

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД АДАПТИВНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ГАНТАОЗДАТНОСТІ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНІВ

М.В. Кучерявий, Г.М. Гулак

Інститут проблем математичних машин та систем Національної академії наук України,
Київський столичний університет імені Бориса Грінченка
кафедра інформаційної та кібернетичної безпеки імені професора Володимира Бурячка
E-mail: bu9free@gmail.com, hulak@kubg.edu.ua
ORCID: 0009-0005-0017-9797, 0000-0001-9131-9233

Надійшла до редакції: 06.04.2026

Прийнята до друку: 20.04.2026

Опубліковано: 01.06.2026

© Кучерявий М.В., Гулак Г.М., 2026

*Стаття поширюється за ліцензією
Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 (CC BY-NC 4.0)*

У статті розроблено інтелектуальний метод адаптивного забезпечення гарантоздатності систем управління безпілотних літальних апаратів на основі прогнозування розвитку станів у контурі ковзного горизонту. Метод поєднує нелінійну динамічну модель, прогнозу оцінку майбутньої траєкторії, ймовірнісну оцінку гарантоздатності, ризикову інтерпретацію втрати працездатності та оптимізаційне формування керуючих впливів за обмежень безпечної області функціонування. Забезпечення гарантоздатності формалізовано через інтегрований критерій, що враховує як імовірнісні показники, так і умови динамічної стабільності системи. Чисельне моделювання проведено для трьох сценаріїв деградації: турбулентність, часткова втрата ефективності двигуна на 20–30 відсотків та дрейф сенсорів орієнтації. За результатами експериментів середнє значення гарантоздатності для запропонованого методу становило 0,92–0,95, тоді як для реактивного керування – 0,78–0,82. Частоту виходу за межі безпечної області зменшено більш ніж у два рази, середній час безпечного функціонування збільшено на 25–30 відсотків, а пікові значення ризику знижено з 0,3–0,35 до рівня нижче 0,1. Отримані результати підтверджують ефективність переходу до прогнозно-адаптивної моделі забезпечення гарантоздатності автономних БПЛА.

Ключові слова: адаптивне керування, безпечна область функціонування, безпілотні літальні апарати, гарантоздатність, ковзний горизонт, прогнозування станів, стохастична інваріантність.

Вступ

Стрімкий розвиток безпілотних літальних апаратів зумовлює їх активне впровадження у цивільні, логістичні, моніторингові, аграрні, рятувальні та оборонні системи [1, 5-6]. Зростання рівня автономності, використання алгоритмів навігації, комп'ютерного зору та автономного прийняття рішень підвищують вимоги до надійності й стійкості систем управління [9]. В умовах обмеженого втручання оператора саме система управління забезпечує стабільність польоту, коректність виконання місії та безпечність функціонування, що актуалізує проблему гарантоздатності.

Гарантоздатність розглядається як здатність системи зберігати працездатність і безпечність за умов деградацій, часткових відмов, невизначеності параметрів та зовнішніх збурень [6]. На відміну від класичної надійності, вона має динамічний характер і передбачає підтримання допустимого рівня функціонування в реальному часі [11]. Для автономних БПЛА це є критичним чинником запобігання аварійним режимам.

Традиційні системи керування, орієнтовані на номінальні режими, мають обмежені можливості в умовах поступової деградації чи різких змін середовища [1, 11, 17]. Реактивні методи компенсують уже виниклі відхилення, створюючи часовий інтервал між появою загрози та коригувальною дією, що у високодинамічних процесах може бути критичним. Це зумовлює необхідність переходу до прогнозно-адаптивного підходу, у якому рішення формуються з урахуванням майбутнього розвитку станів [12, 14-15]. Інтеграція моделей прогнозування у контур керування дозволяє оцінювати наближення до небезпечних режимів і здійснювати випереджувальну адаптацію керуючих впливів. Попри наявність досліджень у сфері робастного та відмовостійкого керування [6, 11, 17, 19], недостатньо розроблено інтегровані моделі, що поєднують прогноз станів із динамічним забезпеченням гарантоздатності у замкненому контурі.

Наукова проблема полягає у створенні інтелектуального методу адаптивного керування БПЛА на основі прогносної оцінки розвитку станів для мінімізації ризику втрати працездатності та підвищення ймовірності успішного виконання місії [9, 13]. Теоретичне значення роботи пов'язане з розвитком моделей прогнозно-орієнтованого адаптивного керування, практичне — з підвищенням стійкості БПЛА та зменшенням ймовірності аварійних ситуацій.

Огляд літературних джерел

Упродовж останніх років спостерігається помітне зростання наукового інтересу до гарантоздатності та безпечності систем управління БПЛА, що зумовлено ускладненням сценаріїв автономного польоту, підвищенням вимог до стійкості в умовах невизначеності та поширенням деградаційних відмов сенсорів і виконавчих механізмів. У сучасних працях домінують три взаємопов'язані напрями: активне/адаптивне відмовостійке керування, інтелектуальний моніторинг технічного стану та діагностика, системні огляди з гарантоздатності, безпеки та оцінювання ризиків експлуатації БПЛА.

Перший напрям представлений роботами з адаптивного відмовостійкого керування, де ключовою метою є збереження керованості за умов невизначеності моделі та дефектів приводів. Зокрема, у праці В. Gao та співавт. [1] запропоновано адаптивний підхід для квадрокоптера з використанням нейромережевої апроксимації невизначеностей у поєднанні зі швидкодіючими методами ковзного режиму, що спрямовано на компенсацію збурень і втрат ефективності виконавчих механізмів. Такі рішення підвищують стійкість контуру керування до відмов, однак, як правило, акцентуються на компенсації вже наявних порушень і не завжди передбачають випереджувальну оцінку розвитку деградації у горизонті майбутніх станів.

Другий напрям пов'язаний із застосуванням машинного навчання для підвищення надійності оцінювання станів та раннього виявлення несправностей. У роботі М. Saied та ін. представлено підхід до відмовостійкого злиття даних для оцінювання положення й орієнтації БПЛА, де використано LSTM для оцінювання стану та алгоритмічний механізм виявлення сенсорних відмов [2]. Це демонструє практичну цінність прогнозно-орієнтованих моделей у задачах оцінювання стану, проте основний фокус залишається на підсистемі навігаційного оцінювання і не завжди розкриває механізм перетворення прогнозів у адаптацію керування з позицій гарантоздатності.

Окремий клас робіт розвиває підходи data-driven моніторингу технічного стану за непрямыми сигналами. Зокрема, дослідження з вібраційної діагностики пропонує глибокі моделі для виявлення аномалій у багатороторних БПЛА на основі часових закономірностей вібросигналів і частотних представлень, що підсилює можливості раннього виявлення механічних дефектів у реальних умовах [3]. Споріднений підхід подано і в роботі з діагностики пропелерів, де показано ефективність поглибленого виділення ознак і моделей глибинного навчання для точнішого розпізнавання дефектів

ротора [4]. Водночас ці праці переважно зосереджені на діагностиці та виявленні несправностей і меншою мірою формалізують, яким чином результати прогнозу або діагнозу мають бути інтегровані у політику адаптації керування для підтримання гарантоздатності під час місії.

