

**Микола Вікторович Кучерявий<sup>1</sup>, Геннадій Миколайович Гулак<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>аспірант

Інститут проблем математичних машин та систем Національної академії наук України (Київ, Україна)

**E-mail:** [bu9free@gmail.com](mailto:bu9free@gmail.com), **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0005-0017-9797>

<sup>2</sup>доктор технічних наук, професор,

професор кафедри інформаційної та кібернетичної безпеки імені професора Володимира Бурячка

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка (Київ, Україна)

Інститут проблем математичних машин та систем Національної академії наук України (Київ, Україна)

**E-mail:** [hulak@kubg.edu.ua](mailto:hulak@kubg.edu.ua), **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-9131-9233>

## МОДЕЛЬ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У СИСТЕМІ ПІДТРИМКИ ГАРАНТОЗДАТНОСТІ УПРАВЛІННЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

*У статті розглянуто проблему забезпечення гарантоздатності систем управління безпілотних літальних апаратів в умовах стохастичних збурень і деградації компонентів. Запропоновано формалізовану модель прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності на основі прогнозу станів, ризик-орієнтованого оцінювання та нечіткої логіки. Введено інтегральний показник гарантоздатності й запас безпечності з прогнозуванням на ковзному горизонті. Моделювання підтвердило зниження ризику та підвищення робастності керування.*

**Ключові слова:** безпілотні літальні апарати; гарантоздатність; система підтримки прийняття рішень; нечітка логіка; багатокритеріальне оцінювання; прогнозування станів; ризик-орієнтоване керування; інваріантність безпечної множини.

*Рис.: 6. Бібл.: 22.*

**Актуальність теми дослідження.** Стрімке розширення сфер застосування безпілотних літальних апаратів у військових, цивільних, моніторингових та логістичних системах зумовлює підвищені вимоги до стійкості, безперервності та безпечності функціонування їхніх систем управління [1-5]. У сучасних умовах експлуатації БПЛА функціонують у динамічному середовищі невизначеності, що характеризується стохастичними збуреннями, деградацією апаратних і програмних компонентів, ресурсними обмеженнями та потенційними кібернетичними впливами [3-5; 7]. За таких умов традиційні статичні підходи до забезпечення надійності та безпеки керування виявляються недостатніми, оскільки вони не враховують необхідність випереджувального реагування на зміну стану системи та інтегрованого оцінювання ризику.

Актуальність дослідження зумовлена потребою у формалізації процесу прийняття рішень щодо адаптивної зміни режимів функціонування системи управління БПЛА з урахуванням прогнозованих індикаторів стану, багатокритеріального оцінювання ризику та ресурсних обмежень [2-3; 6]. Інтеграція прогнозу, оцінювання ризику та механізму формування керуючих впливів у межах єдиної моделі дозволяє зменшити ймовірність переходу до небезпечної області функціонування та забезпечити баланс між підвищенням рівня безпеки і збереженням ефективності виконання місії.

Порушена в роботі проблема є актуальною для галузі комп'ютерних наук, зокрема для напрямів інтелектуальних систем керування, систем підтримки прийняття рішень, кіберфізичних систем та інформаційної безпеки [7-8]. Результати дослідження відповідають сучасним тенденціям розвитку адаптивного та ризик-орієнтованого керування, інтеграції методів прогнозування, нечіткої логіки та багатокритеріальної оптимізації у складних розподілених системах, що визначає їхню наукову та практичну значущість.

**Постановка проблеми.** Системи управління безпілотних літальних апаратів функціонують у динамічному середовищі, що характеризується стохастичними збуреннями, деградацією технічних і програмних компонентів, обмеженнями енергетичних та обчислювальних ресурсів, а також потенційними кібернетичними впливами [14; 16]. За таких умов забезпечення гарантоздатності управління потребує своєчасного формування адаптивних керуючих рішень, спрямованих на запобігання переходу системи до небезпечної області функціонування та втрати здатності виконувати місію.

Проблема дослідження полягає у відсутності узгодженої формалізованої моделі прийняття рішень, яка б інтегрувала прогнозовану динаміку станів, оцінювання ризику та ресурсні обмеження в єдину процедуру формування адаптивних керуючих впливів. Наявні підходи в контурах керування БПЛА здебільшого базуються на фіксованих порогових механізмах або жорстко визначених алгоритмах перемикання режимів [9–10; 12], що не враховують багатокритеріальний характер задачі — одночасне забезпечення безпеки, стійкості та ресурсної ефективності [3; 15; 20]. У результаті можливі запізнілі реакції на критичні події або надмірні втручання, які негативно впливають на стабільність керування.

Вирішення зазначеної проблеми необхідне для побудови інтелектуальної системи підтримки гарантоздатності управління БПЛА, здатної забезпечити випереджувальний характер реагування, мінімізувати ймовірність перебування в небезпечній області функціонування та підтримувати баланс між рівнем безпеки й ефективністю виконання завдань [5; 14]. Таким чином, актуальною є задача розроблення формалізованої моделі прийняття рішень, що поєднує прогнозні індикатори стану, ризик-орієнтоване багатокритеріальне оцінювання та механізми адаптивного регулювання інтенсивності втручання в контур керування.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У дослідженнях систем управління БПЛА останніх років помітно посилюється акцент на поєднанні відмовостійкості, гарантування безпечних обмежень та інтелектуалізації прийняття рішень в умовах невизначеності. Значний пласт робіт зосереджено на задачах діагностики та компенсації відмов виконавчих органів, оскільки часткові відмови приводів у мультикоптерах є однією з ключових причин втрати керованості. Зокрема, запропоновано гібридну схему виявлення та ізоляції відмов приводів багатороторного БПЛА, де поєднано модельно-орієнтований ЕКФ і даноорієнтований нейро-нечіткий компонент (*extreme learning neuro-fuzzy*), що підвищує точність і оперативність FDI за наявності нелінійностей та шумів вимірювань [1].

Паралельно розвиваються підходи, у яких нечітка логіка використовується не тільки для діагностики, а й для адаптації керування під час виконання місії, зокрема в задачах супроводу та відстеження цілей. Показано, що нечіткий регулятор, який коригує керування залежно від динаміки цілі та змін середовища, може підвищувати ефективність трекінгу БПЛА, а інтеграція обчислень на периферії (*edge*) розглядається як засіб зменшення затримок у контурі [2]. Водночас такі рішення здебільшого орієнтовані на якість керування та не формалізують прийняття рішень у термінах гарантоздатності та маржі до небезпечної області.

Подальший розвиток отримали нечітко-нейромережеві підходи до компенсації невизначеностей у динаміці та підвищення точності траєкторного керування. ANFIS-підсилений підхід у поєднанні зі *sliding mode control* для квадрокоптера демонструє ефективність адаптації до змін параметрів та зовнішніх збурень [3]. Проте в більшості випадків вихідною величиною залишається керуючий сигнал у контурі стабілізації, а не узгоджена інтенсивність втручання на рівні системи підтримки прийняття рішень, що враховує ризик, ресурсні обмеження та прогноз розвитку ситуації.

Окремим напрямом є застосування методів глибокого навчання для *fault-tolerant control* і підвищення здатності системи адаптуватися до пошкоджень або відмов у реальному часі. Зокрема, *transformer*-орієнтований підхід для *fixed-wing UAV* із механізмами *knowledge distillation* та *in-context adaptation* демонструє потенціал швидкої перебудови керування [4]. Такі методи підвищують автономність, однак питання формального зв'язку між прогнозованою деградацією, оцінкою ризику та процедурою прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності залишається недостатньо формалізованим.

Важливим напрямом є також гарантоване забезпечення безпечності через вбудовування обмежень у закон керування. Підхід на основі Control Barrier Functions у поєднанні з глибинним навчанням дозволяє підтримувати інваріантність безпечної множини навіть за наявності невизначеностей і відмов [5]. Разом з тим такі рішення зазвичай реалізують роль «фільтра безпечності» на нижчому рівні керування і не формують повноцінну багатокритеріальну процедуру вибору інтенсивності адаптивного втручання.

З позиції прийняття рішень і багатокритеріальності розвиваються підходи, у яких невизначеність моделюється нечіткими множинами, а рішення формується як компроміс за кількома критеріями. У задачі розподілу завдань між БПЛА запропоновано інтуїційний нечіткий метод двостороннього узгодження, що підвищує якість вибору за неповної інформації [6]. Проте такі постановки стосуються планування місії, а не підтримки гарантоздатності контуру керування в реальному часі.

Подібні принципи ієрархічного нечіткого прийняття рішень застосовано і в задачах виявлення загроз у Counter-UAV системах на основі злиття сенсорної інформації [7]. Хоча ці підходи демонструють ефективність у класифікації загроз, вони не розв'язують проблему узгодженого вибору керуючого втручання в контурі управління БПЛА з урахуванням прогнозу деградації, ресурсних обмежень та вимог гарантоздатності.

Отже, аналіз сучасних публікацій [1–7] свідчить про активний розвиток методів FDI/FTC, нечітко-нейромережових механізмів адаптації та safety-critical керування. Водночас залишається недостатньо опрацьованим питання побудови формалізованої моделі прийняття рішень саме у системі підтримки гарантоздатності управління БПЛА, у якій прогнозований запас безпечності до небезпечної області, ризик та ресурсні обмеження інтегруються в єдину нечітку процедуру формування інтенсивності адаптивного втручання з подальшою верифікацією через числовий експеримент.

**Виділення недосліджених частин загальної проблеми.** Аналіз сучасних досліджень [1–7] показує активний розвиток методів FDI/FTC, нечітко-нейромережових регуляторів і підходів до забезпечення інваріантності безпечної множини. Проте ці рішення переважно зосереджені на рівні низькорівневого керування або окремих задачах планування і не формалізують прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності на метарівні відносно автопілота.

