

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МІНІСТЕРСТВА ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ТАНАСІЙЧУК СТЕПАН АНДРІЙОВИЧ

УДК 004.8:004.94:007.52:629.7.05

ДИСЕРТАЦІЯ

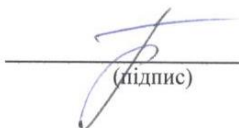
МЕТОДИ І ЗАСОБИ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ
БЕЗПЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ

123 Комп'ютерна інженерія
(шифр і назва спеціальності)

12 Інформаційні технології
(галузь знань)

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Подані до захисту наукові положення є власними напрацюваннями. Всі використані ідеї, наукові результати, цитати супроводжуються належними посиланнями на їх авторів та джерела опублікування. Всі частини тексту дисертації, під час написання який використовувалися технології штучного інтелекту, перевірені та відредаговані особисто.

 С.А. Танасійчук
(підпис)

Науковий керівник:

Говорущенко Тетяна Олександрівна, доктор технічних наук, професор
Медзатий Дмитро Миколайович, кандидата технічних наук, доцент

Хмельницький – 2026

АНОТАЦІЯ

Танасійчук С. А. Методи і засоби керування автономними безпілотними літальними апаратами. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 12 Інформаційні технології за спеціальністю 123 Комп'ютерна інженерія. – Хмельницький національний університет, Хмельницький, 2026.

Актуальність теми дослідження. На сьогодні безпілотні літальні апарати (БПЛА) набувають все більшого використання в різних галузях, виконуючи завдання моніторингу, спостереження, доставки вантажів та інших критичних задач. Водночас, підвищення вимог до точності позиціонування та стійкості БПЛА в умовах дії зовнішніх збурень та невизначеностей параметрів системи вимагає розробки більш ефективних методів і засобів автоматичного керування. Особливої уваги потребує завдання точного навігаційного керування БПЛА на етапі донаведення, коли традиційні підходи до керування не забезпечують достатньої точності та стійкості в умовах інтенсивних вітрових збурень. Тому розробка нових методів і засобів керування автономними БПЛА, заснованих на поєднанні робастних підходів та алгоритмів штучного інтелекту, є актуальною науково-технічною задачею.

У вступі обґрунтовано, що традиційні методи керування безпілотними літальними апаратами демонструють обмежену ефективність в умовах інтенсивних вітрових збурень, особливо на етапі донаведення, що призводить до суттєвого зниження точності позиціонування і підвищеного енергоспоживання через постійні коригування. Систематичний аналіз значної кількості наукових публікацій останніх років виявив відсутність комплексного рішення, яке б інтегрувало робастне керування, адаптивне оцінювання збурень та інтелектуальну компенсацію невизначеностей в єдиному обчислювально ефективному фреймворку.

У дисертації здійснено ґрунтовний огляд сучасних підходів і технічних засобів керування БПЛА: розглянуто різноманітні архітектури систем керування, від класичних ПД-регуляторів до нейро-адаптивних контролерів, порівняно їхню точність, робастність, енергоефективність та обчислювальну складність.

Встановлено, що найкращі з доступних систем забезпечують прийнятну точність позиціонування лише в умовах помірних збурень і значно втрачають ефективність при сильніших вітрових навантаженнях. Такий аналіз дозволив сформулювати ключові вимоги до розроблюваної системи: здатність функціонувати за значного вітрового навантаження, висока точність позиціонування, адаптивність до змін у характері збурень та параметрах БПЛА, низьке енергоспоживання та можливість реалізації на бортових контролерах з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності керування автономними БПЛА на етапі донаведення шляхом розробки методів адаптивного керування та обчислювально легких нейромережевих структур, що забезпечують компенсацію нестационарних збурень у реальному часі.

Для досягнення поставленої мети вирішено такі завдання:

1. Проаналізовано обмеження сучасних методів керування БПЛА за критеріями точності, робастності та алгоритмічної складності для обґрунтування вибору гібридної архітектури «контролер-спостерігач».

2. Розроблено уточнену математичну модель динаміки БПЛА з надлишковою актуацією (горизонтальними підрулюючими пристроями), забезпечивши програмну декупеляцію каналів керування для точного позиціонування без нахилу корпусу.

3. Синтезовано адаптивну систему керування на основі управління змінним режимом та розроблено метод мінімізації «деренчання» шляхом впровадження неперервних функцій апроксимації та адаптивного граничного шару.

4. Спроектовано архітектуру рекурентної самоеволюціонуючої нечіткої нейронної мережі (RSEFNN) для оцінювання невизначеностей динаміки, здатної самостійно оптимізувати свою структуру під наявні обчислювальні ресурси.

5. Розроблено методику імітаційної валідації алгоритмів у середовищі високої вірності з використанням спектральних моделей турбулентності Драйдена та імітацією стохастичних шумів сенсорних систем.