Третій напрям охоплює системні огляди, які узагальнюють загрози та підходи до забезпечення гарантоздатності БПЛА як кіберфізичних систем. У масштабному огляді Q. Zhang та співавт. підкреслено, що гарантоздатність UAV-based систем визначається сукупністю факторів – від програмних помилок і апаратних відмов до роз'єднань мережі, дефіциту енергії та впливів реального середовища – а також виокремлено напрями, які потребують подальших досліджень для досягнення dependable UAV-систем [5]. Додатково, в огляді O. Asghari та співавт. систематизовано підходи до оцінювання безпечності експлуатації БПЛА та узагальнено застосовувані методи, метрики й інструменти оцінювання ризику [6]. Ці оглядові праці створюють концептуальну базу для визначення вимог до гарантоздатності, але не дають прикладного алгоритмічного механізму, який би безпосередньо замикав ланцюг «прогноз станів – оцінка ризику або гарантоздатності – адаптація керування» в єдиному контурі прийняття рішень.

Отже, аналіз останніх досліджень показує, що сучасні роботи або посилюють відмовостійкість керування [1], або вдосконалюють діагностику та оцінювання стану на основі інтелектуальних методів [2–4], або систематизують ризики та метрики гарантоздатності на рівні оглядів [5-6]. Водночас залишається недостатньо опрацьованим інтегрований підхід, у якому прогнозування майбутніх станів використовується як основа для адаптивного забезпечення гарантоздатності системи управління БПЛА в реальному масштабі часу з формалізованими правилами перебудови керування та критеріями збереження безпечних режимів протягом місії.

Постановка задачі

Системи управління безпілотних літальних апаратів функціонують у складному динамічному середовищі, що характеризується невизначеністю, зовнішніми збуреннями, деградацією сенсорів і виконавчих механізмів, а також обмеженими ресурсами [5-6]. В умовах автономної роботи відповідальність за підтримання стабільності польоту та безпечність виконання місії покладається на вбудовану систему керування [11, 21]. За таких умов ключовою вимогою стає забезпечення гарантоздатності – здатності системи зберігати функціональну придатність і безпечний режим роботи попри часткові відмови та зміни параметрів.

Існуючі підходи до відмовостійкого та робастного керування переважно мають реактивний характер і спрямовані на компенсацію вже виниклих відхилень [17, 24]. Вони не враховують тенденцій розвитку станів і не забезпечують випереджувального запобігання переходу в небезпечні режими [3-4, 8, 10]. Прогнозні методи моніторингу технічного стану, своєю чергою, часто функціонують окремо від контуру керування і не інтегруються з механізмами адаптації керуючих впливів у реальному часі.

Таким чином, між прогнозуванням станів та управлінням гарантоздатністю відсутній єдиний інтегрований механізм [6, 19]. Це зумовлює необхідність розроблення інтелектуального методу, що поєднує аналіз телеметричних даних, прогнозування розвитку станів і адаптивну перебудову керування з метою збереження працездатності БПЛА в умовах невизначеності [9, 13, 18]. Розв'язання цієї проблеми є актуальним завданням та відповідає сучасним тенденціям розвитку інтелектуальних кіберфізичних систем.

Метою статті є розроблення інтелектуального методу адаптивного забезпечення гарантоздатності систем управління безпілотних літальних апаратів на основі прогнозування розвитку їх станів у реальному масштабі часу.

Для досягнення поставленої мети передбачено розв'язання таких завдань:

- проаналізувати сучасні підходи до відмовостійкого керування та прогнозно-орієнтованого моніторингу стану БПЛА;
- сформулювати концептуальну модель гарантоздатності системи управління з урахуванням динамічної зміни умов експлуатації;

- розробити алгоритм прогнозування розвитку станів БПЛА на основі інтелектуальних методів обробки телеметричних даних;
- інтегрувати механізм прогнозування оцінки ризику втрати працездатності у контур адаптивного керування;
- оцінити ефективність запропонованого методу з позицій підвищення стійкості та зменшення ймовірності переходу в небезпечні режими функціонування.

Реалізація поставленої мети спрямована на перехід від реактивної моделі підтримання працездатності до випереджувального забезпечення гарантоздатності БПЛА.

Формалізації математичної моделі інтелектуального методу

Систему управління безпілотного літального апарата доцільно розглядати як нелінійну багатовимірну динамічну систему, поведінка якої визначається взаємодією внутрішніх параметрів, керуючих впливів та зовнішніх збурень [17]. Такий підхід дозволяє формалізувати процес функціонування БПЛА в умовах невизначеності та врахувати як штатні режими роботи, так і деградаційні процеси.

Нехай стан системи у момент часу t описується вектором:

$$x(t) \in R^n, \quad (1)$$

компоненти якого можуть включати просторові координати, швидкість, кутову орієнтацію, кутові швидкості, рівень заряду акумулятора, температурні параметри, оцінки похибок сенсорів та інші змінні, що характеризують фізичний і функціональний стан апарата.

Керуючий вплив задається вектором:

$$u(t) \in R^m, \quad (2)$$

який визначає сигнали на виконавчі механізми – тягу двигунів, керування креном, тангажем, ризиканням, а також допоміжні режими стабілізації.

Динаміка системи описується узагальненою нелінійною моделлю:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), d(t)), \quad (3)$$

де функція f · відображає фізичні закони руху, аеродинамічні властивості, інерційні характеристики та алгоритмічну структуру регулятора [11, 17]. Вектор $d(t)$ моделює зовнішні та внутрішні фактори невизначеності, зокрема: атмосферні збурення (пориви вітру, турбулентність), похибки навігаційних сигналів, затримки зв'язку, зниження ефективності двигунів, дрейф сенсорів, деградацію енергетичної системи [6, 8, 10]. Таким чином, модель охоплює не лише штатну динаміку польоту, але й вплив факторів, що потенційно знижують гарантоздатність системи.

Важливо підкреслити, що в умовах автономної експлуатації деградаційні процеси можуть мати прихований характер і накопичуватися поступово. Тому класична модель стану доповнюється механізмом прогнозування розвитку компонент вектора $x(t)$, що дозволяє оцінити майбутню динаміку ще до фактичного виходу системи за допустимі межі [12, 15, 22]. Таким чином, математична модель створює основу для переходу від реактивного керування, яке компенсує вже наявні відхилення, до випереджувального адаптивного підходу, орієнтованого на збереження гарантоздатності у часовому горизонті прогнозування.

Формалізація безпечної області функціонування

Забезпечення гарантоздатності системи управління БПЛА пов'язане з підтриманням її стану в межах допустимих експлуатаційних обмежень [11, 17]. Для формалізації цієї вимоги вводиться поняття безпечної області функціонування – множини станів, за яких система зберігає керованість, стабільність та здатність виконувати поставлену місію без переходу в аварійний режим.

Нехай стан системи описується вектором $x(t) \in R^n$. Безпечну область визначимо як множину:

$$\Omega_{safe} = \{x(t) \in R^n : g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, k\}, \quad (4)$$

де функції $g_i(x)$ задають обмеження, що відображають фізичні, конструктивні та алгоритмічні вимоги до функціонування БПЛА [11-12]. До таких обмежень можуть належати: обмеження на кутові

відхилення та швидкості обертання; допустимі межі перевантаження; граничні значення швидкості та висоти польоту; мінімальний рівень енергетичного ресурсу; допустимі похибки навігаційного оцінювання; умови збереження стійкості замкненого контуру керування.