Недостатньо дослідженим залишається інтегроване поєднання прогнозування станів, оцінювання ризику, маржі до небезпечної області та ресурсних обмежень у єдиній багатокритеріальній процедурі формування інтенсивності адаптивного втручання. Відсутня узгоджена формалізована модель, яка б описувала стан прийняття рішень компактным вектором індикаторів і забезпечувала стабільність керуючих дій з мінімізацією перебування системи в небезпечній області. Таким чином, невирішеною частиною проблеми є розроблення інтегрованої моделі прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності управління БПЛА, що поєднує прогноз, ризик-орієнтоване оцінювання та адаптивне регулювання втручання.

**Мета дослідження.** Метою дослідження є розроблення формалізованої моделі прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності управління безпілотних літальних апаратів на основі інтеграції прогнозних індикаторів стану, багатокритеріального оцінювання ризику та нечіткої логіки регулювання інтенсивності адаптивного втручання; для її досягнення передбачено формалізацію стану прийняття рішень у вигляді компактного вектора індикаторів (запас безпечності до межі небезпечної області, рівень ризику, кібернетичні впливи, ресурсні обмеження), розроблення математичної моделі визначення небезпечної області функціонування та показника запасу безпечності, побудову нечіткої багатокритеріальної моделі вибору інтенсивності втручання, створення імітаційної моделі функціонування системи управління та проведення порівняльного

аналізу ефективності запропонованого підходу з базовими пороговими методами за показниками перебування в небезпечній області, стабільності рішень і вартості втручань.

**Виклад основного матеріалу.** У розділі послідовно формалізовано модель прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності (СППР) управління БПЛА. Логіка побудови така: спочатку описується дискретна динаміка об'єкта та базового автопілота [9; 12; 14], далі вводиться інтегральний показник гарантоздатності як узагальнена оцінка якості функціонування [10], визначається запас безпечності щодо критичної межі, а потім формуються прогностичні та ризик-орієнтовані індикатори [17]. На їх основі СППР визначає інтенсивність адаптивного втручання, що реалізується через модифікацію параметрів/режимів роботи автопілота. Завершальними елементами є формалізація безпечної множини, редукована динаміка гарантоздатності та числова верифікація.

#### Формалізація динамічної моделі системи управління

Для опису руху та керованості БПЛА введемо дискретну модель стану, що відповідає цифровій реалізації контурів керування з фіксованим кроком дискретизації [9, 12]. Така форма зручна для інтеграції з телеметрією та алгоритмами підтримки прийняття рішень, які працюють у дискретному часі [8; 11]. Систему управління БПЛА розглянемо як нелінійну дискретну динамічну систему:

$$x(t+1) = f(x(t), u_c(t), w(t)), \quad (1)$$

де  $t$  – номер дискретного кроку керування;

$x(t) \in \mathbb{R}^n$  – вектор стану БПЛА (наприклад, координати, лінійні швидкості, кути орієнтації, кутові швидкості та їх похідні залежно від вибраної моделі);

$u_c(t)$  – керуючий сигнал базового автопілота (вектор команд на виконавчі органи/тягу);

$w(t)$  – вектор збурень і неврахованих впливів, який узагальнює зовнішні фактори (вітер, турбулентність), деградації та відмови, а також можливі кібернетичні впливи на вимірювання чи канал керування [16; 20; 22].

Оператор  $f(\cdot)$  описує нелінійну еволюцію стану за один крок дискретизації та може враховувати аеродинаміку, затримки, насичення та обмеження виконавчих органів. Практично рівняння (1) задає “фізичний” рівень системи, який СППР не замінює, а доповнює механізмом адаптації режиму роботи автопілота.

Щоб не руйнувати стабільність базового контуру, СППР не формує керування “з нуля”. Натомість вона задає параметр інтенсивності втручання, який змінює структуру або налаштування автопілота в межах дозволених режимів (наприклад, “номінальний”, “захищений”, “безпечний”) [15; 20]. Система підтримки прийняття рішень не генерує безпосередньо  $u_c(t)$ , а формує коефіцієнт адаптивного втручання:

$$u_c^*(t) = \Phi(u_c(t), u(t)), \quad (2)$$

де  $u(t) \in [0,1]$  – нормована інтенсивність адаптивного втручання (0 – відсутність втручання, 1 – максимальний рівень, який допускається політикою безпеки/ресурсними обмеженнями);

$u_c^*(t)$  – модифікований керуючий сигнал, який фактично подається на об'єкт після врахування рішення СППР.

Оператор  $\Phi(\cdot)$  є механізмом реалізації рішення СППР і може відповідати: масштабуванню коефіцієнтів регулятора, обмеженню команд/динаміки, перемиканню між поперед визначеними режимами автопілота. Таким чином, СППР впливає на керування на “метарівні”, підвищуючи безпечність і стійкість без повної заміни базового алгоритму.

Такий підхід забезпечує збереження структурної цілісності базового контуру керування та виключає виникнення різких перехідних процесів, пов'язаних із повною зміною алгоритму регулювання [9; 15]. Адаптивний коефіцієнт  $u(t)$  виступає регульованим параметром надбудови, який дозволяє плавно змінювати жорсткість або консервативність

керування залежно від поточного рівня ризику та запасу безпечності [17]. У результаті реалізується принцип ієрархічного керування, за якого СППР здійснює корекцію на метарівні, забезпечуючи баланс між ефективністю виконання місії та гарантіями безпечного функціонування системи.

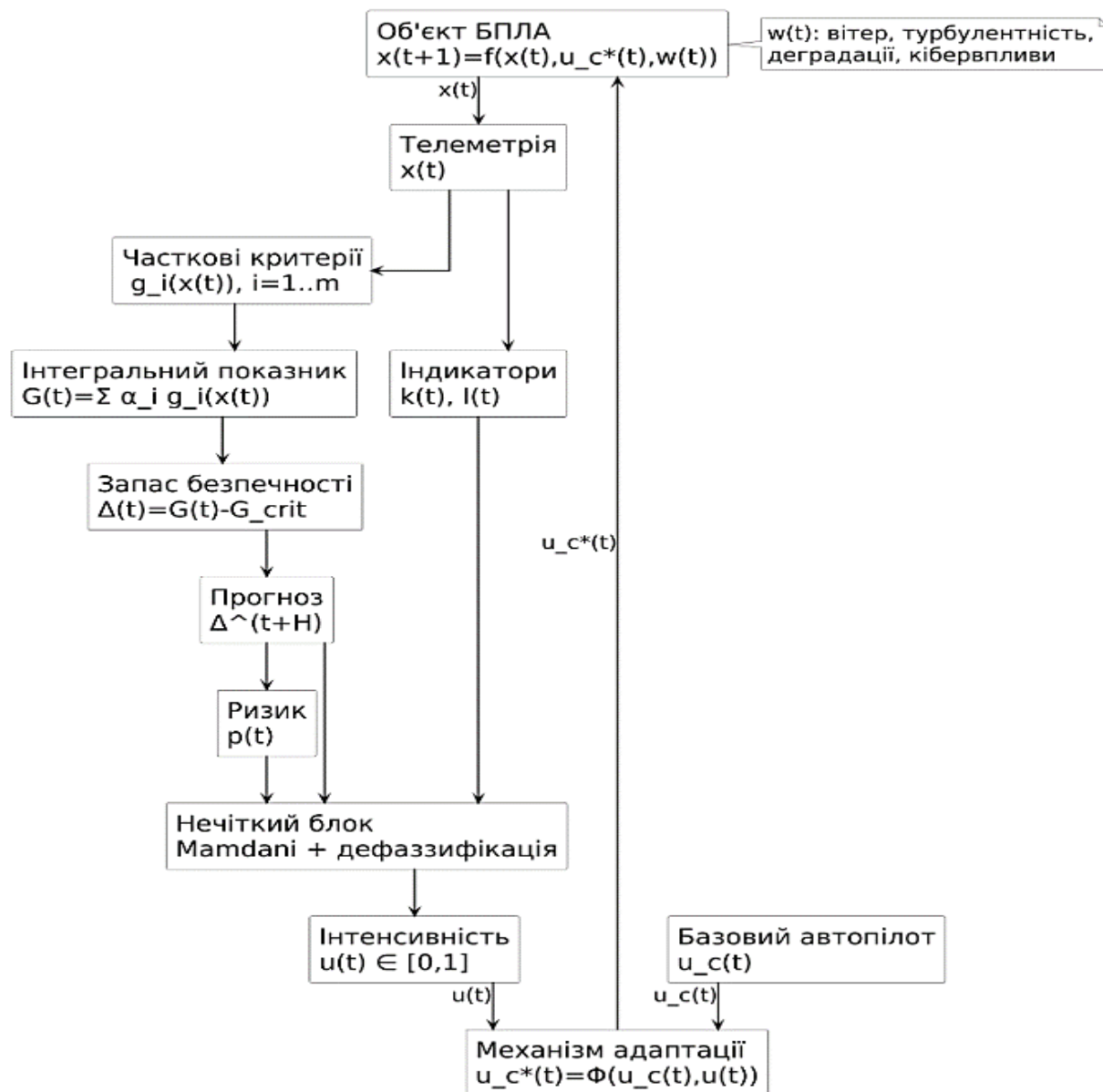


Рис. 1. Архітектура контурів СППР гарантоздатності (метарівень) у системі керування БПЛА

Джерело: розроблено авторами.

На рис. 1 подано структурну схему інтеграції системи підтримки прийняття рішень гарантоздатності у замкнений контур керування БПЛА. Нижній рівень становить об'єкт керування з базовим автопілотом, який формує керуючі сигнали для стабілізації польоту. На основі телеметрії обчислюються часткові критерії якості функціонування, що агрегуються в інтегральний показник гарантоздатності. Порівняння цього показника з критичною межею дозволяє визначити запас безпечності, після чого формується його прогноз та оцінюється ризик переходу до небезпечної області. Разом із додатковими індикаторами інтенсивності збурень і ресурсних обмежень ці величини надходять до нечіткого

блоку прийняття рішень. У результаті визначається інтенсивність адаптивного втручання, яка використовується для модифікації режиму роботи автопілота. Таким чином, СППР функціонує як метарівень керування: вона не замінює базовий контур стабілізації, а впливає на нього через регулювання інтенсивності адаптації, забезпечуючи підтримання безпечного режиму функціонування в умовах збурень і деградацій.

