complicates the process of forecasting and decision-making. Under such conditions, traditional prediction approaches often demonstrate insufficient adaptability and reduced estimation accuracy, especially in real-time systems. The paper proposes an integrated model for optimization and forecasting of dynamic processes based on the combination of a Kalman filter and a genetic optimizer. The proposed approach is aimed at improving prediction accuracy, adaptive parameter adjustment, and stability of decision-making under noisy and unstable operating conditions.

The developed model combines recursive state estimation mechanisms with evolutionary optimization methods. The Kalman filter is used for forecasting the system state and updating estimated parameters according to incoming measurements, while the genetic optimizer performs adaptive tuning of the model coefficients and minimizes the forecasting error. The architecture of the proposed model includes modules for data collection and preprocessing, state prediction, error estimation, adaptive optimization, and feedback correction. A fitness function based on minimizing the mean square forecasting error is applied to evaluate the effectiveness of optimized parameters.

An experimental study was conducted using several scenarios of dynamic process simulation with different noise levels and parameter instability conditions. The proposed model was compared with the classical Kalman filter and traditional optimization approaches. The obtained results demonstrated a significant reduction in forecasting error, increased resistance to noise disturbances, and improved adaptability to changes in system parameters. The integrated approach provided higher forecasting accuracy while maintaining acceptable computational complexity.

The practical significance of the developed model lies in the possibility of its application in decision support systems,

embedded platforms, intelligent monitoring systems, sensor networks, autonomous control systems, and cyber-physical infrastructures. The scientific novelty of the research consists in the development of an adaptive integrated forecasting model that combines recursive state estimation and evolutionary optimization for dynamic parameter correction in real time.

Keywords: dynamic processes, Kalman filter, genetic optimizer, adaptive forecasting, optimization model, decision support systems.

Стаття надійшла до редакції / Received 10.06.2026
Прийнята до друку / Accepted 11.07.2026
Опубліковано / Published 10.09.2026



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

© ШКІТОВ Андрій, ОДРІБЕЦЬ Наталія

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Стрімке зростання обсягів даних, поява високодинамічних кіберфізичних систем, розвиток автономних платформ, інтелектуальних мереж, промислового Інтернету речей та систем підтримки прийняття рішень формують потребу у створенні нових моделей прогнозування і оптимізації динамічних процесів. У сучасних умовах значна кількість прикладних задач характеризується неповнотою вхідної інформації, наявністю шумів, випадкових збурень, часової нестабільності параметрів та складністю математичного опису процесів [1]. Це суттєво ускладнює формування ефективних механізмів аналізу, прогнозування та адаптивного керування.

Особливої актуальності набувають задачі прогнозування станів складних систем у режимі реального часу, де необхідно одночасно враховувати стохастичний характер даних, багатофакторність впливів та обмеження обчислювальних ресурсів [2]. Подібні задачі виникають у системах моніторингу технологічних процесів, робототехнічних комплексах, автономних транспортних системах, енергетичних мережах, медичних інформаційних системах та вбудованих інтелектуальних пристроях [3]. Низька точність оцінювання параметрів або затримки у прийнятті рішень можуть призводити до втрати ефективності функціонування системи, підвищення ризику помилок або зниження рівня стійкості до зовнішніх впливів [4].

Традиційні методи прогнозування часто демонструють недостатню адаптивність до змін середовища та нестійкість до зашумлених даних [5]. Водночас класичні оптимізаційні алгоритми мають обмеження при роботі з багатовимірними нелінійними моделями, де параметри системи змінюються у часі. У зв'язку з цим значний науковий інтерес становить поєднання еволюційних підходів оптимізації з методами статистичної оцінки стану системи. Одним із перспективних напрямів є інтеграція генетичних алгоритмів із фільтром Калмана, що дозволяє поєднати механізми глобального пошуку оптимальних параметрів із рекурсивним оцінюванням стану динамічного процесу в умовах невизначеності.

Використання генетичного оптимайзера створює можливість автоматизованого підбору параметрів моделей прогнозування, адаптації коефіцієнтів системи та мінімізації похибок оцінювання без необхідності жорсткого аналітичного опису функції оптимізації. Застосування фільтра Калмана забезпечує ефективне згладжування шумів, уточнення прогнозних значень та формування оцінки прихованих параметрів системи на основі послідовних вимірювань [6]. Сумісне використання цих підходів дозволяє формувати адаптивні моделі прогнозування, здатні функціонувати в умовах динамічної зміни параметрів середовища та невизначеності вхідних даних.

Наукова проблема полягає у необхідності розроблення моделі, яка забезпечуватиме одночасно високу точність прогнозування, адаптивність до змін середовища, стійкість до шумових впливів та ефективність обчислювальних витрат при обробці динамічних процесів. Практична значущість такої моделі визначається можливістю її використання у системах підтримки прийняття рішень, інтелектуальному моніторингу, прогнозуванні критичних станів, оптимізації керування складними технічними об'єктами та автоматизованих системах аналізу даних.

Метою дослідження є розроблення моделі оптимізації та прогнозування динамічних процесів на основі генетичного оптимайзера і фільтра Калмана для підвищення точності оцінювання параметрів системи, адаптивності прогнозування та ефективності прийняття рішень в умовах невизначеності й зашумленості даних.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Проблематика прогнозування та оптимізації динамічних процесів активно досліджується у багатьох галузях науки, зокрема в системному аналізі, кіберфізичних системах, інтелектуальному керуванні, робототехніці, економічному прогнозуванні та інформаційних технологіях [7], [8]. Значна кількість сучасних досліджень присвячена розробленню моделей, здатних забезпечувати адаптивне оцінювання станів системи в умовах невизначеності, неповноти даних та впливу випадкових шумів.