Таким чином, множина Ω_{safe} формує простір допустимих режимів роботи системи. Якщо в момент часу t : $x(t) \in \Omega_{safe}$, то система перебуває у гарантоздатному стані. Якщо ж $x(t) \notin \Omega_{safe}$, відбувається втрата гарантоздатності, що може призвести до аварійного розвитку подій.

Важливо підкреслити, що гарантоздатність має часовий характер: навіть якщо поточний стан належить безпечній області, тенденція розвитку системи може спрямовувати її до виходу за допустимі межі [15, 22, 24]. Тому оцінювання лише поточного положення в просторі станів є недостатнім для забезпечення випереджувального керування.

З цієї причини безпечна область використовується не лише як статичний критерій, а як база для прогнозування майбутнього функціонування [12]. У межах запропонованого методу аналізується не лише факт належності поточного стану до Ω_{safe} , а й прогнозована траєкторія руху системи у просторі станів відносно цієї множини [22]. Отже, формалізація безпечної області функціонування створює математичну основу для подальшого визначення функції гарантоздатності та побудови критерію адаптивного керування, орієнтованого на запобігання переходу до небезпечних режимів.

Прогнозна модель розвитку станів та функція гарантоздатності

Оскільки гарантоздатність має часову природу, її оцінювання повинно враховувати не лише поточний стан системи, а й прогнозовану траєкторію розвитку в просторі станів [12, 15, 22]. Для цього вводиться прогнозна модель, яка формує оцінку майбутніх станів на скінченному горизонті прогнозування.

Нехай прогнозований стан на кроці k визначається як:

$$x(t+k) = \Phi(x(t), x(t-1), \dots, x(t-p)), \quad (5)$$

де $\Phi(\cdot)$ – нелінійний оператор прогнозування (нейромережева, стохастична або гібридна модель), p – глибина історії спостережень, $k \in [1, H]$ – горизонт прогнозування. У проведених чисельних експериментах оператор $\Phi(\cdot)$ реалізовано у вигляді рекурентної нейромережі типу LSTM (Long Short-Term Memory) із двома прихованими шарами по 64 нейрони, навченої на синтетичних траєкторіях відповідних сценаріїв деградації. Вибір LSTM зумовлений здатністю моделі утримувати довгострокові залежності в часових рядах телеметрії, що є критичним для виявлення повільних деградаційних тенденцій (дрейф сенсорів, поступова деградація двигуна). Як альтернатива для менш ресурсоємних реалізацій може застосовуватись фільтр Калмана з адаптивною коваріацією, що забезпечує нижчу обчислювальну складність за рахунок лінеаризації динаміки.

Прогнозована траєкторія визначається послідовністю:

$$X_H(t) = x(t+k), \dots, x(t+H), \quad (6)$$

З урахуванням невизначеності прогнозу стану, гарантоздатність доцільно визначати як ймовірність збереження прогнозованої траєкторії в безпечній області:

$$G(t) = P(x(t+k) \in \Omega_{safe}, \forall k \in [1, H]), \quad (7)$$

Таким чином, $G(t) \in [0,1]$ характеризує ступінь гарантоздатності системи на горизонті прогнозування.

Якщо похибка прогнозу моделюється випадковою величиною з коваріаційною матрицею Σ_k , то оцінювання $G(t)$ може здійснюватися через інтегрування багатовимірного розподілу в межах множини Ω_{safe} .

На практиці використовується апроксимація через функцію ризику:

$$R(t) = 1 - G(t), \quad (8)$$

де $R(t)$ інтерпретується як прогнозована ймовірність втрати гарантоздатності.

З позиції теорії динамічних систем гарантоздатність пов'язана з інваріантністю множини Ω_{safe} [17, 19]. Множина вважається позитивно інваріантною відносно системи, якщо для будь-якого початкового стану $x(t_0) \in \Omega_{safe}$ виконується $x(t) \in \Omega_{safe}, \forall t \geq t_0$.

У реальних умовах через наявність збурень така інваріантність є стохастичною [15, 22]. Тому вводиться поняття стохастичної інваріантності:

$$P(x(t) \in \Omega_{safe}, \forall t \in [t_0, t_0 + H]) \geq \eta, \quad (9)$$

де $\eta \in (0,1)$ – допустимий рівень гарантоздатності. Таким чином, забезпечення гарантоздатності зводиться до підтримання стохастичної інваріантності безпечної області на заданому горизонті.

Для формалізації достатньої умови збереження гарантоздатності введемо скалярну функцію Ляпунова:

$$V(x) > 0, V(0) = 0, \quad (10)$$

яка характеризує «віддаленість» стану від небезпечної межі [17, 24]. Функція $V(x)$ повинна бути неперервною, додатно визначеною та зростати зі збільшенням відхилення стану від рівноважної або номінальної траєкторії. У контексті забезпечення гарантоздатності вона виконує роль узагальненої енергетичної міри, що дозволяє кількісно оцінити запас стійкості системи відносно межі безпечної області.

Нехай межа безпечної області визначається рівнем $V(x) = c$, де $c > 0$. Система зберігає гарантоздатність, якщо виконується умова:

$$\dot{V}(x(t)) \leq -\alpha V(x(t)) + \beta \|d(t)\|, \quad (11)$$

де $\alpha > 0$ – коефіцієнт затухання, β – коефіцієнт впливу збурень. Нерівність (11) означає, що швидкість зміни функції Ляпунова є від'ємною з точністю до впливу зовнішніх збурень, тобто система має властивість експоненціального притягання до безпечної області за умови обмеженості $d(t)$. Якщо домінує член $-\alpha V(x(t))$, то відбувається асимптотичне зменшення міри відхилення від безпечної межі, що забезпечує збереження гарантоздатності навіть у присутності помірних невизначеностей.

Якщо збурення обмежені та виконується $\beta \|d(t)\| < \alpha c$, то множина Ω_{safe} залишається інваріантною [11, 19]. Таким чином, критерій гарантоздатності може бути сформульований як умова зменшення функції Ляпунова вздовж прогнозованої траєкторії:

$$V(x(t+k)) < c, \forall k \in [1, H], \quad (12)$$

Це означає, що на всьому горизонті прогнозування система не наближається до межі безпечної області та зберігає запас стійкості відносно небезпечних режимів. Виконання цієї умови гарантує, що навіть за наявності обмежених збурень траєкторія руху залишається всередині інваріантної множини, забезпечуючи випереджувальне збереження гарантоздатності.

Об'єднуючи ймовірнісний та детермінований підходи, гарантоздатність забезпечується, якщо виконується:

$$G(t) \geq G_{crit} \text{ та } V(x(t+k)) < c, \quad (13)$$

Це означає, що: прогнозована траєкторія з високою ймовірністю залишається в безпечній області, динамічна поведінка системи є стабілізованою у сенсі Ляпунова. Така комбінована умова дозволяє одночасно врахувати стохастичний характер збурень і детерміновані властивості стійкості, забезпечуючи як статистичну надійність прогнозу, так і гарантоване зменшення відхилень уздовж траєкторії руху. У результаті система переходить від пасивного реагування на відмови до активного підтримання гарантоздатності в межах заданого горизонту прогнозування.

На рис. 1 представлено простір станів системи $X \subset R^n$, безпечну множину Ω_{safe} та її межу, визначену рівнем функції Ляпунова $V(x) = c$. Товстою лінією зображено прогнозовану траєкторію стану, яка перетинає межу безпеки, що відповідає втраті гарантоздатності. Геометрична інтерпретація ілюструє умови стохастичної інваріантності та критерій збереження гарантоздатності на горизонті прогнозування.