Представлена архітектура демонструє, що прийняття рішення про рівень адаптивного втручання базується на узагальненій оцінці поточного стану системи [10-11]. Оскільки показники функціонування мають різну фізичну природу та масштаб (динамічні параметри, енергетичні ресурси, ризик, відхилення від допустимих меж), їх безпосереднє використання в алгоритмі прийняття рішень є ускладненим. Тому доцільним є введення інтегрального показника гарантоздатності, який агрегує часткові критерії в єдину скалярну характеристику стану системи.

### Інтегральний показник гарантоздатності

Оскільки гарантоздатність визначається сукупністю різнорідних факторів, доцільно перейти від багатовимірного опису стану до скалярного інтегрального показника, що узагальнює ключові критерії якості та безпечності функціонування [10]. Гарантоздатність формалізується через інтегральний функціонал:

$$G(t) = \sum_{i=1}^m \alpha_i g_i(x(t)), \quad (3)$$

де  $G(t)$  – інтегральний показник гарантоздатності у момент  $t$  (нормована безрозмірна величина);

$m$  – кількість часткових критеріїв;

$g_i \in [0,1]$  – нормовані часткові критерії, обчислені з телеметрії або оцінок стану (наприклад: точність відстеження траєкторії, стійкість, рівень вібрацій, затримки зв'язку, енергоспоживання);

$\alpha_i \geq 0$  – вагові коефіцієнти важливості критеріїв, які задовольняють умову  $\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1$ . Інтерпретаційно,  $G(t)$  є зваженою згортокою критеріїв: значення, ближчі до 1, відповідають кращому функціонуванню за прийнятою шкалою, а значення, що зменшуються, сигналізують про деградацію гарантоздатності та потребу в адаптації.

Для прийняття рішень важливо не лише поточне значення інтегрального показника, а й те, наскільки система “віддалена” від критичної межі безпечної експлуатації. Тому вводимо запас безпечності як різницю між поточною оцінкою та порогом. Критичне значення  $G_{crit}$  визначає межу безпечної експлуатації. Запас безпечності:

$$\Delta(t) = G(t) - G_{crit}, \quad (4)$$

де  $G_{crit}$  – критичне порогове значення інтегрального показника, що задає межу допустимого функціонування (визначається нормативами, вимогами місії або експериментально);

$\Delta(t)$  – запас безпечності (margin до критичної межі).

За змістом  $\Delta(t) > 0$  означає роботу в допустимій області,  $\Delta(t) = 0$  – граничний стан,  $\Delta(t) < 0$  – вихід у небезпечну область і порушення гарантоздатності [12; 14]. Запас безпечності є основною величиною для прийняття рішень, оскільки кількісно характеризує відстань інтегрального показника до критичної межі.

Для врахування динаміки наближення до критичної межі введемо індикатор тренду запасу безпечності:  $v_{\Delta}(t) = \Delta(t) - \Delta(t-1)$ , де  $v_{\Delta}(t)$  – приріст запасу безпечності за один крок дискретизації. Значення  $v_{\Delta}(t) < 0$  відповідає зменшенню запасу (наближенню до небезпечної області), тоді як  $v_{\Delta}(t) > 0$  – його відновленню. Для використання у нечіткій моделі індикатор нормується до інтервалу  $[0;1]$ :  $\bar{v}_{\Delta}(t) = \frac{v_{max} - v_{\Delta}(t)}{v_{max} - v_{min}}$ , де

$v_{max}, v_{min}$  визначаються з експериментальних даних або задаються емпірично. Нормування виконується так, що більші значення  $\bar{v}_\Delta(t)$  відповідають більш негативним значенням  $v_\Delta(t)$  (швидшому зменшенню запасу безпечності), тобто шкала інвертується відносно знаку приросту.

### Прогнозна модель запасу безпечності (Модель 1)

Щоб забезпечити випереджувальний характер реагування, СППР має оцінювати тенденцію зміни запасу безпечності на горизонті прогнозування [8; 11]. Для цього використано просту дискретну прогнозу модель, що враховує попередні прирости запасу:

$$\hat{\Delta}(t + H) = \Delta(t) + \sum_{k=1}^H \beta_k v_\Delta(t - k), \quad (5)$$

де  $\hat{\Delta}(t + H)$  – прогнозоване значення запасу безпечності через  $H$  кроків,  $H$  – горизонт прогнозування;

$\beta_k$  – вагові коефіцієнти, що визначають внесок попередніх тенденцій;

$v_\Delta(\tau) = \Delta(\tau) - \Delta(\tau - 1)$  – дискретний приріст запасу безпечності (у (5) використано  $v_\Delta(t - k)$ ).

Для обчислення (5) використовується буфер історії довжиною щонайменше  $H + 1$  значень  $\Delta$ . У разі нестачі даних на початку польоту застосовується ініціалізація нульовими приростами або ковзне вікно меншої довжини.

Якщо  $v_\Delta(t - k) < 0$ , тобто запас безпечності зменшується (гарантоздатність погіршується), прогнозований запас буде меншим за поточний. Навіть якщо  $\Delta(t) > 0$ , але  $\hat{\Delta}(t + H) \approx 0$ , СППР повинна ініціювати адаптивне втручання. Крім того,  $v_\Delta(t - k) = \Delta(t - k) - \Delta(t - k - 1)$ . Модель (5) використовується як “ранній індикатор”: якщо прогнозований запас наближається до нуля або стає від’ємним, СППР повинна ініціювати адаптивне втручання до настання критичного режиму.

### Ймовірнісна модель ризику (Модель 2)

Оскільки збурення та деградації мають стохастичний характер, доцільно перейти від детермінованої оцінки прогнозу до ймовірнісної оцінки ризику порушення гарантоздатності. Ризик інтерпретується як ймовірність переходу в небезпечну область у межах горизонту прогнозування. Ризик переходу до небезпечної області формалізується як:

$$p(t) = P(\Delta(t + H) < 0 \mid \hat{\Delta}(t + H), k(t), \ell(t)), \quad (6)$$

де  $p(t) \in [0, 1]$  – оцінка ризику втрати гарантоздатності, подія  $\Delta(t + H) < 0$  означає прогнозований вихід у небезпечну область. У такому формулюванні ризик пов’язує прогноз із прийняттям рішень і дозволяє оцінювати не лише “наскільки близько до межі”, а й “наскільки ймовірно” перетнути межу [20; 22].

Для практичного обчислення ризику використано логістичне відображення прогнозованого запасу у ймовірнісну шкалу. Це забезпечує гладкий перехід між зонами “низького” та “високого” ризику. У практичній реалізації використовується логістична функція:

$$p(t) = \frac{1}{1 + e^{-k_p(\theta - \hat{\Delta}(t + H))}}, \quad (7)$$

де  $k_p > 0$  – параметр крутості переходу (чим більший  $k_p$ , тим різкіший перехід між низьким і високим ризиком);

$\theta$  – параметр центру переходу, який визначає значення прогнозованого запасу, за якого ризик наближається до 0,5.

Таким чином, модель (7) переводить прогноз  $\hat{\Delta}(t + H)$  у зручну для правил прийняття рішень шкалу ризику  $p(t)$ .

### Нечітка багатокритеріальна модель (Модель 3)

Оскільки рішення має враховувати не один показник, а сукупність факторів, стан прийняття рішень задається компактним вектором індикаторів. Такий опис зменшує розмірність задачі та робить можливим формування рішення на основі експертних правил за умов невизначеності. Стан прийняття рішень:

$$s(t) = \langle \hat{\Delta}(t + H), \bar{v}_{\Delta}(t), k(t), \ell(t), p(t) \rangle, \quad (8)$$

де  $\hat{\Delta}(t + H)$  – прогноз запасу безпечності;

$p(t)$  – оцінка ризику;

$k(t)$  – індикатор інтенсивності небажаних впливів (наприклад, узагальнена оцінка кібервпливів/аномалій каналів або деградаційних процесів) [20; 22];

$\ell(t)$  – індикатор ресурсних обмежень (наприклад, навантаження обчислювальних ресурсів, запас енергії або обмеження каналу зв'язку) [13; 16; 19; 21], чим більше  $\ell(t)$ , тим жорсткіші обмеження;

$\bar{v}_{\Delta}(t)$  – нормований індикатор темпу зміни запасу безпечності. У подальшому ці індикатори подаються на нечітку систему правил, яка визначає інтенсивність адаптивного втручання.

Додавання  $v_{\Delta}(t)$  дозволяє відрізнити ситуації з однаковим прогнозним запасом  $\hat{\Delta}$ , але різною динамікою наближення до межі (повільне vs. швидке погіршення), що критично для випереджувального вибору інтенсивності втручання.

На відміну від варіантів, де рішення формується лише за прогнозним запасом та ризиком, введення індикатора  $v_{\Delta}(t)$  дозволяє врахувати темп деградації, що підвищує чутливість СППР до швидких переходів у критичну область і узгоджує графіки функцій належності на рис. 2(b) з формальним описом стану прийняття рішень. Введення індикатора  $\bar{v}_{\Delta}(t)$  дозволяє врахувати темп зміни запасу безпечності та підвищити чутливість СППР до швидких переходів у критичну область.