Одним із найбільш поширених підходів до оцінювання стану динамічних систем є фільтр Калмана, який використовується для рекурсивного прогнозування параметрів процесу на основі послідовних вимірювань [9]. Дослідження у цій сфері демонструють високу ефективність фільтра Калмана для лінійних

систем із гаусовим шумом, а також його модифікацій для нелінійних задач, зокрема розширеного та ансамблевого фільтрів Калмана. Запропоновані моделі широко застосовуються у навігаційних системах, безпілотних платформах, системах комп'ютерного бачення, телекомунікаційних мережах та медичних системах моніторингу [10]. Разом із тим у багатьох роботах відзначається, що ефективність фільтра Калмана суттєво залежить від коректного налаштування параметрів шуму, початкових умов та структури моделі, що ускладнює його використання у складних динамічних середовищах.

Паралельно активно розвиваються еволюційні методи оптимізації, серед яких особливе місце займають генетичні алгоритми. Їх застосування ґрунтується на механізмах природного добору, мутації та схрещування, що дозволяє здійснювати глобальний пошук оптимальних рішень у багатовимірних просторах параметрів. У наукових працях генетичні алгоритми використовуються для оптимізації функцій, налаштування параметрів моделей машинного навчання, адаптивного керування, маршрутизації та прогнозування часових рядів. Основною перевагою таких підходів є здатність працювати з нелінійними, багатокритеріальними та частково невизначеними задачами без необхідності аналітичного опису функції оптимізації [11].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із поєднанням методів прогнозування та оптимізації в межах єдиної інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень. У сучасних публікаціях розглядаються гібридні підходи, які комбінують статистичні моделі, еволюційні алгоритми та методи адаптивного оцінювання стану системи [12]. Подібні рішення демонструють покращення точності прогнозування, однак у більшості випадків вони орієнтовані на вузькоспеціалізовані прикладні задачі або характеризуються значними обчислювальними витратами.

Аналіз наукових праць свідчить, що існуючі моделі недостатньо враховують одночасний вплив динамічної зміни параметрів середовища, шумових спотворень та необхідності адаптивного налаштування прогнозних механізмів у режимі реального часу. Крім того, у більшості досліджень генетичні алгоритми та фільтр Калмана використовуються ізольовано, що обмежує можливість формування універсальної моделі для складних динамічних процесів. Недостатньо дослідженими залишаються питання автоматизованої оптимізації параметрів фільтрації, адаптивного вибору критеріїв оцінювання та мінімізації похибок прогнозування в умовах багатофакторного впливу.

Отже, існує необхідність у розробленні комплексної моделі прогнозування та оптимізації динамічних процесів, яка поєднуватиме переваги генетичного оптимайзера та фільтра Калмана для підвищення точності оцінювання параметрів системи, адаптивності функціонування та ефективності прийняття рішень у складних умовах експлуатації.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Динамічні процеси у сучасних інформаційних та технічних системах характеризуються неперервною зміною параметрів у часі, наявністю випадкових впливів та складною структурою взаємозв'язків між окремими компонентами системи. Особливістю таких процесів є залежність поточного стану від попередніх значень параметрів, що формує необхідність використання прогнозних моделей із механізмами адаптивного коригування. У задачах моніторингу, керування та підтримки прийняття рішень прогнозуванню підлягають параметри стану системи, швидкість зміни процесу, рівень відхилення від еталонних значень, часові характеристики сигналів та інтегральні показники ефективності функціонування.

На точність прогнозування суттєво впливають фактори невизначеності, що виникають унаслідок неповноти вхідних даних, нестабільності середовища функціонування, апаратних обмежень та випадкових шумів вимірювання. У реальних системах значення параметрів можуть змінюватися нерівномірно, що ускладнює побудову стабільної моделі оцінювання. Додатковою проблемою є часові зміни характеристик системи, при яких параметри процесу поступово або різко змінюються під впливом зовнішніх факторів. Це призводить до зростання похибок прогнозування та необхідності використання адаптивних механізмів оптимізації.

Для підвищення точності оцінювання параметрів системи доцільним є використання фільтра Калмана, який забезпечує рекурсивне оновлення прогнозів значень на основі нових вимірювань. Перевагою цього підходу є можливість ефективної роботи із зашумленими даними та оцінювання прихованих параметрів процесу. Разом із тим ефективність фільтра Калмана значною мірою залежить від правильного налаштування параметрів моделі та характеристик шуму, що в умовах динамічної зміни середовища є складною задачею.

Для автоматизованого налаштування параметрів прогнозної моделі запропоновано використання генетичного оптимайзера, який забезпечує пошук оптимальних рішень на основі еволюційних механізмів селекції, мутації та схрещування. Використання генетичного алгоритму дозволяє адаптувати параметри моделі до поточного стану процесу, мінімізувати похибку прогнозування та забезпечити стійкість роботи системи в умовах невизначеності. Поєднання генетичного оптимайзера з фільтром Калмана створює адаптивну модель, здатну коригувати параметри оцінювання у режимі реального часу.