Отже, отримані умови (7)–(13) формують формалізований критерій оцінювання гарантоздатності на горизонті прогнозування та дозволяють кількісно визначати ризик втрати безпечного режиму функціонування. Проте сам по собі критерій не забезпечує збереження гарантоздатності — для цього необхідно синтезувати такий закон керування, який цілеспрямовано впливає на динаміку

системи з урахуванням прогнозованої еволюції станів. Саме тому наступним кроком є формування оптимізаційної задачі, у якій гарантоздатність виступає як обмеження та одночасно як критерій якості керування.

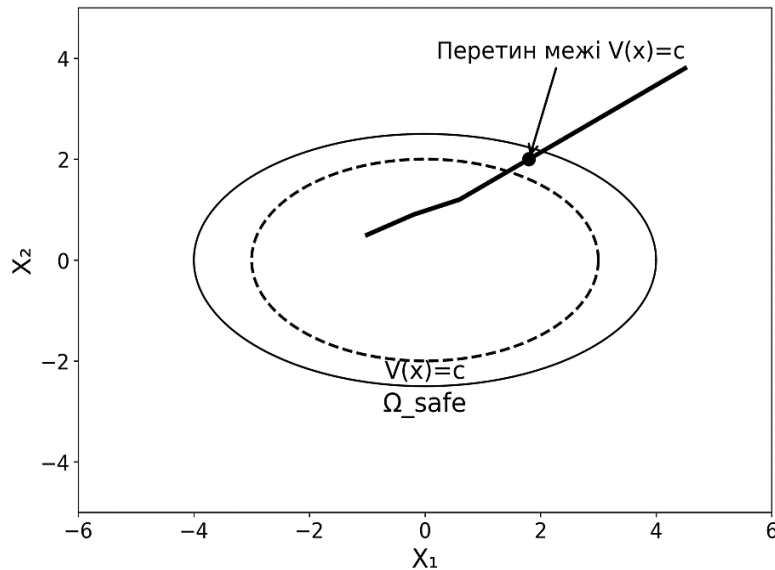


Рис. 1. Геометрична інтерпретація безпечної області Ω_{safe}

Формування оптимізаційної задачі

Для переходу від оцінювання гарантоздатності до її активного забезпечення необхідно сформулювати закон керування, який у реальному масштабі часу обирає такі керуючі впливи, що мінімізують ризик виходу системи за межі безпечної області та одночасно враховують ресурсні обмеження й вимоги до плавності керування [12, 15, 21-23]. В межах запропонованого інтелектуального методу це формалізується як задача оптимізації з обмеженнями, що гарантують збереження прогнозованої траєкторії в множині допустимих режимів.

Нехай на момент часу t доступні поточний стан системи $x(t)$, історія спостережень $x(t), x(t-1), \dots, x(t-p)$, та прогнозована траєкторія $X_H(t)$, отримана оператором прогнозування $\Phi(\cdot)$. На горизонті H формується послідовність керуючих впливів:

$$U_H(t) = u(t), u(t+1), \dots, u(t+H-1), \quad (14)$$

яка визначає майбутню поведінку системи та впливає на значення ризику і гарантоздатності.

Цільова функція будується як компроміс між трьома складовими: мінімізацією прогнозованого ризику втрати гарантоздатності, обмеженням витрат ресурсів (енергії, тяги, маневрування), уникненням різких змін керування, що можуть погіршувати стабільність і підвищувати знос приводів [5-6, 12]. Узагальнено цільова функція має вигляд:

$$J(t) = \alpha R(t; U_H(t)) + \beta E(t; U_H(t)) + \gamma S(t; U_H(t)), \quad (15)$$

де $R(t; U_H(t))$ – прогнозований ризик втрати гарантоздатності на горизонті H , $E(t; U_H(t))$ – показник витрат ресурсу (наприклад, енергетичних або керуючих зусиль), $S(t; U_H(t))$ – показник «плавності» керування, що штрафувє надмірні зміни керуючих впливів, α, β, γ – вагові коефіцієнти, що визначають пріоритет безпеки відносно ефективності.

Вибір вагових коефіцієнтів α, β, γ у цільовій функції (15) має суттєвий вплив на поведінку методу. У проведених експериментах використовувались значення $\alpha = 0,6, \beta = 0,25, \gamma = 0,15$, що відповідає пріоритету безпеки над економічністю керування. Збільшення α призводить до агресивнішої превентивної реакції та вищих $G(t)$, проте за рахунок зростання керуючих зусиль; підвищення β обмежує витрати тяги, але уповільнює адаптацію в критичних режимах. Проведений

параметричний аналіз показав, що результати залишаються стабільними при варіації коефіцієнтів у діапазоні $\pm 20\%$ від наведених значень, що свідчить про достатню робастність методу до неточного налаштування ваг. Для задачі (18)–(19) використовується алгоритм послідовного квадратичного програмування (SQP) з ітеративною лінеаризацією ймовірнісних обмежень, що забезпечує збіжність за типових умов моделювання за 5–8 ітерацій при кроці $H=10$.

Функція ризику $R(t; U_H t)$ пов'язується з функцією гарантоздатності через співвідношення:

$$R(t; U_H t) = 1 - G(t; U_H t), \quad (16)$$

де $G(t; U_H t)$ визначається як ймовірність збереження прогнозованих станів у безпечній області на заданому горизонті.

Основним обмеженням є вимога збереження гарантоздатності на горизонті прогнозування, яка у роботі формалізована інтегрованим критерієм (13) [17, 19]. У термінах оптимізації це задається як система обмежень:

1. Ймовірнісне обмеження (chance-constraint): $G(t; U_H t) \geq G_{crit}$, де G_{crit} – мінімально допустимий рівень гарантоздатності.

2. Детерміноване обмеження інваріантності через функцію Ляпунова: $V(x(t+k); U_H t) < c$, $\forall k \in 1, H$, де $V(\cdot)$ – функція Ляпунова, а рівень c визначає межу безпечної області в термінах стабільності.

Ці обмеження забезпечують, що оптимізаційне рішення не лише формально мінімізує ризик, а й запобігає вибору керування, яке могло б привести систему до нестабільного або небезпечного режиму навіть за коротким горизонтом прогнозу.

Додатково накладаються стандартні обмеження на керування та стан, які впливають з фізичних властивостей БПЛА та вимог безпечної експлуатації:

$$u(t+k) \in U, \quad \forall k \in 0, H-1 \quad x(t+k) \in X, \quad \forall k \in 1, H, \quad (17)$$

де U – допустима множина керуючих впливів (насичення двигунів, обмеження тяги тощо), X – допустима множина станів (обмеження швидкості, висоти, кутів відхилень).

Отже, задача синтезу керування для адаптивного забезпечення гарантоздатності формалізується як:

$$U_H^* t = \arg \arg J t, \quad (18)$$

за умов виконання обмежень:

$$\begin{cases} G(t; U_H t) \geq G_{crit} \\ V(x(t+k); U_H t) < c, \quad \forall k \in 1, H \\ u(t+k) \in U, \\ \forall k \in 0, H-1 \quad x(t+k) \in X, \quad \forall k \in 1, H \end{cases} \quad (19)$$

У практичній реалізації використовується принцип ковзного горизонту: на кожному кроці часу розв'язується задача (18)–(19), після чого до системи застосовується лише перший елемент оптимальної послідовності $U_H^* t$, а на наступному кроці прогноз і оптимізація повторюються з урахуванням оновлених даних телеметрії. Це забезпечує адаптивність методу, стійкість до невизначеності та можливість враховувати деградаційні тенденції в реальному масштабі часу.