Індикатор  $k$  визначається як узагальнений “індекс збурень/аномалій”, який розраховується з телеметрії та сигналів якості каналу: він може включати нормовані складові помилки відстеження, зростання вібрацій/кутових швидкостей, статистику залишків оцінювача стану [12; 14], а також показники нестабільності зв'язку (затримка, джиттер, втрати пакетів). Компоненти, пов'язані з аномаліями/кібернетичними впливами в каналах та телеметрії, доцільно інтерпретувати через підходи аналізу мережевого трафіку/інцидентів і керування/захисту в кіберфізичних середовищах [13; 16; 19; 21]. Для забезпечення єдиної шкали використовується нормування до  $[0;1]$  (наприклад, min–max або через порогову шкалу “норма–попередження–критично”), де більші значення відповідають більш інтенсивним небажаним впливам.

Індикатор  $\ell$  відображає ресурсні обмеження і формується як агрегат від завантаження обчислювальних ресурсів і енергетичного стану (рівень заряду, запас потужності), після чого також нормується до  $[0;1]$ . При цьому 0 означає достатні ресурси для роботи в номінальному режимі, а 1 – необхідність обмеження складності алгоритмів/перехід у більш “економний” режим.

Кожен індикатор подається у нечіткий вигляд через функції належності, що відображають лінгвістичні терми (наприклад, “низький/середній/високий запас”, “низький/високий ризик”). Активація правил виконується за схемою Мамдані з використанням операторів min–max. Для  $j$ -го правила бази знань ступінь його активації визначається як:  $\alpha_j = \min \{ \mu_{\Delta}^{(j)}(\hat{\Delta}), \mu_p^{(j)}(p), \mu_v^{(j)}(\bar{v}_{\Delta}), \mu_k^{(j)}(k), \mu_{\ell}^{(j)}(\ell) \}$ . Агрегація правил (оператор Мамдані) виконується за формулою:

$$\mu_{out}(z) = \max_j (\min \{ \alpha_j, \mu_u^{(j)}(z) \}), \quad (9)$$

де  $\mu_{\Delta}^{(j)}(\hat{\Delta}), \mu_p^{(j)}(p), \mu_v^{(j)}(\bar{v}_{\Delta}), \mu_k^{(j)}(k), \mu_{\ell}^{(j)}(\ell)$  – функції належності вхідних індикаторів для  $j$ -го правила,  $\mu_u^{(j)}(z)$  – функція належності вихідного терма (“низьке”, “середнє”, “високе втручання”), оператор  $\min$  реалізує кон'юнкцію умов правила та імплікацію Мамдані (об-

різання вихідної функції належності на рівні  $\alpha_j$ ), а оператор  $\max_j$  виконує агрегацію внесків усіх активованих правил у результуючу нечітку множину  $\mu_{out}(z)$ . Вихідна змінна  $z$  інтерпретується як ступінь рекомендованої інтенсивності адаптивного втручання.

Для ілюстрації структури бази знань наведемо типові правила нечіткого виводу, що демонструють використання індикатора темпу зменшення запасу безпечності  $\bar{v}_\Delta(t)$ :

1. Якщо прогнозований запас безпечності Низький і темп зменшення запасу Високий, то інтенсивність втручання Висока.
2. Якщо прогнозований запас Середній, ризик Високий і темп зменшення запасу Високий, то інтенсивність втручання Висока.
3. Якщо прогнозований запас Високий, ризик Низький і темп зменшення запасу Низький, то інтенсивність втручання Низька.
4. Якщо ресурсні обмеження Високі і ризик Високий, то інтенсивність втручання Середня або Висока залежно від пріоритету безпечності.

Наведені правила відображають компроміс між наближенням до критичної межі, швидкістю деградації стану, рівнем ризику та ресурсними обмеженнями і підтверджують використання індикатора темпу зміни запасу в процедурі прийняття рішення.

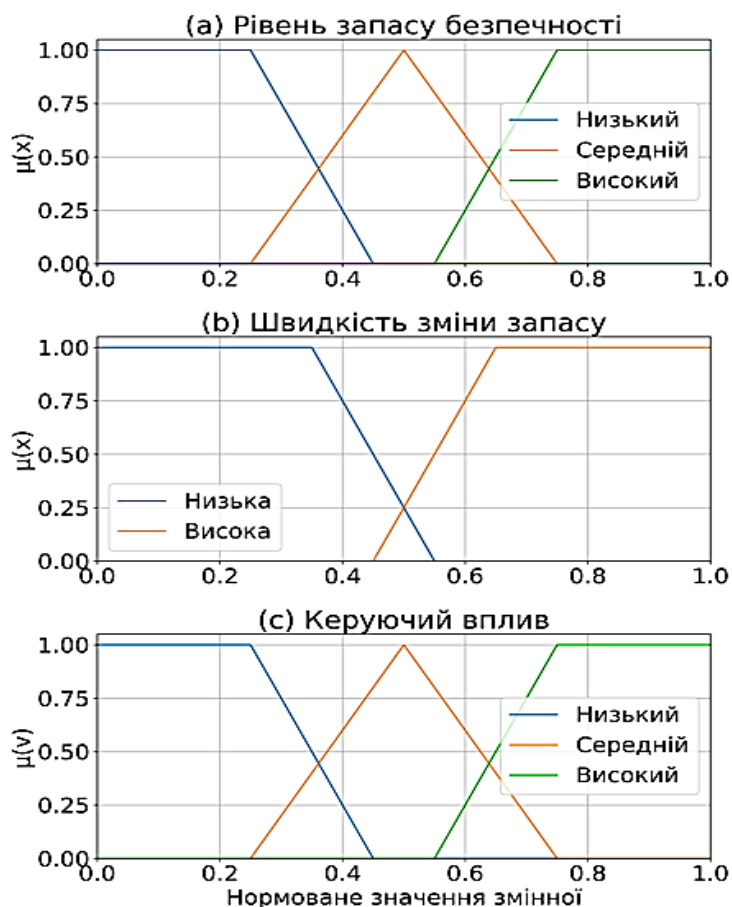


Рис. 2. Функції належності нечіткого регулятора для формування керуючого впливу  
Джерело: розроблено авторами.

На рис. 2 подано графіки функцій належності, що використовуються в нечіткому регуляторі адаптивного керування. Зокрема, у підпису (а) наведено функції належності для лінгвістичної змінної «Рівень прогнозованого запасу безпечності», представлені термами Низький, Середній і Високий, які відображають ступінь наближення системи

до критичної межі на горизонті прогнозування. У підрисунку (b) показано функції належності змінної «Темп зміни запасу безпечності», що відповідає нормованому темпу зміни запасу  $\bar{v}_\Delta(t)$ , який отримують з  $v_\Delta(t) = \Delta(t) - \Delta(t - 1)$  шляхом лінійного нормування до  $[0;1]$ . Під час нормування шкали  $\bar{v}_\Delta(t)$  значення, близькі до 1, відповідають більш інтенсивному зменшенню запасу безпечності (швидшому наближенню до критичної межі), тоді як значення, близькі до 0, відповідають менш інтенсивному його зменшенню. Лінгвістичні терми Низький та Високий характеризують відповідно повільне або швидке зменшення запасу безпечності, тобто інтенсивність наближення системи до небезпечної області. У підрисунку (c) наведено функції належності вихідної змінної «Інтенсивність адаптивного втручання», представлені термами Низький, Середній і Високий, які визначають рівень модифікації режиму роботи автопілота. Використання трикутних і трапецієподібних функцій забезпечує плавне перекриття термів та безперервність переходів між лінгвістичними значеннями, що сприяє стабільності процесу нечіткого виводу та формуванню керуючого сигналу на основі узгодженої оцінки прогнозованого стану системи та темпу його зміни

Для отримання числового значення інтенсивності втручання використано дефазифікацію методом центру ваги, що забезпечує гладкість і відсутність стрибків у керуючих впливах. Дефазифікація:

$$u(t) = \frac{\int z \mu_{out}(z) dz}{\int \mu_{out}(z) dz}, \quad (10)$$

де  $u(t) \in [0,1]$  – числова оцінка інтенсивності адаптивного втручання;

$\mu_{out}(z)$  – агрегована вихідна функція належності [12, 14, 20].

Отримане  $u(t)$  використовується в механізмі  $\Phi(\cdot)$  для корекції режиму роботи автопілота.

Отримане значення  $u(t)$  визначає ступінь модифікації параметрів або режимів роботи базового контуру керування без його повної перебудови. Залежно від величини  $u(t)$  може здійснюватися масштабування коефіцієнтів регулятора, обмеження керуючих сигналів або перехід до більш захищеного режиму функціонування. Плавний характер зміни  $u(t)$  забезпечує відсутність різких перехідних процесів і зменшує ризик додаткових коливань у системі. Таким чином, дефазифікований коефіцієнт втручання реалізує метарівневу адаптацію керування, узгоджуючи вимоги безпечності, стійкості та ресурсної ефективності.

На рис. 3 подано послідовність дій, що виконуються системою підтримки прийняття рішень на кожному дискретному кроці керування. Процедура починається зі зчитування телеметрії та обчислення інтегральної оцінки гарантоздатності й відповідного запасу безпечності [11]. Далі формується прогноз зміни запасу на заданому горизонті та оцінюється ризик переходу до небезпечної області. Отримані величини разом з індикаторами збурень і ресурсних обмежень об'єднуються у вектор стану прийняття рішень. На основі перевірки граничних умов (прогнозоване зменшення запасу або перевищення порогу ризику) визначається необхідність ініціації захищеного режиму. Після цього виконується нечітке виведення, результатом якого є інтенсивність адаптивного втручання. Сформована інтенсивність використовується для модифікації режиму роботи автопілота, після чого керування подається на об'єкт і алгоритм переходить до наступного кроку. Таким чином, рисунок відображає повний цикл прийняття рішення в СППР та демонструє, як прогноз і ризик впливають на адаптацію режимів керування в реальному часі.



Рис. 3. Блок-схема алгоритму прийняття рішення СППР гарантоздатності (крок  $t$ )  
Джерело: розроблено авторами.