Загальна структура запропонованої моделі включає модуль збору та попередньої обробки даних, модуль прогнозування на основі фільтра Калмана, генетичний оптимайзер для адаптивного налаштування параметрів та блок оцінювання ефективності прийняття рішень. Взаємодія між модулями забезпечує циклічне оновлення параметрів системи та корекцію прогнозованих значень залежно від поточного стану динамічного процесу.

На рис. 1 представлено загальну архітектуру моделі оптимізації та прогнозування динамічних процесів.

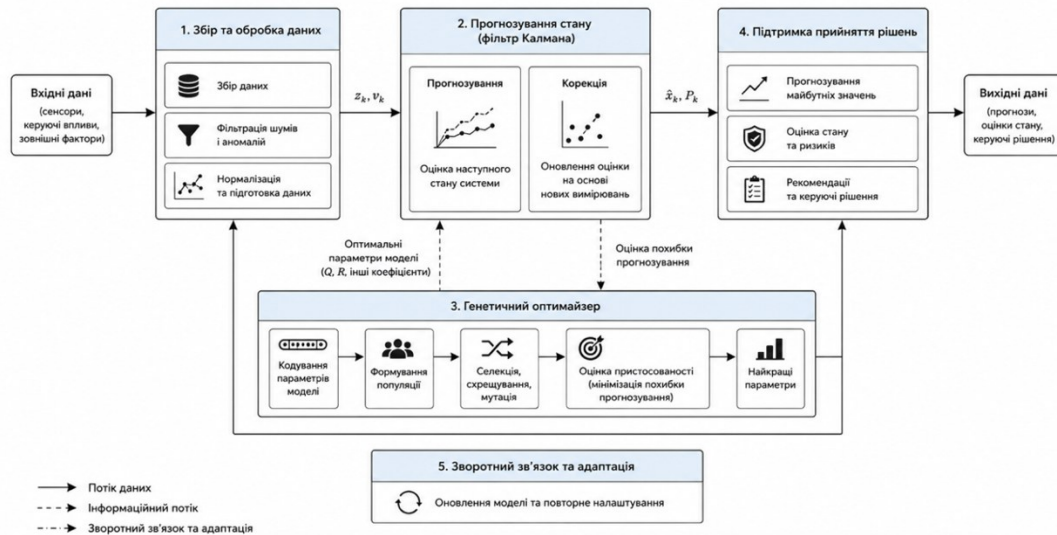


Рис. 1. Загальна архітектура моделі оптимізації та прогнозування динамічних процесів

Представлена архітектура демонструє послідовність обробки вхідних даних, процес адаптивного налаштування параметрів та взаємодію між блоком прогнозування і модулем оптимізації. Запропонована структура дозволяє забезпечити зменшення похибки оцінювання та підвищення стійкості моделі до шумових впливів.

Для опису динамічного процесу використовується дискретна модель станів, у межах якої поточний стан системи визначається на основі попереднього стану, керуючих впливів та випадкових збурень. Математична модель динамічного процесу має вигляд (1).

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

де x_k – вектор стану системи у момент часу k , A – матриця переходу станів, B – матриця керуючих впливів, u_k – вектор вхідних керуючих параметрів, w_k – випадковий шум процесу.

Модель спостереження визначає залежність між фактичним станом системи та вимірними параметрами (2).

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

де z_k – вектор спостережень, H – матриця спостереження, v_k – шум вимірювання.

У запропонованій моделі вектор стану містить параметри, що характеризують поточний стан динамічного процесу, а вектор спостережень формується на основі вимірних значень системи. Для оцінювання стану використовується рекурсивний механізм прогнозування та корекції, у якому прогнозовані параметри уточнюються після надходження нових даних.

Основною задачею системи оцінювання є мінімізація похибки між прогнозованими та фактичними значеннями параметрів процесу. Для цього використовується критерій мінімізації середньоквадратичної похибки, що дозволяє підвищити точність прогнозування та забезпечити адаптивність моделі до змін середовища функціонування. На рис. 2 показано схему процесу оцінювання стану системи за допомогою фільтра Калмана.

Представлена схема відображає послідовність виконання етапів прогнозування, оцінювання похибки, корекції параметрів та оновлення стану системи. Використання такого підходу дозволяє забезпечити стабільність прогнозування навіть за наявності шумових впливів та часових змін параметрів динамічного процесу.

Для адаптивного налаштування параметрів прогнозованої моделі у роботі запропоновано використання генетичного оптимайзера, який забезпечує пошук оптимальних значень параметрів на основі еволюційного підходу. Використання такого підходу дозволяє автоматично змінювати параметри системи залежно від поточного стану динамічного процесу, рівня шумів та похибки прогнозування. На відміну від статичних методів налаштування, генетичний оптимайзер забезпечує адаптацію моделі до зміни умов функціонування системи та дозволяє мінімізувати втрати точності при різких змінах параметрів процесу.

У межах запропонованої моделі параметри системи представляються у вигляді хромосом, кожна з яких містить набір коефіцієнтів, необхідних для роботи прогнозного алгоритму. До складу хромосоми входять параметри матриць шуму процесу та шуму вимірювання, коефіцієнти оцінювання похибки, параметри адаптації та допоміжні змінні прогнозування. Кожна хромосома характеризує окремий варіант налаштування системи, а сукупність таких хромосом формує популяцію можливих рішень.