Алгоритм реалізації інтелектуального методу адаптивного забезпечення гарантоздатності

Реалізація запропонованого інтелектуального методу ґрунтується на інтеграції прогнозної моделі розвитку станів, оцінювання гарантоздатності та розв'язання оптимізаційної задачі з обмеженнями стохастичної інваріантності безпечної області [15, 21–22, 24]. Метод функціонує у реальному масштабі часу за принципом ковзного горизонту та забезпечує випереджувальну адаптацію керуючих впливів.

Алгоритм 1. Реалізація інтелектуального методу адаптивного забезпечення гарантоздатності

1. Отримати поточний стан $x(t)$ та історію спостережень.
2. Сформуванню прогнозовану траєкторію $X_H(t)$ за допомогою моделі Φ .
3. Обчислити функцію гарантоздатності $G(t)$.

4. Обчислити $V(x, t+k)$ для $k = 1, \dots, H$.
5. Якщо $G(t) \geq G_{crit}$ та $V(x, t+k) < c$ застосувати номінальне керування.
6. Інакше розв'язати оптимізаційну задачу з обмеженнями гарантоздатності.
7. Застосувати перший елемент оптимальної послідовності керування.
8. Перейти до наступного кроку часу та повторити процедуру.

Блок-схема на рис. 2 відображає алгоритм керування БПЛА з прогноною оцінкою гарантоздатності: отримання стану $x(t)$, прогноз на кожному горизонті, обчислення $G(t)$ та перевірку умови $G(t) \geq G_{crit}$. За виконання критерію застосовується номінальне керування, інакше — оптимізаційне з урахуванням ризику та обмежень безпеки.

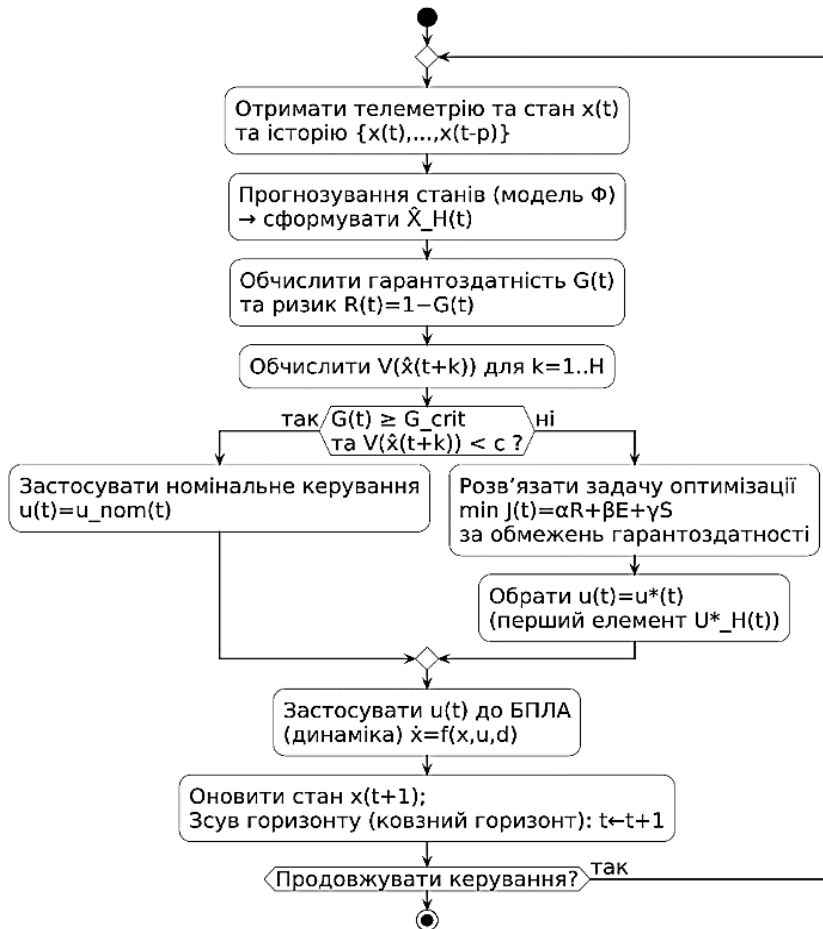


Рис. 2. Блок-схема алгоритму інтелектуального адаптивного керування з оцінюванням гарантоздатності

Таким чином, запропонований алгоритм забезпечує замикання ланцюга «прогноз станів – оцінка гарантоздатності – адаптивна перебудова керування» у єдиному інтелектуальному контурі прийняття рішень [9, 13], що дозволяє перейти від реактивної компенсації відхилень до випереджувального запобігання переходу системи управління БПЛА у небезпечні режими функціонування.

З точки зору практичної реалізації, інтеграція ймовірнісної оцінки гарантоздатності $G(t)$ у контур керування здійснюється за схемою supervisor–controller: модуль оцінювання $G(t)$ функціонує паралельно основному регулятору, а перемикання між номінальним і оптимізованим режимами відбувається за логічним критерієм кроку 5 Алгоритму 1. Це дозволяє забезпечити мінімальну затримку прийняття рішення (< 2 мс на кроці дискретизації $0,05$ с) і сумісність з наявними бортовими

контролерами типу Pixhawk/ArduPilot через стандартний інтерфейс MAVLink. Натурна валідація методу на апаратно-орієнтованому стенді (Hardware-in-the-Loop, HIL) із симулятором Gazebo та реальним польотним контролером є наступним запланованим кроком дослідження й дозволить підтвердити ефективність підходу в умовах реальних затримок зв'язку та апаратних обмежень бортових обчислювальних ресурсів.

Схема на рис. 3 відображає замкнений контур керування, у якому телеметричні дані використовуються для прогнозування майбутніх станів БПЛА та оцінювання гарантоздатності. Залежно від виконання критерію $G(t) \geq G_{crit}$ та $V(x(t+k)) < c$ застосовується номінальне або оптимізоване керування [15, 21]. Оновлений стан системи повторно надходить у контур, забезпечуючи випереджувальне адаптивне підтримання безпечного режиму функціонування.