Однак саме по собі формування інтенсивності втручання потребує узгодження між вимогами безпеки та обмеженнями ресурсів і динаміки системи [14; 20; 22]. Надмірно агресивна адаптація може призвести до зростання енерговитрат або погіршення якості керування, тоді як недостатня реакція підвищує ризик переходу до небезпечного режиму. Тому вибір параметра адаптації доцільно формалізувати через узагальнений критерій раціональності, що відображає компроміс між безпекою та “вартістю” втручання.

**Функціонал раціональності (Модель 4)**

Щоб узгодити безпеку і “ціну” адаптації, доцільно оцінювати рішення через узагальнений функціонал, який відображає компроміс між ризиком небезпечного режиму, енерговитратами та плавністю керування [10, 12, 14]:

$$J = \lambda_1 P_{unsafe} + \lambda_2 J_u + \lambda_3 J_{\Delta u}, \tag{11}$$

де  $P_{unsafe}$  – узагальнена міра небезпечності (може бути ототожнена з ризиком або ймовірністю виходу за межу);

$J_u$  – міра “вартості” втручання (наприклад, додаткові енерговитрати чи втрати ефективності місії, пов’язані з переходом у більш захищений режим);

$J_{\Delta u}$  – міра зміни інтенсивності втручання в часі (штраф за різкі коливання  $u(t)$ );

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 > 0$  – ваги критеріїв, що задають пріоритети.

Мінімізація цього функціоналу інтерпретує прийняття рішень як компроміс між “бути безпечним” і “не втручатися зайвий раз”. Функціонал (11) використовується як інтерпретаційний критерій для налаштування правил і ваг; безпосередньо онлайн-мінімізація не виконується”.

**Марковська модель прийняття рішень (Модель 5)**

Для надання моделі строгого оптимізаційного змісту процес прийняття рішень можна трактувати як марковський процес: стан визначається набором індикаторів, а дія – рівнем інтенсивності втручання [8]. Така інтерпретація дозволяє розглядати нечіткий регулятор як практичну апроксимацію політики оптимального керування.

$$S_t = \{\Delta, p, k, \ell\}, A_t = u(t), \quad (12)$$

де  $S_t$  – стан у момент  $t$ , який включає індикатори запасу, ризику, інтенсивності впливів та ресурсних обмежень;

$A_t$  – дія, що задається вибраною інтенсивністю втручання  $u(t)$ .

Для спрощення запису стан MDP подано в редукованому вигляді; за потреби він розширюється до  $s(t) = \langle \hat{\Delta}(t+H), \bar{v}_\Delta(t), k(t), \ell(t), p(t) \rangle$ , що узгоджується з (8).

Оцінку якості вибраної дії задає функція миттєвих втрат, яка штрафує небезпечні стани, підвищений ризик та надмірну інтенсивність втручання. Функція вартості [20, 22]:

$$c(S_t, A_t) = \Delta^-(t) + \eta u^2(t) + \beta p(t), \quad (13)$$

де  $\Delta^-(t) = \max\{0, -\Delta(t)\}$  – “негативна частина” запасу безпечності, яка дорівнює нулю в допустимій області та зростає при порушенні гарантоздатності;

$\eta > 0$  – коефіцієнт штрафу за надмірну інтенсивність втручання;

$\beta > 0$  – коефіцієнт ваги ризику.

Така форма забезпечує прагнення уникати небезпечних режимів і підвищеного ризику, водночас не допускаючи зайвих або різких втручань. Індикатори  $k(t)$  та  $\ell(t)$  впливають на функцію вартості опосередковано через формування інтенсивності втручання  $u(t)$  у межах політики прийняття рішень.

Оптимальна політика визначається як така, що мінімізує очікувану сумарну (дисконтовану) величину втрат у часі. Оптимальна політика:

$$\pi^* = \arg \min_{\pi} E_{\pi} [\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t c(S_t, A_t)], \quad (14)$$

де  $\pi^*$  – оптимальна політика вибору інтенсивності втручання,  $\gamma \in (0,1)$  – коефіцієнт дисконтування майбутніх втрат,  $E_{\pi}[\cdot]$  – математичне сподівання за траєкторіями системи, індукованими політикою  $\pi$ , з урахуванням стохастичних збурень [8; 12; 14]. У цій інтерпретації нечітка СППР розглядається як практично реалізована апроксимація оптимальної політики без явного розв’язання рівняння Беллмана через обмеження реального часу.

**Модель робастності (Модель 6)**

Для кількісного порівняння стійкості системи до зовнішніх впливів вводиться узагальнений коефіцієнт робастності, який характеризує, який накопичений додатний запас безпечності забезпечується на одиницю інтенсивності збурень:

$$K_{rob} = \frac{\sum_{t=t_0}^{t_1} \max(0, \Delta(t))}{\sum_{t=t_0}^{t_1} \|w(t)\|}, \quad (15)$$

де сумування виконується за скінченний інтервал моделювання  $[t_0, t_1]$ ,  $K_{rob}$  – коефіцієнт робастності,  $\sum_{t=t_0}^{t_1} \max(0, \Delta(t))$  – сумарний додатний запас безпечності за інтервал спостереження,  $\sum_{t=t_0}^{t_1} \|w(t)\|$  – сумарна інтенсивність збурень за той самий інтервал (норма вектора зовнішніх впливів) [12; 20; 22]. Використання додатної частини запасу безпечності дозволяє враховувати лише перебування системи в допустимій області, не “нагороджуючи” модель за від’ємні значення  $\Delta(t)$ . Чим більший  $K_{rob}$ , тим ефективніше

система зберігає запас безпечності за наявності зовнішніх збурень та деградації. У числовому експерименті  $w(t)$  нормується до безрозмірної шкали  $[0;1]$  як агрегований індекс інтенсивності збурень, що враховує зовнішні аеродинамічні впливи та деградацію тяги.

**Формалізація безпечної множини та умова інваріантності**

Щоб сформулювати вимогу безпечності у строгому математичному вигляді, визначимо множину допустимих станів, у межах якої гарантоздатність не нижча за критичний рівень [12; 14; 20]. Для строгого визначення області допустимого функціонування введемо безпечну множину станів:

$$\Omega_{safe} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid G(x) \geq G_{crit}\}, \tag{16}$$

де  $\Omega_{safe} \subset \mathbb{R}^n$  – безпечна множина станів,  $G(x)$  – значення інтегрального показника для конкретного стану  $x$ . Геометрично це надрівнева множина, яка відокремлює допустимі стани від небезпечних. Множина  $\Omega_{safe}$  визначає всі стани БПЛА, для яких інтегральний показник гарантоздатності не нижчий за критичний рівень. Геометрично це надрівнева множина функції  $G(x)$ , що розділяє простір станів на: допустиму область  $G(x) \geq G_{crit}$ , небезпечну область  $G(x) < G_{crit}$ .

Оскільки запас безпечності визначено як різницю між поточною оцінкою та критичним порогом, умова належності до безпечної множини еквівалентно переписується через знак запасу:

$$x(t) \in \Omega_{safe} \Leftrightarrow \Delta(t) \geq 0, \tag{17}$$

Цей запис зручний для алгоритмічної перевірки: СППР контролює не лише сам показник, а саме знак і динаміку запасу безпечності.

Інваріантність безпечної множини означає, що якщо система перебуває в допустимій області, то після наступного кроку вона не повинна її покинути. Множина  $\Omega_{safe}$  називається інваріантною, якщо  $x(t) \in \Omega_{safe} \Rightarrow x(t + 1) \in \Omega_{safe}$ . З урахуванням (4) це еквівалентно умові:

$$\Delta(t) \geq 0 \Rightarrow \Delta(t + 1) \geq 0, \tag{18}$$

Таким чином, задача СППР зводиться до вибору інтенсивності втручання так, щоб зберігати невід’ємність запасу на наступному кроці, попри збурення та деградацію.



Рис. 4. Геометрична інтерпретація множини безпечних станів  $\Omega_{safe}$  та запасу безпечності  $\Delta$

Джерело: розроблено авторами.

На рис. 4 подано концептуальну інтерпретацію множини допустимих станів системи  $\Omega_{safe}$ , яка визначається умовою  $G(x) \geq G_{crit}$ . Межа  $G = G_{crit}$  відокремлює безпечну область від небезпечної, у якій порушується гарантоздатність системи. Траєкторія стану  $x(t)$  розташована всередині області  $\Omega_{safe}$ , що ілюструє виконання умови інваріантності.

Запас безпечності  $\Delta(t)$  інтерпретується як відстань від поточного стану до критичної межі. Умова  $\Delta(t) \geq 0$  забезпечує збереження безпечного режиму функціонування, тоді як перетин межі відповідає переходу до небезпечної області.

Геометрична інтерпретація дозволяє інтуїтивно пояснити умову інваріантності, проте для побудови алгоритму керування необхідно отримати аналітичний зв'язок між зміною стану системи та еволюцією інтегрального показника гарантоздатності. Зокрема, важливо формалізувати, як малий приріст стану за один дискретний крок впливає на значення функціонала  $G(x)$ . Це дає змогу перейти від геометричної інтерпретації до диференціально-аналітичної оцінки зміни запасу безпечності.

### Редукована модель динаміки гарантоздатності

Для аналітичного зв'язку між динамікою об'єкта та інтегральним показником гарантоздатності використовується наближення першого порядку, яке показує, як малі зміни стану за один крок впливають на значення інтегральної оцінки [12; 14; 20]. Оскільки  $G(x)$  є функцією стану, а стан змінюється за (1), приріст інтегрального показника можна наближено оцінити через перший член розкладу Тейлора:

$$G(t+1) \approx G(t) + \nabla G(x(t))^T (x(t+1) - x(t)), \quad (19)$$

де  $\nabla G(x(t))$  – градієнт функції гарантоздатності за станом (вектор чутливості показника до змін компонент стану), а символ  $(\cdot)^T$  означає транспонування. Підставляючи (1), отримуємо:  $G(t+1) \approx G(t) + \nabla G(x(t))^T (f(x(t), u_c^*(t), w(t)) - x(t))$ . З урахуванням механізму адаптивного втручання  $u_c^*(t) = \Phi(u_c(t), u(t))$ , отримуємо:

$$G(t+1) \approx G(t) + \nabla G(x(t))^T (f(x(t), \Phi(u_c(t), u(t)), w(t)) - x(t)), \quad (20)$$

Цей запис робить явним канал впливу СППР: інтенсивність втручання змінює керування, а керування – траєкторію станів  $i$ , відповідно, еволюцію інтегральної оцінки гарантоздатності [20-22]. Рівняння показує: як адаптивний коефіцієнт  $u(t)$  впливає на еволюцію гарантоздатності, а також, що СППР впливає не безпосередньо на стан, а через зміну структури керування.