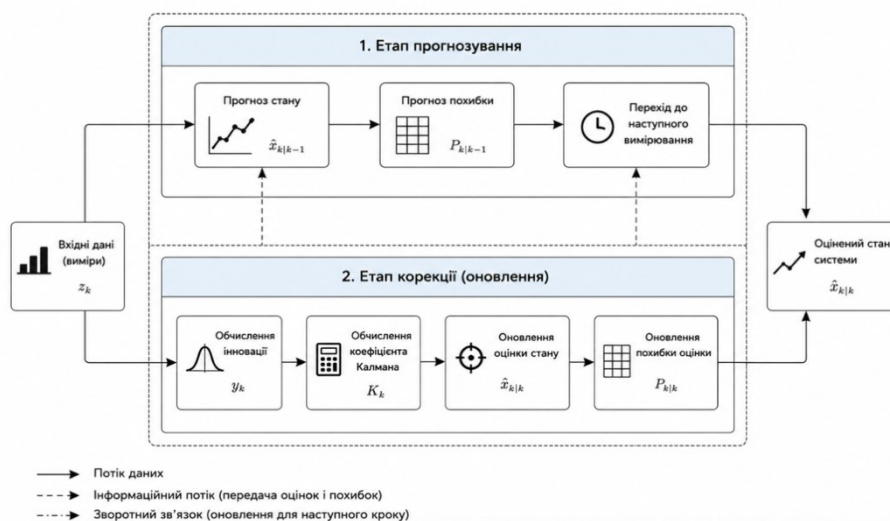


Рис. 2. Схема оцінювання стану системи за допомогою фільтра Калмана

Оцінювання ефективності кожної хромосоми здійснюється за допомогою функції пристосованості, яка визначає рівень похибки прогнозування між фактичними та прогнозованими значеннями параметрів процесу. Для мінімізації похибки використовується критерій середньоквадратичного відхилення (3).

$$F = \min \sum_{k=1}^N (z_k - \hat{z}_k)^2 \quad (3)$$

де F – функція пристосованості, z_k – фактичне значення параметра системи, $\hat{z}_k$ – прогнозоване значення параметра, N – кількість вимірювань.

У процесі роботи генетичного оптимайзера використовуються механізми селекції, схрещування та мутації. Селекція забезпечує відбір найбільш ефективних рішень із мінімальним значенням похибки прогнозування. Операція схрещування дозволяє комбінувати параметри різних хромосом для формування нових варіантів налаштування моделі. Мутація використовується для випадкової зміни окремих параметрів, що забезпечує розширення простору пошуку та запобігає передчасній збіжності алгоритму до локального мінімуму.

Особливістю запропонованого підходу є адаптивна оптимізація коефіцієнтів фільтра Калмана у процесі роботи системи. Генетичний оптимайзер виконує циклічне коригування параметрів матриць Q та R , що дозволяє враховувати зміну рівня шуму та нестабільність середовища функціонування. Завдяки цьому модель зберігає стабільність оцінювання навіть при різких змінах характеристик динамічного процесу.

Алгоритм взаємодії оптимайзера з прогнозною моделлю передбачає передачу результатів оцінювання похибки від фільтра Калмана до генетичного алгоритму, після чого здійснюється формування нової популяції параметрів та оновлення коефіцієнтів прогновної моделі. Отримані оптимізовані параметри повторно використовуються у процесі прогнозування, що забезпечує безперервну адаптацію системи до поточного стану динамічного процесу. На рис. 3 представлено схему роботи генетичного оптимайзера у процесі адаптивного налаштування параметрів.

Представлена схема демонструє послідовність виконання етапів кодування параметрів, формування популяції, оцінювання функції пристосованості, відбору найкращих рішень та передачі оптимізованих параметрів до прогновної моделі. Використання такого підходу дозволяє забезпечити адаптивне налаштування системи у режимі реального часу.

Інтеграція генетичного оптимайзера та фільтра Калмана в єдину модель прогнозування забезпечує поєднання механізмів статистичного оцінювання та еволюційної оптимізації. У запропонованій моделі фільтр Калмана використовується для прогнозування стану системи та оцінювання похибки, тоді як генетичний оптимайзер виконує автоматизоване коригування параметрів прогновної моделі.

Механізм взаємодії модулів прогнозування та оптимізації базується на циклічному обміні інформацією між блоком оцінювання та генетичним алгоритмом. Після виконання прогнозування фільтр Калмана формує оцінку похибки та передає її до генетичного оптимайзера. На основі отриманих даних виконується оптимізація параметрів моделі, після чого оновлені коефіцієнти використовуються для наступного циклу прогнозування.

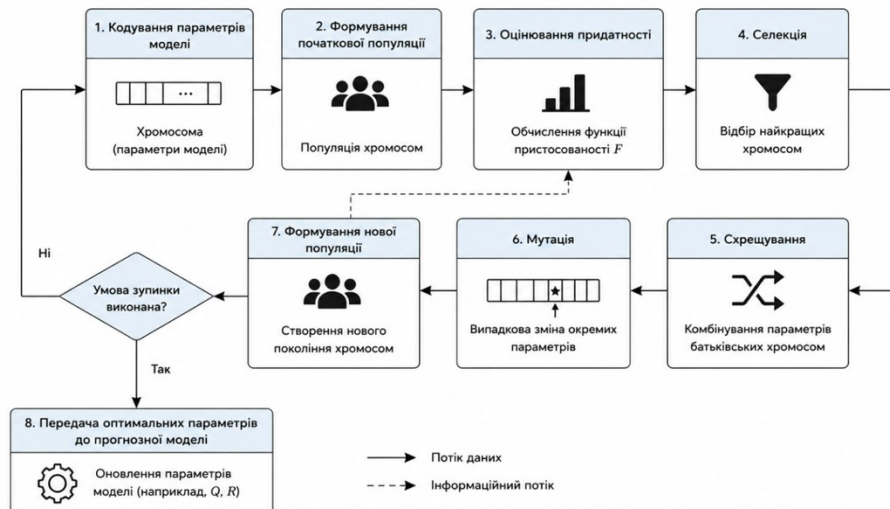


Рис. 3. Схема роботи генетичного оптимайзера у процесі адаптивного налаштування параметрів