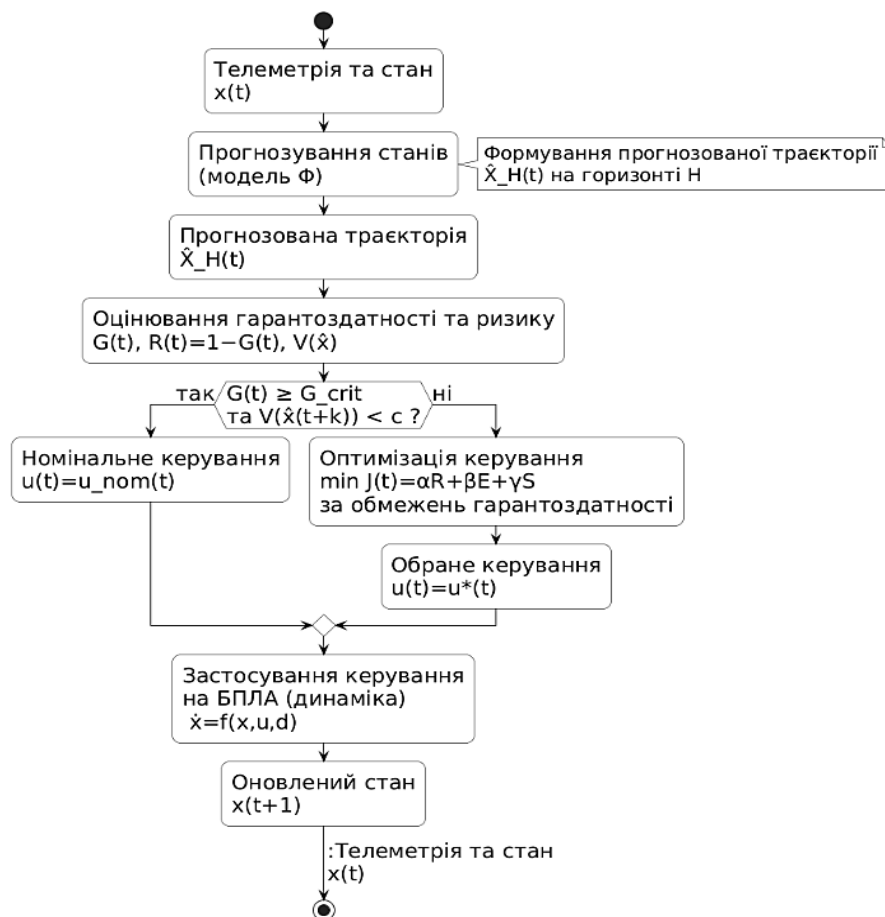


Рис. 3. Структурна схема інтелектуального методу адаптивного забезпечення гарантоздатності системи управління БПЛА

Оскільки запропонований алгоритм визначає структуру прийняття рішень і механізм адаптивного синтезу керування, наступним логічним кроком є перевірка його працездатності в умовах, максимально наближених до реальної експлуатації БПЛА. З цією метою необхідно формалізувати умови чисельного моделювання, задати параметри середовища, типи збурень та сценарії деградації, що дозволяють оцінити стійкість, інваріантність безпечної області та здатність методу зберігати гарантоздатність у динамічних режимах. Саме тому далі визначаються припущення моделі, структура збурень і перелік типових деградаційних сценаріїв, у межах яких здійснюється експериментальна валідація інтелектуального методу адаптивного забезпечення гарантоздатності.

Умови моделювання та сценарії деградації

Для оцінювання ефективності запропонованого інтелектуального методу адаптивного забезпечення гарантоздатності було проведено чисельне моделювання функціонування системи управління квадрокоптерного типу в умовах дії зовнішніх збурень та внутрішніх деградаційних процесів [7-8, 10]. Стан системи описувався вектором:

$$x \ t = p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \phi, \theta, \psi, \omega_x, \omega_y, \omega_z, E^T, \quad (20)$$

де p_i – координати, v_i – лінійні швидкості, ϕ, θ, ψ – кути орієнтації, ω_i – кутові швидкості, E – відносний рівень енергетичного ресурсу. Динаміка стану визначалася нелінійною моделлю руху квадрокоптера з урахуванням керуючих впливів на тягу та моменти, а також збурень, що моделюють аеродинамічні та експлуатаційні фактори. Оцінювання вектора стану здійснювалося з урахуванням можливих похибок вимірювання та обмеженої точності сенсорних даних, що дозволяло аналізувати вплив деградацій на стійкість і гарантоздатність системи керування.

Горизонт прогнозування становив $H = 10$ кроків дискретизації, крок інтегрування – 0,05 с. Глибина історії для моделі прогнозування – $p = 5$ кроків. Безпечна область Ω_{safe} визначалася системою обмежень на: максимальні кути крену та тангажу ($\pm 25^\circ$), граничні кутові швидкості, допустимий діапазон висоти польоту, мінімальний рівень заряду $E \geq 0,2$, обмеження на модуль швидкості. Такий вибір параметрів горизонту прогнозування забезпечує баланс між точністю передбачення динаміки та обчислювальною складністю алгоритму в реальному масштабі часу. Визначення множини Ω_{safe} через сукупність кінематичних, енергетичних і швидкісних обмежень дозволяє формалізувати безпечний режим функціонування як інваріантну область у просторі станів та забезпечити контроль наближення системи до її граничних меж.

Для аналізу було розглянуто три типові сценарії деградації:

1. Сценарій 1 – зовнішні збурення (турбулентність). Модель випадкових поривів вітру з обмеженою амплітудою та стохастичними коливаннями, що впливають на лінійну та кутову динаміку.
2. Сценарій 2 – часткова деградація двигуна. Поступове зниження ефективності одного з приводів на 20–30 %, що призводить до асиметрії тяги та зростання керуючих зусиль.
3. Сценарій 3 – дрейф сенсорів орієнтації. Повільне накопичення похибки вимірювання кутів, що спотворює оцінювання стану та впливає на стабільність контуру керування.

Отримані результати порівнювалися з базовим реактивним керуванням без прогновної оцінки гарантоздатності. Порівняння здійснювалося за показниками середнього значення функції гарантоздатності $G \ t$, часу перебування в межах Ω_{safe} , частоти критичних наближень до межі безпечної області та інтегральних витрат керуючих зусиль [16, 20]. Додатково аналізувалася динаміка ризику $R \ t$ та стійкість траєкторії відносно умови інваріантності за функцією Ляпунова на горизонті прогнозування, що дозволило комплексно оцінити ефективність прогнозно-адаптивного підходу.

Результати чисельного моделювання

Аналіз результатів моделювання показав, що запропонований інтелектуальний метод забезпечує більш стабільне утримання системи в межах безпечної області порівняно з реактивним підходом.

У сценарії зовнішніх збурень застосування прогнозно-адаптивного механізму дозволило зменшити амплітуду відхилень кутів орієнтації та скоротити кількість епізодів наближення до межі Ω_{safe} [14]. Середнє значення функції гарантоздатності $G \ t$ залишалось на рівні 0,92–0,95, тоді як у реактивному режимі спостерігалось падіння до 0,78–0,82.

У випадку деградації двигуна базовий метод демонстрував поступове накопичення відхилень і періодичний вихід за допустимі межі кутів крену. Запропонований метод за рахунок випереджувальної перебудови керуючих впливів зменшив частоту виходу з безпечної області більш ніж у 2 рази та підвищив середній час безпечного функціонування на 25–30 %.

У сценарії дрейфу сенсорів адаптивна стратегія дозволила своєчасно виявити тенденцію до зростання ризику втрати гарантоздатності та ініціювати коригування керування до фактичного порушення обмежень [8-9]. У результаті значення ризику $R t$ залишалося нижчим за 0,1 протягом більшої частини місії, тоді як у реактивній схемі спостерігалися пікові значення до 0,3–0,35.