Аналогічний зв'язок зручно переписати через запас безпечності, оскільки  $\Delta(t) = G(t) - G_{crit}$ , то:

$$\Delta(t+1) \approx \Delta(t) + \nabla G(x(t))^T (f(x(t), \Phi(u_c(t), u(t)), w(t)) - x(t)), \quad (21)$$

Це є редукована модель динаміки гарантоздатності. Редукована модель еволюції запасу безпечності дозволяє інтерпретувати ціль СППР як підтримання невід'ємного запасу на кожному кроці, навіть за наявності стохастичних збурень.

### Теоретичне твердження про стохастичну інваріантність

Якщо існує стратегія керування  $u(t)$ , для якої  $E[\Delta(t+1) | x(t)] \geq 0 \forall x(t) \in \Omega_{safe}$ , то це означає відсутність негативного середнього дрейфу запасу безпечності та є практичним критерієм утримання траєкторії поблизу  $\Omega_{safe}$ . Водночас така умова не задає строгих імовірнісних гарантій типу  $P(\Delta(t+1) \geq 0 | x(t) \geq \Omega_{safe}) = 1$  або  $P(\Delta(t+1) \geq 0) \geq 1 - \varepsilon$ , оскільки для цього необхідні додаткові припущення щодо розподілу та обмеженості збурень  $w(t)$ , похибок вимірювання та можливих деградацій або атак.

Таким чином, зазначена умова інтерпретується як критерій відсутності систематичного зниження запасу безпечності, але не як абсолютна гарантія перебування системи в допустимій області на кожному кроці. СППР, що формує інтенсивність втручання  $u(t)$  за нечіткою моделлю (8–10), реалізує практичну стратегію зменшення частоти та глибини порушень допустимої області і може інтерпретуватися як апроксимація політики мінімізації ризику втрати гарантоздатності.

Для прикладної верифікації цієї властивості у числовому експерименті додатково аналізуються частка часу перебування в небезпечній області та мінімальне значення  $\Delta(t)$  на траєкторії.

### Числовий експеримент

Для перевірки гарантоздатності запропонованої моделі прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності було проведено імітаційне моделювання квадрокоптера в умовах комбінованого негативного впливу. Метою експерименту було оцінити здатність СППР підтримувати запас безпечності, знижувати ризик втрати гарантоздатності та підвищувати робастність системи порівняно з базовим автопілотом.

Моделювання виконувалося в дискретному часі з урахуванням зовнішніх збурень, параметричних невизначеностей та обмежень виконавчих органів, що дозволило відтворити реалістичні умови функціонування системи [17-18]. Порівняльний аналіз динаміки запасу безпечності, інтегрального показника гарантоздатності та рівня ризику дав змогу кількісно оцінити ефективність запропонованого механізму адаптивного втручання.

Моделювання виконано за таких параметрів: горизонт прогнозування  $H = 10$  кроків, крок дискретизації  $T_s = 0,05$  с, сценарій збурення: імпульсне зовнішнє аеродинамічне збурення та деградація тяги одного двигуна на 20%.

Вибір горизонту прогнозування  $H$  забезпечує випереджувальну оцінку зміни запасу безпечності, тоді як крок дискретизації відповідає типовим параметрам цифрових контролів керування БПЛА. Деградація двигуна моделює часткову відмову виконавчого органу, що є типовим критичним сценарієм. Експеримент проведено для двох випадків:

1. Базовий автопілот без СППР;
2. Автопілот з інтегрованою СППР гарантоздатності.

Ключовим показником аналізу є запас безпечності  $\Delta(t) = G(t) - G_{crit}$ , який визначає відстань інтегрального показника гарантоздатності до критичної межі. У випадку базового автопілота спостерігається монотонне зменшення запасу безпечності під дією збурень. Через 4,8 с після виникнення деградації двигуна виконується умова  $\Delta(t) \rightarrow 0$ , що означає досягнення граничного стану та наближення системи до небезпечної області.

У випадку використання СППР адаптивний коефіцієнт втручання  $u(t)$  коригує параметри автопілота таким чином, що  $\Delta(t) > 0$  зберігається протягом усього інтервалу моделювання. Це узгоджується з критерієм стохастичної інваріантності в сенсі відсутності негативного дрейфу запасу безпечності та емпірично демонструє тенденцію до збереження траєкторії в області  $\Omega_{safe}$  у розглянутому сценарії моделювання. Отже, введення метарівня керування дозволяє підтримувати позитивний запас безпечності навіть за наявності деградаційних процесів. На основі прогнозної моделі визначається ймовірність переходу до небезпечної області:  $p(t) = \frac{1}{1 + e^{-k_p(\theta - \hat{\Delta}(t+H))}}$ . Оцінка  $p(t)$  використовується як індикатор наближення системи до критичної межі та визначає необхідну інтенсивність адаптивного втручання на наступному кроці керування [11]. Зі зменшенням прогнозованого запасу  $\hat{\Delta}(t+H)$  значення ймовірності зростає нелінійно, що забезпечує випереджальну реакцію СППР ще до фактичного порушення умови інваріантності. Таким чином, поєднання прогнозної оцінки та логістичної моделі ризику формує механізм превентивного керування, спрямований на збереження гарантоздатності в умовах невизначеності та збурень.

Максимальні значення ризику в експерименті становили: без СППР:  $p_{max} = 0,81$ , із СППР:  $p_{max} = 0,32$ . Таким чином, використання СППР забезпечує зниження пікового ризику приблизно на 60%. Це означає, що система не лише підтримує позитивний запас безпечності, а й істотно зменшує ймовірність його втрати в майбутньому горизонті прогнозування.

На графіку (рис. 5) відображено зміну запасу безпечності  $\Delta(t)$  у часі для двох режимів керування: базового автопілота та автопілота з системою підтримки прийняття рішень (СППР). Базовий автопілот демонструє монотонне зменшення запасу безпечності

з переходом у критичну область ( $\Delta < 0$ ) після 5 с, що свідчить про втрату гарантоздатності. Автопілот із СППР підтримує  $\Delta(t)$  у додатній області протягом усього інтервалу моделювання, демонструючи адаптивну стабілізацію системи та уникнення перетину критичної межі ( $\Delta = 0$ ).

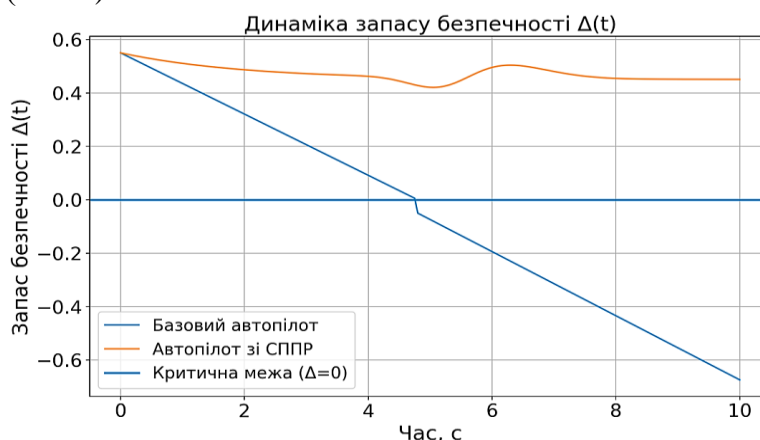


Рис. 5. Динаміка запасу безпечності  $\Delta(t)$  для базового автопілота та автопілота із СППР  
Джерело: розроблено авторами.

Графік на рис. 6 ілюструє часову зміну інтегральної оцінки ризику  $p(t)$  у двох режимах функціонування системи керування. Для базового автопілота спостерігається стрімке зростання ризику в інтервалі 4–6 с з досягненням пікового значення  $p_{max} = 0.81$ , що свідчить про перехід системи до зони високої ймовірності втрати керованості або порушення умов безпечного функціонування. Після піку ризик зменшується, однак залишається на підвищеному рівні порівняно з початковим станом. У випадку автопілота із СППР крива ризику має згладжений характер, а максимальне значення становить  $p_{max} = 0.32$ , що більш ніж у 2,5 рази менше порівняно з базовим автопілотом і свідчить про ефективне обмеження розвитку критичного стану на ранній стадії. Таким чином, впровадження СППР забезпечує не лише зменшення пікового значення ризику, а й зниження швидкості його наростання, що підвищує загальну стійкість та гарантоздатність системи управління.

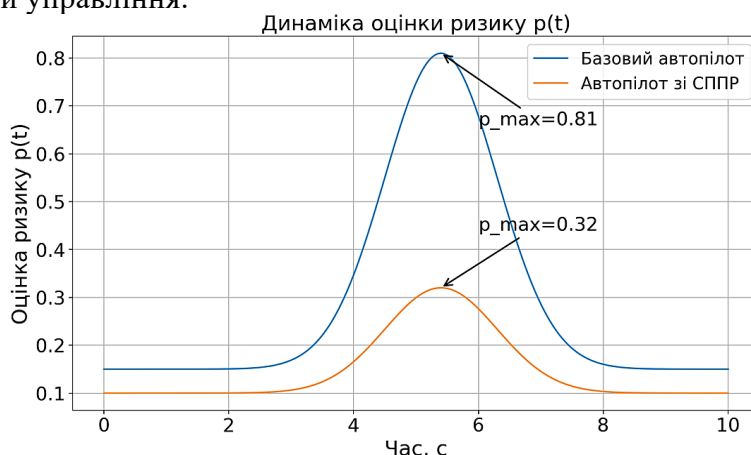


Рис. 6. Динаміка оцінки ризику  $p(t)$  для базового автопілота та автопілота з СППР  
Джерело: розроблено авторами.