Процес функціонування інтегрованої моделі включає декілька послідовних етапів: збір і попередню обробку даних, прогнозування стану системи, оцінювання похибки, оптимізацію параметрів та оновлення прогнозу моделі. Такий підхід забезпечує безперервне коригування параметрів системи залежно від поточного стану динамічного процесу.

Адаптивне коригування параметрів у реальному часі дозволяє зменшити вплив шумових спотворень та підвищити точність прогнозування при зміні характеристик середовища. Завдяки автоматичному оновленню коефіцієнтів система здатна швидко реагувати на зміну параметрів процесу та підтримувати стабільність оцінювання навіть за умов високої невизначеності.

Для оцінювання ефективності роботи інтегрованої моделі використовується аналіз стабільності та збіжності процесу оптимізації. Стабільність визначається здатністю системи підтримувати допустимий рівень похибки прогнозування протягом тривалого часу, а збіжність характеризує швидкість досягнення оптимальних параметрів моделі. Результати дослідження показують, що поєднання генетичного оптимайзера та фільтра Калмана дозволяє зменшити похибку прогнозування та підвищити адаптивність системи порівняно з класичними підходами. На рис. 4 представлено блок-схему інтегрованої моделі прогнозування та оптимізації.

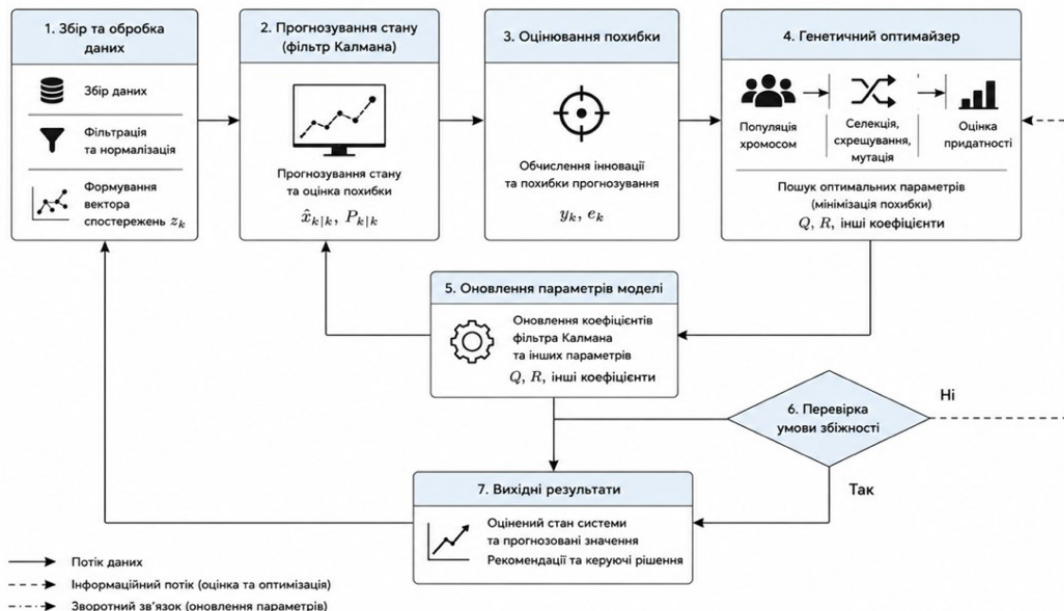


Рис. 4. Блок-схема інтегрованої моделі прогнозування та оптимізації

Представлена блок-схема відображає взаємодію між модулями збору даних, прогнозування, оцінювання похибки, генетичної оптимізації та адаптивного оновлення параметрів моделі. Запропонована структура забезпечує циклічне налаштування параметрів системи та підвищення ефективності прийняття рішень.

У табл. 1 наведено послідовність виконання етапів роботи інтегрованої моделі.

Таблиця 1

Послідовність виконання етапів роботи інтегрованої моделі

Етап	Опис процесу	Результат
1	Збір та попередня обробка вхідних даних	Формування вектора спостережень
2	Прогнозування стану системи за допомогою фільтра Калмана	Отримання прогнозованих параметрів
3	Оцінювання похибки прогнозування	Визначення рівня відхилення
4	Передача параметрів до генетичного оптимайзера	Формування набору параметрів для оптимізації
5	Виконання селекції, схрещування та мутації	Генерація нових варіантів параметрів
6	Вибір оптимальних коефіцієнтів моделі	Мінімізація похибки прогнозування
7	Оновлення параметрів фільтра Калмана	Адаптація моделі до поточного стану
8	Повторний цикл прогнозування та корекції	Підвищення точності оцінювання

Для перевірки ефективності запропонованої моделі проведено експериментальне дослідження у середовищі моделювання динамічних процесів із різним рівнем шумових впливів та зміни параметрів системи. Тестове середовище включало моделювання часових рядів із випадковими відхиленнями, імпульсними завадами та нелінійною зміною параметрів процесу. Вхідні дані формувалися у вигляді послідовностей вимірювань, що імітували реальні сигнали сенсорних систем, мережевих вузлів та інформаційно-керуючих платформ. Для оцінювання ефективності моделі використовувалися показники середньоквадратичної похибки, часу обробки даних, швидкості збіжності та стабільності прогнозування.