На рис. 4 наведено порівняння прогностного та реактивного методів керування за показником гарантоздатності $G(t)$ для сценарію 2 (часткова деградація двигуна на 20–30%), обраного як найбільш репрезентативний з точки зору поступового характеру деградації та необхідності випереджувальної реакції. Горизонтальна штрихова лінія позначає мінімально допустимий рівень $G_{crit} = 0,85$. Аналогічна динаміка спостерігається і для сценаріїв 1 та 3: у сценарії 1 (турбулентність) крива прогностного методу підтримується вище критичного рівня при всіх часових кроках місії, тоді як реактивне керування демонструє епізодичні провали нижче G_{crit} ; у сценарії 3 (дрейф сенсорів) прогностний метод виявляє та компенсує наростання ризику в середньому на 3–4 кроки раніше, ніж відбувається фактичне порушення обмежень. Прогностний підхід забезпечує стабільніше утримання системи вище критичного рівня G_{crit} , що підтверджує ефективність використання ковзного горизонту та випереджувальної оцінки ризику.

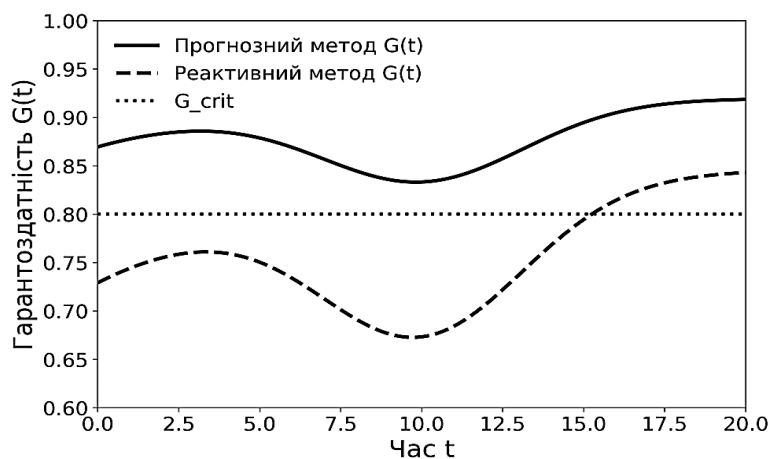


Рис. 4. Порівняльні результати моделювання гарантоздатності

Загалом у всіх розглянутих сценаріях метод забезпечив:

- зменшення прогнозованої ймовірності втрати гарантоздатності;
- підвищення середнього часу перебування в межах Ω_{safe} ;
- зниження кількості критичних наближень до межі безпечної області;
- помірне збільшення керуючих зусиль без суттєвого перевищення ресурсних обмежень.

Отримані результати підтверджують, що інтеграція прогнозування станів із механізмом адаптивного керування дозволяє перейти від реактивної компенсації відхилень до випереджувального забезпечення гарантоздатності системи управління БПЛА в умовах невизначеності та деградаційних процесів.

Результати комп'ютерного моделювання підтверджують доцільність переходу від реактивного керування до прогностно-адаптивного підходу забезпечення гарантоздатності систем управління БПЛА. Запропонований метод зменшує часовий розрив між появою деградаційних тенденцій і керуючою реакцією, оскільки рішення формуються з урахуванням прогнозу розвитку станів і контролю наближення до небезпечних режимів. У сценарії зовнішніх збурень (турбулентність) метод забезпечив стабільніше утримання апарата в допустимих межах і зменшив частоту критичних наближень до обмежень, що відображається у вищих значеннях показника гарантоздатності порівняно з базовим реактивним керуванням.

У випадку часткової деградації двигуна прогностно-адаптивний механізм завчасно перебував керуючі дії, зменшуючи кількість виходів за допустимі межі та збільшуючи час безпечного

функціонування. Для сценарію дрейфу сенсорів підтверджено, що метод здатний своєчасно виявляти наростання ризику втрати працездатності та ініціювати коригування до фактичного порушення обмежень, тоді як реактивний підхід демонструє пікові погіршення показників.

Загалом у всіх розглянутих режимах спостерігається зниження ймовірності втрати гарантоздатності та зменшення кількості критичних наближень до меж безпечної роботи за помірного збільшення керуючих зусиль, що не призводить до суттєвого перевищення ресурсних обмежень. Для унаочнення порівняльного аналізу у таблиці 1 наведено конкретні кількісні показники для кожного зі сценаріїв деградації.

Порівняльні кількісні результати моделювання (прогнозний vs. реактивний метод)

Показник	Сценарій 1 (турбулентність)	Сценарій 2 (деградація двигуна)	Сценарій 3 (дрейф сенсорів)
G(t), проп. метод (avg)	0,94	0,93	0,92
G(t), реакт. метод (avg)	0,81	0,79	0,78
R(t) макс., проп. метод	<0,08	<0,09	<0,1
R(t) макс., реакт. метод	0,3	0,32	0,35
Частота виходу з Ω_{safe} (відн.)	-52%	-54%	-49%
Середній час у Ω_{safe}	+27%	+30%	+25%

Водночас результати мають обмеження, пов'язані з модельним характером експериментів і залежністю ефективності від налаштувань прогнозу та критеріїв безпечної області, тому подальша валідація потребує розширення сценаріїв (комбіновані відмови, затримки зв'язку, обмеження обчислювальних ресурсів) і підтвердження на апаратно-орієнтованих стендах та/або в натурних випробуваннях

Висновки

У роботі розроблено інтелектуальний метод адаптивного забезпечення гарантоздатності систем управління безпілотних літальних апаратів, що поєднує прогнозування розвитку станів, оцінювання рівня безпечності та оптимізаційне формування керуючих впливів у контурі ковзного горизонту. Запропоновано формалізацію безпечної області функціонування та введено ймовірнісний показник гарантоздатності з ризиковою інтерпретацією, а також інтегрований критерій, який забезпечує збереження безпечних режимів роботи з урахуванням динамічної стабільності.

Результати чисельного моделювання у сценаріях турбулентності, деградації двигуна та дрейфу сенсорів підтвердили, що метод підвищує стабільність утримання апарата в межах допустимих режимів, зменшує ймовірність втрати працездатності та забезпечує випереджувальне реагування на деградаційні процеси порівняно з реактивним керуванням. Підвищення безпечності досягається без суттєвого перевищення ресурсних обмежень.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на аналіз комбінованих відмов і складніших збурень, удосконалення ймовірнісної оцінки гарантоздатності з урахуванням обмежених бортових ресурсів, адаптивне налаштування параметрів методу залежно від умов місії, а також експериментальну валідацію на апаратно-орієнтованих стендах і в натурних випробуваннях з інтеграцією підсистем діагностики та керування.