Для кількісної оцінки здатності системи протистояти збуренням використано коефіцієнт робастності ( $K_{rob} = \frac{\sum_{t=t_0}^{t_1} \max(0, \Delta(t))}{\sum_{t=t_0}^{t_1} \|w(t)\|}$ ), отримані значення:  $K_{rob}^{base} = 1,42$ ,  $K_{rob}^{adaptive} = 2,37$ . Зростання коефіцієнта робастності на 67 % означає, що адаптивна модель ефектніше компенсує вплив зовнішніх збурень та часткових відмов, забезпечуючи більший

запас безпечності на одиницю збурення [18]. Таким чином, показник  $K_{rob}$  характеризує співвідношення накопиченого позитивного запасу безпечності до сумарної інтенсивності збурень за період моделювання та відображає здатність системи компенсувати їх вплив. Порівняння  $K_{rob}^{base}$  і  $K_{rob}^{adaptive}$  показує, що адаптивна модель формує більший інтегральний запас безпечності за однакових умов збурення. Це підтверджує підвищення стійкості та ефективності СППР у забезпеченні гарантоздатності.

Запропонована модель принципово відрізняється від класичних підходів fault-tolerant control (FTC), у яких адаптація здійснюється безпосередньо на рівні закону керування шляхом компенсації відмов або переналаштування параметрів регулятора. На відміну від таких схем, розроблена система функціонує на метарівні керування, не замінюючи базовий автопілот, а впливаючи на його структуру та параметри через коефіцієнт адаптивного втручання, що визначає інтенсивність модифікації режиму роботи [11]. Такий підхід дозволяє відокремити контур стабілізації від контуру оцінювання гарантоздатності та забезпечити більш гнучке керування в умовах невизначеності.

Модель інтегрує прогноз запасу безпечності на ковзному горизонті та ймовірнісну оцінку ризику переходу до небезпечної області, що забезпечує випереджувальний характер прийняття рішень. На основі цих величин формується багатокритеріальний вектор стану, який обробляється нечіткою системою правил, що дозволяє враховувати суперечливі фактори – ризик, ресурсні обмеження, інтенсивність збурень та динамічні характеристики об'єкта. Додатково модель має інтерпретацію у вигляді марковського процесу прийняття рішень, що надає їй строгого оптимізаційного змісту та дозволяє трактувати нечіткий регулятор як апроксимацію оптимальної політики мінімізації очікуваних втрат.

Важливою особливістю є формалізація безпечної множини станів через інтегральний показник гарантоздатності та встановлення умови її стохастичної інваріантності, що переводить задачу підтримки гарантоздатності з евристичної площини у строгий математичний контекст. Крім того, введено редуковану модель еволюції гарантоздатності, яка пов'язує нелінійну динаміку об'єкта з інтегральною оцінкою якості функціонування та дозволяє аналітично досліджувати вплив адаптивного втручання на зміну запасу безпечності.

Таким чином, уперше отримано інтегровану математичну модель прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності управління БПЛА, яка поєднує прогнозування, ризик-орієнтовану оцінку, багатокритеріальну нечітку логіку та адаптивне метакерування в єдину формалізовану структуру, що має як теоретичне, так і прикладне обґрунтування.

Отримані результати підтверджують доцільність переходу від локальних порогових механізмів і суто компенсаційних схем відмовостійкого керування до формалізованої моделі прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності, що працює на метарівні [17-18]. Запропонований підхід не замінює базовий автопілот і не втручається безпосередньо в низькорівневий закон стабілізації, а керує інтенсивністю адаптивної модифікації режиму функціонування [11]. Це дає змогу відокремити контур стабілізації від контуру оцінювання гарантоздатності, уникати різких перемикачів і зменшувати ризик коливань керуючих впливів.

Ключовою перевагою моделі є введення інтегральної оцінки гарантоздатності та запасу безпечності як узагальненого індикатора наближення до критичної межі. На відміну від підходів, орієнтованих на окремі параметри або одиничні симптоми відмов, такий індикатор забезпечує узгоджене трактування критичності в багатовимірному просторі станів і прямо пов'язує рішення системи підтримки з межею допустимого функціонування. Формалізація безпечної області та умови її збереження підвищує строгість підходу і переводить задачу підтримки гарантоздатності з евристичної площини у керовану й відтворювану процедуру.

Суттєвою відмінністю від класичних схем є інтеграція прогностичної інформації у прийняття рішень. Це забезпечує випереджувальний характер реагування та зменшує ймовірність запізнилих втручань. Перехід від прогностичних оцінок до ризик-орієнтованої інтерпретації робить модель придатною для роботи в умовах стохастичних збурень і неповноти даних. Нечітка багатокритеріальна процедура дозволяє узгоджувати суперечливі фактори – безпечність, ресурсні обмеження, інтенсивність збурень і динамічні характеристики об'єкта – та формувати плавні керуючі дії без «жорстких» порогів.

Імітаційний експеримент у сценарії зовнішнього збурення та часткової деградації двигуна показав, що без системи підтримки запас безпечності швидко зменшується до граничного рівня, тоді як із системою підтримки він зберігається в допустимій області протягом усього інтервалу моделювання. Одночасно суттєво знижується пікова оцінка ризику та підвищується робастність до збурень, що узгоджується з ідеєю метарівневої адаптації та випереджувального прийняття рішень.

Разом з тим практичне впровадження підходу потребує калібрування параметрів моделі, вагових коефіцієнтів та налаштувань нечітких правил для конкретного типу БПЛА і умов експлуатації, а також деталізації структури збурень із розділенням фізичних відмов, деградацій і кібернетичних впливів для підвищення інтерпретованості прийнятих рішень.

**Висновки.** У статті розроблено формалізовану модель прийняття рішень у системі підтримки гарантоздатності управління безпілотних літальних апаратів, орієнтовану на роботу в умовах збурень, деградаційних процесів, ресурсних обмежень і потенційних кібернетичних впливів. Запропоновано узагальнений показник оцінювання гарантоздатності та індикатор наближення до критичної межі, що дає змогу перейти від багатовимірного опису стану до керованої скалярної оцінки й формалізувати межу безпечної експлуатації. Запропоновано випереджувальну логіку реагування на основі прогностичних індикаторів і ризик-орієнтованої оцінки, а також багатокритеріальне формування інтенсивності адаптивного втручання на основі нечіткої логіки, що забезпечує плавність керуючих дій і зменшує ймовірність надмірних або запізнилих втручань.

Результати імітаційного моделювання підтвердили, що використання системи підтримки дозволяє утримувати систему в допустимій області функціонування за комбінованого негативного впливу, знижує ризик втрати гарантоздатності та підвищує робастність до збурень порівняно з базовим режимом керування. Це підтверджує ефективність метарівневого підходу, у якому рішення формується не шляхом прямої заміни закону керування, а через адаптивну зміну режиму функціонування автопілота.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на автоматизоване налаштування параметрів і правил моделі за експериментальними даними, розширення складу індикаторів за рахунок кібернетичних ознак і телеметрії каналів зв'язку, а також на валідацію підходу в апаратно-програмних експериментах і стендових режимах, наближених до реальних умов польоту, з оцінюванням стійкості та якості виконання місії під час адаптивних втручань.

### Список використаних джерел

1. Thanaraj, T., Low, K., & Ng, B. F. (2023). Actuator fault detection and isolation on multi-rotor UAV using extreme learning neuro-fuzzy systems. *ISA Transactions*, 138, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2023.02.026>.
2. Li, C., Zhao, W., Zhao, L., et al. (2024). Application of fuzzy logic control theory combined with target tracking algorithm in unmanned aerial vehicle target tracking. *Scientific Reports*, 14, Article 18506. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-58140-5>.
3. Assefa, D., Gedefaw, E., Abdissa, C., & Negash, L. (2025). Adaptive neuro-fuzzy inference system-based sliding mode control in the presence of external disturbances and parameter variation for quadcopter UAV. *Engineering Reports*, 7, e70417. <https://doi.org/10.1002/eng2.70417>.