У процесі експериментального дослідження було сформовано декілька сценаріїв моделювання динамічних процесів. Перший сценарій передбачав роботу системи в умовах стабільного середовища з низьким рівнем шуму. Другий сценарій моделював різкі зміни параметрів процесу та випадкові збурення середньої інтенсивності. Третій сценарій характеризувався високим рівнем шумів та нестабільністю параметрів системи, що дозволило оцінити адаптивність запропонованої моделі в умовах невизначеності.

Для підтвердження ефективності розробленого підходу результати роботи інтегрованої моделі було порівняно з класичним фільтром Калмана та традиційними методами оптимізації параметрів. У процесі порівняння оцінювалися точність прогнозування, швидкість адаптації до змін середовища та стійкість до шумових впливів. Отримані результати показали, що використання генетичного оптимайзера дозволяє суттєво зменшити похибку оцінювання та підвищити стабільність прогнозування при динамічній зміні параметрів системи. У табл. 4 наведено результати порівняння точності прогнозування запропонованої моделі та існуючих підходів.

Таблиця 4

Порівняння точності прогнозування запропонованої моделі та існуючих підходів

Метод	Середньоквадратична похибка	Стійкість до шумів	Адаптивність
Класичний фільтр Калмана	0,148	Середня	Низька
Генетичний алгоритм	0,121	Середня	Висока
Запропонована інтегрована модель	0,067	Висока	Висока

Наведені результати демонструють, що інтеграція генетичного оптимайзера з фільтром Калмана забезпечує суттєве зменшення похибки прогнозування порівняно з класичними підходами. Додатковою перевагою моделі є здатність підтримувати стабільність оцінювання навіть при зростанні рівня шумових впливів.

Для оцінювання ефективності роботи системи також проведено аналіз швидкодії та стабільності прогнозування. Отримані результати наведено у табл. 5.

Таблиця 5

Показники середньоквадратичної похибки, часу обробки та стабільності прогнозування

Показник	Класичний фільтр Калмана	Запропонована модель
Середньоквадратична похибка	0,148	0,067
Середній час обробки, мс	12,4	15,1
Стійкість до шумів	Середня	Висока
Швидкість збіжності	Середня	Висока

Результати експериментального дослідження свідчать, що запропонована модель має дещо більший час обробки порівняно з класичним фільтром Калмана, що пояснюється використанням механізмів генетичної оптимізації. Водночас зростання обчислювальних витрат компенсується суттєвим підвищенням точності прогнозування та адаптивності системи.

На рис. 5 представлено графік порівняння фактичних та прогнозованих значень динамічного процесу. Представлений графік демонструє високий рівень відповідності між фактичними та прогнозованими

значеннями параметрів процесу. Використання адаптивної оптимізації дозволяє зменшити відхилення прогнозу навіть при різкій зміні характеристик системи.

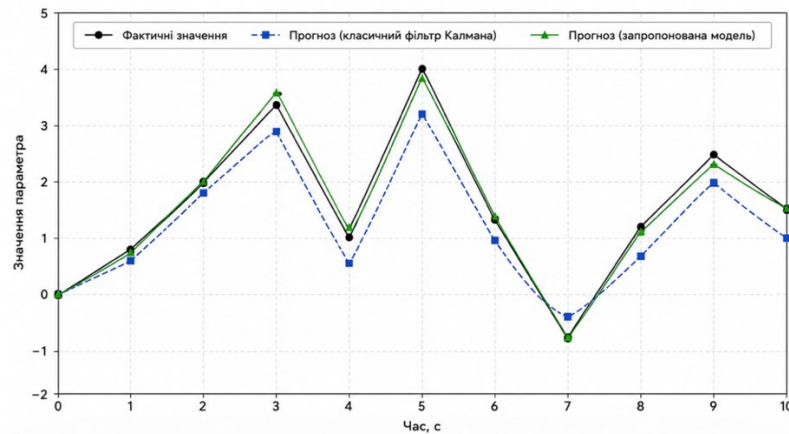


Рис. 5. Графік порівняння фактичних та прогнозованих значень динамічного процесу

На рис. 6 показано зміну похибки прогнозування у процесі оптимізації параметрів моделі.