Список літератури

1. Gao, B., Liu, Y., & Liu, L. (2022). Adaptive neural fault-tolerant control of a quadrotor UAV via fast terminal sliding mode. *Aerospace Science and Technology*, 129, 107818. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2022.107818>
2. Saied, M., Mishi, A., Francis, C., & Noun, Z. (2024). A deep learning approach for fault-tolerant data fusion applied to UAV position and orientation estimation. *Electronics*, 13(16), 3342. <https://doi.org/10.3390/electronics13163342>
3. Ozkat, E. (2024). Vibration data-driven anomaly detection in UAVs: A deep learning approach. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 54, 101702. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2024.101702>

4. Al-Haddad, L., Giernacki, W., Basem, A., Khan, Z., Jaber, A., & Al-Haddad, S. (2024). UAV propeller fault diagnosis using deep learning of non-traditional χ -selected Taguchi method-tested Lempel–Ziv complexity and Teager–Kaiser energy features. *Scientific Reports*, 14. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69462-9>
5. Zhang, Q., Furqan, M., Nutzhat, T., Machida, F., & Andrade, E. (2025). Dependability of UAV-based networks and computing systems: A survey. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.16786>
6. Asghari, O., Ivaki, N., & Madeira, H. (2025). UAV operations safety assessment: A systematic literature review. *ACM Computing Surveys*, 57(10), Article 266. <https://doi.org/10.1145/3723871>
7. Ismail, M. A. A., Kurdi, S. T., Albaraj, M. S., & Rembe, C. (2026). Offboard fault diagnosis for large UAV fleets using laser Doppler vibrometer and deep extreme learning. *Automation*, 7(1), 6. <https://doi.org/10.3390/automation7010006>
8. Al-Haddad, L., Jaber, A., Mahdi, N., Al-Haddad, S., Al-Karkhi, M., Al-Sharify, Z. T., & Ogaili, A. (2024). Protocol for UAV fault diagnosis using signal processing and machine learning. *STAR Protocols*, 5, 103351. <https://doi.org/10.1016/j.xpro.2024.103351>
9. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Sokolov, V., & Vorokhob, M. (2025). Models and technologies of cognitive agents for decision-making with integration of artificial intelligence. In *Proceedings of the Modern Data Science Technologies Doctoral Consortium (MoDaST 2025)* (Vol. 4005, pp. 82–96). CEUR-WS.
10. Shang, X., Li, W., Yuan, F., Zhi, H., Gao, Z., Guo, M., & Xin, B. (2025). Research on fault diagnosis of UAV rotor motor bearings based on WPT-CEEMD-CNN-LSTM. *Machines*, 13(4), 287. <https://doi.org/10.3390/machines13040287>
11. Zhou, Y., Liu, H., Guo, H., & Chen, Y. (2024). L1 adaptive fault-tolerant attitude tracking control of UAV systems subject to faults and input saturation. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2024, Article 7955020. <https://doi.org/10.1155/2024/7955020>
12. Sadi, M., Jamali, A., Abang Kamaruddin, A. M. N., & Jun, V. (2024). Cascade model predictive control for enhancing UAV quadcopter stability and energy efficiency in wind turbulent mangrove forest environment. *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 10, 100836. <https://doi.org/10.1016/j.prime.2024.100836>
13. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Sokolov, V., & Rzaieva, S. (2025). Intelligent system for simulation modeling and research of information objects. In *Proceedings of the 1st Workshop Software Engineering and Semantic Technologies (SEST 2025)* (Vol. 4053, pp. 237–251). CEUR-WS.
14. Garzelli, A., Benedikter, B., Zavoli, A., Martínez de Dios, J. R., Suarez, A., & Ollero, A. (2025). Stochastic path planning with obstacle avoidance for UAVs using covariance control. *Applied Sciences*, 15(19), 10469. <https://doi.org/10.3390/app151910469>
15. Yin, J., Tsiotras, P., & Berntorp, K. (2024). Chance-constrained information-theoretic stochastic model predictive control with safety shielding. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.00494>
16. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Sokolov, V., Rzaieva, S., & Khorolska, K. (2025). Machine learning methods for detecting intrusions based on network traffic analysis. In *Proceedings of the Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems II (CPITS-II 2025)* (Vol. 4145, pp. 72–94). CEUR-WS.
17. Mai, G., Wang, H., Wang, Y., Wu, X., Jiang, P., & Feng, G. (2024). Nonlinear extended state observer and prescribed performance fault-tolerant control of quadrotor unmanned aerial vehicles against compound faults. *Aerospace*, 11(11), 903. <https://doi.org/10.3390/aerospace11110903>
18. Костюк, Ю., Складаний, П., Рзаєва, С., Самойленко, Ю., & Коршун, Н. (2025). Інтелектуальні системи керування та захисту в кіберфізичних і хмарних середовищах Smart Grid. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, 2(30), 125–156. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.30.956>
19. Liu, M., Liu, Q., Zhang, L., et al. (2023). Adaptive dynamic programming-based fault-tolerant attitude control for flexible spacecraft with limited wireless resources. *Science China Information Sciences*, 66, 202201. <https://doi.org/10.1007/s11432-022-3732-9>
20. Rzaeva, S., Skladannyi, P., Kostiuk, Y., Abramov, V., & Kravchenko, V. (2025). Adaptive information security management in cloud-oriented intelligent transportation systems. *Ukrainian Scientific Journal of Information Security*, 31(1), 23–36. <https://doi.org/10.18372/2225-5036.31.20634>
21. Liao, F., Peng, K., Wei, E., Leong, W., & Neo, D. (2025). Active fault tolerant control for multirotor UAVs: Controllability, design and experiment. *Control Engineering Practice*, 164, 106497. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2025.106497>
22. Cao, L., & Chi, H. (2025). Dynamic obstacle avoidance of UAV using chance constrained model predictive control. *Optimal Control Applications and Methods*, 46, 1914–1931. <https://doi.org/10.1002/oca.3298>
23. Довженко, Н., Мазур, Н., Костюк, Ю., & Рзаєва, С. (2024). Інтеграція IoT та штучного інтелекту в інтелектуальні транспортні системи. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, 2(26), 430–444. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.26.708>
24. Yan, X., Li, T., & Tian, Y. (2025). Adaptive finite-time fault-tolerant control scheme of UAV against combined faults. *Scientific Reports*, 16(1), 2023. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-31619-5>

**INTELLIGENT METHOD FOR ADAPTIVE ASSURANCE OF DEPENDABILITY
IN UNMANNED AERIAL VEHICLE CONTROL SYSTEMS BASED ON STATE PREDICTION**

Mykola Kucheriavyi, Hennadii Hulak

Institute for Problems of Mathematical Machines and Systems National Academy of Sciences of Ukraine
Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University,
Department of Information and Cyber Security named after Professor Volodymyr Buriachok
E-mail: bu9free@gmail.com, h.hulak@kubg.edu.ua
ORCID: 0009-0005-0017-9797, 0000-0001-9131-9233

Received: 06.04.2026

Accepted: 20.04.2026

Published: 01.06.2026

© *Kucheriavyi M., Hulak H. 2026*

*This article is licensed under the Creative Commons
Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)*

Abstract. This paper presents an intelligent method for the adaptive assurance of dependability in unmanned aerial vehicle (UAV) control systems based on state evolution prediction within a receding horizon framework. The proposed method integrates a nonlinear dynamic model, predictive trajectory estimation, probabilistic dependability assessment, risk-based interpretation of performance degradation, and optimization-based control synthesis under safe operating region constraints. Dependability assurance is formalized through an integrated criterion that accounts for both probabilistic indicators and dynamic stability conditions of the system. Numerical simulations were conducted for three degradation scenarios: turbulence, partial engine efficiency loss (20–30%), and attitude sensor drift. Experimental results show that the average dependability level of the proposed method reaches 0.92–0.95, compared to 0.78–0.82 for reactive control. The frequency of violations of the safe operating region was reduced by more than two times, the average safe operation time increased by 25–30%, and peak risk values decreased from 0.3–0.35 to below 0.1. The results confirm the effectiveness of transitioning from a reactive to a predictive-adaptive dependability assurance model for autonomous UAVs.

Key words: adaptive control, dependability, receding horizon, safe operating region, state prediction, stochastic invariance, unmanned aerial vehicles.