4. Giral, F., Gómez, I., Vinuesa, R., & Le Clainche, S. (2024). Transformer-based fault-tolerant control for fixed-wing UAVs using knowledge distillation and in-context adaptation. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2411.02975>.
5. Alsaade, F., Al-Zahrani, M., & Alsaadi, F. E. (2025). Ensuring UAV safety: A deep learning-based fault-tolerant approach with control barrier functions. *Chaos, Solitons & Fractals*, 200, 117039. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2025.117039>.
6. Gao, F. (2025). A novel unmanned aerial vehicles task allocation approach based on the intuitionistic fuzzy multi-criteria bilateral matching-based decision-making method. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 162, 112669. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112669>.
7. Arapoglou, F., Zacharia, P., & Papoutsidakis, M. (2025). Intelligent counter-UAV threat detection using hierarchical fuzzy decision-making and sensor fusion. *Sensors*, 25(19), 6091. <https://doi.org/10.3390/s25196091>.
8. 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.
9. Boubakir, A., Souanef, T., Labiod, S., & Whidborne, J. F. (2024). A robust adaptive PID-like controller for quadrotor unmanned aerial vehicle systems. *Aerospace*, 11(12), 980. <https://doi.org/10.3390/aerospace11120980>.
10. Safa, N. (2025). A survey of decentralized fault-tolerant control systems. *Academic Journal of Electrical and Computer Engineering*, 1, 51–60. <https://doi.org/10.31272/ajece.25>.
11. 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.
12. Imran, I. H., Alyazidi, N. M., Eltayeb, A., & Ahmed, G. (2024). Robust adaptive fault-tolerant control of quadrotor unmanned aerial vehicles. *Mathematics*, 12(11), 1767. <https://doi.org/10.3390/math12111767>.
13. 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.
14. Wang, W., Chen, Y., Ren, Z., & Liu, H. (2025). Two-step robust fault-tolerant controller design based on nonlinear extended state observer (NESO) for unmanned aerial vehicles (UAVs) with actuator faults and disturbances. *Drones*, 9(3), 183. <https://doi.org/10.3390/drones9030183>.
15. Komiyama, S., Uchiyama, K., & Masuda, K. (2025). Combined robust control for quadrotor UAV using model predictive control and super-twisting algorithm. *Drones*, 9(8), 576. <https://doi.org/10.3390/drones9080576>.
16. Костюк, Ю., Складанний, 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>.
17. Majid, A. R. A., & Aouaichia, A. (2025). Intelligent active disturbance rejection controller based on adaptive neuro fuzzy inference system for the quadrotor system. *Discover Robotics*, 1, 8. <https://doi.org/10.1007/s44430-025-00009-x>.
18. Yang, H., Qu, Q., Li, W., Chen, X., & Xie, M. (2025). Robust tracking of quadrotor unmanned aerial vehicles based on a linear active disturbance rejection framework. *IFAC-PapersOnLine*, 59, 495–500. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.11.682>.
19. 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>.
20. Hu, X., Wang, B., Shen, Y., Fu, Y., & Li, N. (2023). Disturbance observer-enhanced adaptive fault-tolerant control of a quadrotor UAV against actuator faults and disturbances. *Drones*, 7(8), 541. <https://doi.org/10.3390/drones7080541>.
21. Skladannyi, P., Kostiuk, Y., Sokolov, V., & Khorolska, K. (2026). Network traffic analysis and management. In A. L. Agbotiname et al. (Eds.), *Handbook of cybersecurity challenges and solutions for emerging technologies* (pp. 148–172). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003640790-9>.

22. Madebo, M., Abdissa, C., Negash, L., & Negash, D. (2024). Robust tracking control for quadrotor UAV with external disturbances and uncertainties using neural network-based MRAC. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3374894>.

### References

1. Thanaraj, T., Low, K., & Ng, B. F. (2023). Actuator fault detection and isolation on multi-rotor UAV using extreme learning neuro-fuzzy systems. *ISA Transactions*, 138, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2023.02.026>.
2. Li, C., Zhao, W., Zhao, L., et al. (2024). Application of fuzzy logic control theory combined with target tracking algorithm in unmanned aerial vehicle target tracking. *Scientific Reports*, 14, Article 18506. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-58140-5>.
3. Assefa, D., Gedefaw, E., Abdissa, C., & Negash, L. (2025). Adaptive neuro-fuzzy inference system-based sliding mode control in the presence of external disturbances and parameter variation for quadcopter UAV. *Engineering Reports*, 7, e70417. <https://doi.org/10.1002/eng2.70417>.
4. Giral, F., Gómez, I., Vinuesa, R., & Le Clainche, S. (2024). Transformer-based fault-tolerant control for fixed-wing UAVs using knowledge distillation and in-context adaptation. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2411.02975>.
5. Alsaade, F., Al-Zahrani, M., & Alsaadi, F. E. (2025). Ensuring UAV safety: A deep learning-based fault-tolerant approach with control barrier functions. *Chaos, Solitons & Fractals*, 200, 117039. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2025.117039>.
6. Gao, F. (2025). A novel unmanned aerial vehicles task allocation approach based on the intuitionistic fuzzy multi-criteria bilateral matching-based decision-making method. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 162, 112669. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112669>.
7. Arapoglou, F., Zacharia, P., & Papoutsidakis, M. (2025). Intelligent counter-UAV threat detection using hierarchical fuzzy decision-making and sensor fusion. *Sensors*, 25(19), 6091. <https://doi.org/10.3390/s25196091>.
8. 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.
9. Boubakir, A., Souanef, T., Labiod, S., & Whidborne, J. F. (2024). A robust adaptive PID-like controller for quadrotor unmanned aerial vehicle systems. *Aerospace*, 11(12), 980. <https://doi.org/10.3390/aerospace11120980>.
10. Safa, N. (2025). A survey of decentralized fault-tolerant control systems. *Academic Journal of Electrical and Computer Engineering*, 1, 51–60. <https://doi.org/10.31272/ajece.25>.
11. 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.
12. Imran, I. H., Alyazidi, N. M., Eltayeb, A., & Ahmed, G. (2024). Robust adaptive fault-tolerant control of quadrotor unmanned aerial vehicles. *Mathematics*, 12(11), 1767. <https://doi.org/10.3390/math12111767>.
13. 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.
14. Wang, W., Chen, Y., Ren, Z., & Liu, H. (2025). Two-step robust fault-tolerant controller design based on nonlinear extended state observer (NESO) for unmanned aerial vehicles (UAVs) with actuator faults and disturbances. *Drones*, 9(3), 183. <https://doi.org/10.3390/drones9030183>.
15. Komiyama, S., Uchiyama, K., & Masuda, K. (2025). Combined robust control for quadrotor UAV using model predictive control and super-twisting algorithm. *Drones*, 9(8), 576. <https://doi.org/10.3390/drones9080576>.
16. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Rzaieva, S., Samoilenko, Y., & Korshun, N. (2025). Intelektualni systemy keruvannia ta zakhystu v kiberfizychnykh i khmarnykh seredovyshchakh Smart Grid. [Intelligent control and protection systems in cyber-physical and cloud-based Smart Grid environments.] *Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika - Cybersecurity: Education, Science, Technology*, 2(30), 125–156. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.30.956>.

17. Majid, A. R. A., & Aouaichia, A. (2025). Intelligent active disturbance rejection controller based on adaptive neuro fuzzy inference system for the quadrotor system. *Discover Robotics*, 1, 8. <https://doi.org/10.1007/s44430-025-00009-x>.
18. Yang, H., Qu, Q., Li, W., Chen, X., & Xie, M. (2025). Robust tracking of quadrotor unmanned aerial vehicles based on a linear active disturbance rejection framework. *IFAC-PapersOnLine*, 59, 495–500. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.11.682>.
19. Rzaeva, S., Skladannyi, P., Kostyuk, 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>.
20. Hu, X., Wang, B., Shen, Y., Fu, Y., & Li, N. (2023). Disturbance observer-enhanced adaptive fault-tolerant control of a quadrotor UAV against actuator faults and disturbances. *Drones*, 7(8), 541. <https://doi.org/10.3390/drones7080541>.
21. Skladannyi, P., Kostyuk, Y., Sokolov, V., & Khorolska, K. (2026). Network traffic analysis and management. In A. L. Agbotiname et al. (Eds.), *Handbook of cybersecurity challenges and solutions for emerging technologies* (pp. 148–172). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003640790-9>.
22. Madebo, M., Abdissa, C., Negash, L., & Negash, D. (2024). Robust tracking control for quadrotor UAV with external disturbances and uncertainties using neural network-based MRAC. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3374894>.

Дата першого надходження статті до видання: 20.12.2025

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 05.01.2026

UDC 629.735.05:004.89

**Mykola Kucheriavii<sup>1</sup>, Hennadii Hulak<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>PhD student

Institute for Problems of Mathematical Machines and Systems National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, Ukraine)

**E-mail:** [bu9free@gmail.com](mailto:bu9free@gmail.com). **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0005-0017-9797>

<sup>2</sup>Doctor of Science, Professor,

Professor of the Department of Information and Cyber Security named after Professor Volodymyr Buriachok

Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University (Kyiv, Ukraine)

Institute for Problems of Mathematical Machines and Systems National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, Ukraine)

**E-mail:** [hulak@kubg.edu.ua](mailto:hulak@kubg.edu.ua). **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0001-9131-9233>

## DECISION-MAKING MODEL IN THE CONTROL DEPENDABILITY SUPPORT SYSTEM OF UNMANNED AERIAL VEHICLES

*The rapid expansion of unmanned aerial vehicle (UAV) applications in military, civilian, monitoring, and logistics domains increases the requirements for resilience, continuity, and safety of their control systems. In real operating conditions, UAVs function in an uncertain environment characterized by stochastic disturbances, degradation of hardware and software components, resource limitations, and potential cyber impacts on telemetry and communication channels. Under such conditions, static threshold mechanisms and rigid mode-switching strategies fail to ensure proactive response and may reduce control stability and mission efficiency.*

*The problem addressed in this study is the lack of a formalized decision-making model within a control dependability support system that integrates predicted state indicators, risk assessment, and resource constraints into a unified procedure for adaptive control at a meta-level relative to the baseline autopilot.*

*The objective of the research is to develop a formalized decision-making model for UAV control dependability support based on predictive indicators, multi-criteria risk evaluation, and fuzzy logic for regulating adaptive intervention intensity.*

*The UAV is described by a nonlinear discrete-time dynamic model, while the support system acts as a supervisory layer that does not replace the autopilot but determines a normalized intervention coefficient for adjusting control modes. An integral dependability index and a safety reserve relative to a critical threshold are introduced, and a safe set of states with its invariance condition is defined. A sliding-horizon forecast of the safety reserve and a logistic risk model are constructed. Decision-making is based on a compact vector of indicators processed by a Mamdani fuzzy inference system with centroid defuzzification to ensure smooth control adaptation.*

*Simulation of a quadrotor under disturbance and thrust degradation demonstrates preservation of a positive safety reserve, reduction of peak risk, and improved robustness compared to the baseline mode, confirming the effectiveness of the proposed approach.*

**Keywords:** *unmanned aerial vehicles; dependability; decision support system; fuzzy logic; multi-criteria evaluation; state prediction; risk-oriented control; invariance of the safe set.*

*Fig.: 6. References: 22.*