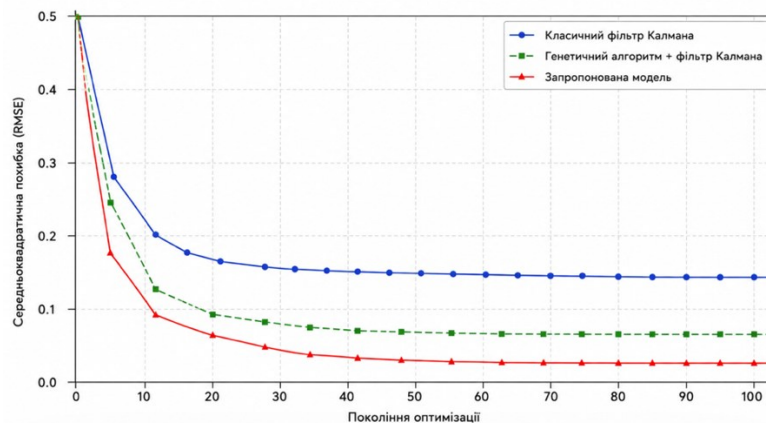


Рис. 6. Графік зміни похибки прогнозування в процесі оптимізації

Представлений графік демонструє поступове зменшення похибки прогнозування у процесі роботи генетичного оптимайзера. Найбільше зниження похибки спостерігається на початкових етапах оптимізації, після чого система переходить у режим стабільного збіжного налаштування параметрів.

Проведений аналіз результатів підтвердив ефективність адаптивного налаштування параметрів прогновної моделі. Використання генетичного оптимайзера забезпечило автоматизоване коригування коефіцієнтів фільтра Калмана залежно від рівня шуму та динаміки зміни параметрів системи. Завдяки цьому вдалося досягти підвищення точності прогнозування та зменшення похибки оцінювання у порівнянні з класичними методами.

Особливу ефективність запропонована модель продемонструвала в умовах високої зашумленості даних та нестабільності параметрів процесу. Адаптивне оновлення коефіцієнтів дозволило підтримувати стабільність оцінювання навіть при різких змінах характеристик середовища функціонування.

Практична цінність розробленої моделі полягає у можливості її використання в системах підтримки прийняття рішень, системах моніторингу, вбудованих інформаційних системах, автономних платформах та інтелектуальних сенсорних мережах. Запропонований підхід може бути використаний для прогнозування стану складних технічних процесів, аналізу потоків даних та адаптивного керування в умовах невизначеності.

Оцінювання обчислювальної ефективності показало, що модель може бути реалізована не лише у високопродуктивних системах, а й у вбудованих обчислювальних пристроях із помірними ресурсними обмеженнями. Використання циклічного механізму оптимізації дозволяє забезпечити баланс між точністю прогнозування та обчислювальними витратами.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У результаті проведеного дослідження розроблено інтегровану модель оптимізації та прогнозування динамічних процесів на основі поєднання генетичного оптимайзера та фільтра Калмана. Запропонований

підхід забезпечує адаптивне налаштування параметрів прогнозованої моделі залежно від поточного стану системи, рівня шумових впливів та змін характеристик середовища функціонування.

У роботі сформовано архітектуру моделі, яка включає модулі збору та обробки даних, прогнозування стану системи, оцінювання похибки та генетичної оптимізації параметрів. Використання рекурсивного механізму оцінювання на основі фільтра Калмана дозволило забезпечити ефективне прогнозування параметрів динамічного процесу, тоді як застосування генетичного оптимайзера дало можливість автоматизувати процес адаптивного коригування коефіцієнтів моделі.

Проведене експериментальне дослідження підтвердило ефективність запропонованого підходу в умовах нестабільності параметрів системи та зашумленості вхідних даних. Отримані результати показали зменшення середньоквадратичної похибки прогнозування, підвищення стійкості до випадкових збурень та покращення адаптивності системи порівняно з класичним фільтром Калмана та традиційними методами оптимізації. Встановлено, що інтеграція генетичного оптимайзера дозволяє підвищити точність прогнозування при незначному збільшенні обчислювальних витрат.

Практична цінність розробленої моделі полягає у можливості її застосування в системах підтримки прийняття рішень, автономних інформаційно-керуючих системах, сенсорних мережах, вбудованих пристроях та системах моніторингу динамічних процесів. Запропонований підхід може бути використаний для прогнозування стану складних технічних об'єктів в умовах невизначеності та неповноти даних.

Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні моделі для роботи з багатовимірними нелінійними процесами, дослідженні можливості інтеграції методів машинного навчання для автоматичного формування критеріїв оптимізації, а також у розробленні механізмів зменшення обчислювальної складності алгоритму для використання у ресурсно-обмежених вбудованих системах та edge-платформах.

Література

1. Rojas L., Yepes V., Garcia J. Complex dynamics and intelligent control: Advances, challenges, and applications in mining and industrial processes. *Mathematics*. 2025. Vol. 13(6). P. 961. URL: <https://doi.org/10.3390/math13060961>
2. Yuan B., Zhang J., Lyu A., Wu J., Wang Z., Yang M., Cui P. Emergence and causality in complex systems: A survey of causal emergence and related quantitative studies. *Entropy*. 2024. Vol. 26(2). P. 108. URL: <https://doi.org/10.3390/e26020108>
3. Трембовецький Р., Розломій І. Порівняльний аналіз методів policy-based та value-based RL для локального планування руху БПЛА. *Електронне фахове наукове видання «Кибербезпека: освіта, наука, техніка»*. 2026. № 4(32). С. 767–774. URL: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2026.32.1099>
4. Sanusi B. O. The role of data-driven decision-making in reducing project delays and cost overruns in civil engineering projects. *SAMRIDDHI: A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 16(04). P. 182–192. URL: <https://doi.org/10.18090/samriddhi.v16i04.08>
5. Xu Z., Cao K., Zheng Y., Chang M., Liang X., Xia J. Generative distribution modeling for credit card risk identification under noisy and imbalanced transactions. *Proceedings of the 2025 6th International Conference on Big Data Economy and Information Management*. 2025. P. 829–836. URL: <https://doi.org/10.1145/3800000.3800127>
6. Wang B., Sun Z., Jiang X., Zeng J., Liu R. Kalman filter and its application in data assimilation. *Atmosphere*. 2023. Vol. 14(8). P. 1319. URL: <https://doi.org/10.3390/atmos14081319>
7. Nagy M., Lăzăroiu G., Valaskova K. Machine intelligence and autonomous robotic technologies in the corporate context of SMEs: Deep learning and virtual simulation algorithms, cyber-physical production networks, and Industry 4.0-based manufacturing systems. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13(3). P. 1681. URL: <https://doi.org/10.3390/app13031681>
8. Gaur V., Verma R. Revolutionizing industries through cyber-physical systems: a systematic review. *Discover Computing*. 2026. Vol. 29(1). P. 250. URL: <https://doi.org/10.1007/s10791-026-10125-w>
9. Jaiswal S., Sanjurjo E., Cuadrado J., Sopanen J., Mikkola A. State estimator based on an indirect Kalman filter for a hydraulically actuated multibody system. *Multibody System Dynamics*. 2022. Vol. 54(4). P. 373–398. URL: <https://doi.org/10.1007/s11044-022-09814-3>
10. Taşan K. C., Akbulut A. A Learning-Based Measurement Validation Approach for Cooperative Multi-UAV Navigation Using Kalman Filtering. *Drones*. 2025. Vol. 9(12). P. 834. URL: <https://doi.org/10.3390/drones9120834>
11. Шкітов А., Тимошенко А. Формування стратегій прийняття рішень у бізнес-екосистемах шляхом еволюційного пошуку на основі генетичних алгоритмів. *Measuring and computing devices in technological processes*. 2025. № 3. С. 52–57. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-7>
12. Kamyabi L., Lie T. T., Madanian S., Marshall S. A comprehensive review of hybrid state estimation in power systems: challenges, opportunities and prospects. *Energies*. 2024. Vol. 17(19). P. 4806. URL: <https://doi.org/10.3390/en17194806>

References

1. Rojas L., Yepes V., Garcia J. Complex dynamics and intelligent control: Advances, challenges, and applications in mining and industrial processes. *Mathematics*. 2025. Vol. 13(6). P. 961. URL: <https://doi.org/10.3390/math13060961>
2. Yuan B., Zhang J., Lyu A., Wu J., Wang Z., Yang M., Cui P. Emergence and causality in complex systems: A survey of causal emergence and related quantitative studies. *Entropy*. 2024. Vol. 26(2). P. 108. URL: <https://doi.org/10.3390/e26020108>
3. Trembovetskyi R., Rozlomii I. Comparative analysis of policy-based and value-based RL methods for local UAV motion planning. *Cybersecurity: Education, Science, Technique*. 2026. No. 4(32). P. 767–774. URL: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2026.32.1099>
4. Sanusi B. O. The role of data-driven decision-making in reducing project delays and cost overruns in civil engineering projects. *SAMRIDDHI: A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 16(04). P. 182–192. URL: <https://doi.org/10.18090/samriddhi.v16i04.08>
5. Xu Z., Cao K., Zheng Y., Chang M., Liang X., Xia J. Generative distribution modeling for credit card risk identification under noisy and imbalanced transactions. *Proceedings of the 2025 6th International Conference on Big Data Economy and Information Management*. 2025. P. 829–836. URL: <https://doi.org/10.1145/3800000.3800127>
6. Wang B., Sun Z., Jiang X., Zeng J., Liu R. Kalman filter and its application in data assimilation. *Atmosphere*. 2023. Vol. 14(8). P. 1319. URL: <https://doi.org/10.3390/atmos14081319>
7. Nagy M., Lăzăroiu G., Valaskova K. Machine intelligence and autonomous robotic technologies in the corporate context of SMEs: Deep learning and virtual simulation algorithms, cyber-physical production networks, and Industry 4.0-based manufacturing systems. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13(3). P. 1681. URL: <https://doi.org/10.3390/app13031681>
8. Gaur V., Verma R. Revolutionizing industries through cyber-physical systems: a systematic review. *Discover Computing*. 2026. Vol. 29(1). P. 250. URL: <https://doi.org/10.1007/s10791-026-10125-w>
9. Jaiswal S., Sanjurjo E., Cuadrado J., Sopanen J., Mikkola A. State estimator based on an indirect Kalman filter for a hydraulically actuated multibody system. *Multibody System Dynamics*. 2022. Vol. 54(4). P. 373–398. URL: <https://doi.org/10.1007/s11044-022-09814-3>
10. Taşan K. C., Akbulut A. A Learning-Based Measurement Validation Approach for Cooperative Multi-UAV Navigation Using Kalman Filtering. *Drones*. 2025. Vol. 9(12). P. 834. URL: <https://doi.org/10.3390/drones9120834>
11. Shkitov A., Tymoshenko A. Formation of decision-making strategies in business ecosystems through evolutionary search based on genetic algorithms. *Measuring and Computing Devices in Technological Processes*. 2025. No. 3. P. 52–57. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-7>
12. Kamyabi L., Lie T. T., Madanian S., Marshall S. A comprehensive review of hybrid state estimation in power systems: challenges, opportunities and prospects. *Energies*. 2024. Vol. 17(19). P. 4806. URL: <https://doi.org/10.3390/en17194806>