6. Проведено комплекс чисельних експериментів для оцінки точності позиціонування, обчислювальної стабільності та енергетичної ефективності запропонованого підходу у порівнянні з класичними методами керування.

Об'єкт дослідження – процеси алгоритмічного керування автономними БПЛА в умовах динамічних невизначеностей та зовнішніх збурень.

Предмет дослідження – методи, алгоритми та обчислювальні структури адаптивного керування автономними БПЛА на основі поєднання теорії ковзних режимів та нейро-нечітких мереж.

Методи дослідження базуються на використанні теорії автоматичного керування, апарату нелінійної динаміки, теорії стійкості Ляпунова, методів штучного інтелекту з використанням нейро-нечіткої логіки, чисельних методів інтегрування та імітаційного моделювання у середовищі MATLAB.

Наукова новизна одержаних результатів:

1) *вперше розроблено* уточнену математичну модель динаміки безпілотного літального апарата, яка, на відміну від існуючих підходів, що базуються на копланарних схемах із недостатньою актуацією, враховує векторну конфігурацію додаткових горизонтальних підрулюючих пристроїв, що дозволило математично реалізувати повну алгоритмічну декупеляцію каналів позиціонування та орієнтації для забезпечення прецизійного маневрування апарата без зміни кутового стану корпусу та створення умов для паралельної обробки обчислювальних потоків керування бортовою системою;

2) *удосконалено* гібридний метод адаптивного керування змінним режимом, який, на відміну від класичних робастних методів, базується на інтеграції інтелектуального нейромережевого спостерігача для онлайн-компенсації нелінійних складових динаміки та збурень, що дозволило суттєво знизити коефіцієнти підсилення розривної частини контролера, забезпечивши мінімізацію ефекту «деренчання» та підвищення енергоефективності актуаторів при збереженні математично доведеної за методом Ляпунова практичної асимптотичної стійкості замкненої системи в усьому просторі станів;

3) *набула подальшого розвитку* архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі, яка, на відміну від існуючих рішень із жорстко заданою топологією обробки даних, забезпечує можливість автоматичної реконфігурації

кількості активних обчислювальних вузлів графа та використання внутрішніх ліній затримки для формування динамічної пам'яті системи, що дозволило реалізувати механізм адаптивного керування обчислювальною інтенсивністю алгоритмів та навантаженням на апаратні ресурси в реальному часі відповідно до складності ідентифікованих зовнішніх впливів;

4) *вперше розроблено* метод програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу, який, на відміну від існуючих засобів впровадження штучного інтелекту на вбудованих платформах, використовує раціональні апроксимації Паде для обчислювально затратних функцій та архітектуру статичних пулів пам'яті для зберігання параметрів нейромережі, що забезпечило гарантовану детермінованість часу виконання обчислювального такту та усунуло ризики фрагментації оперативної пам'яті для підвищення загальної надійності вбудованої обчислювальної системи автономного апарата.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблено комплекс імітаційних моделей у середовищі MATLAB, що реалізують концепцію цифрового двійника БПЛА з надлишковою актуацією. Впроваджено програмні модулі адаптивного керування ASMC та самоеволюціонуючої нейромережі RSEFNN, які можуть бути інтегровані у бортові обчислювальні системи реального часу. Отримані результати дозволяють підвищити точність донаведення БПЛА в умовах інтенсивного вітрового навантаження, знизити енергоспоживання актуаторів та гарантувати обчислювальну стабільність систем керування.

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати, викладені в дисертаційній роботі, отримані здобувачем особисто. У роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать: розробка архітектури гібридної системи керування БПЛА на основі управління змінним режимом та нечітких нейронних мереж; удосконалення структури рекурентної самоеволюціонуючої нечіткої нейронної мережі; розробка методів покращення донаведення в системах зі змінним режимом; експериментальні дослідження розроблених методів і засобів.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат, адаптивне керування, управління змінним режимом, нечіткі нейронні мережі, зовнішні збурення, робастність, донаведення.

ANNOTATION

Tanasiichuk S. A. Methods and Means of Control of Autonomous Unmanned Aerial Vehicles. – Manuscript copyright.

Thesis on competition of scientific degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 12 Information Technologies, specialty 123 Computer Engineering. – Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, 2026.

Relevance of the research topic. Today, unmanned aerial vehicles (UAVs) are finding increasingly widespread application across various sectors of the national economy and the military domain, performing tasks of monitoring, surveillance, cargo delivery, and other critical missions. At the same time, growing demands for positioning accuracy and UAV resilience under external disturbances and system parameter uncertainties call for the development of more effective methods and means of automatic control. Particular attention is required for the task of precise navigational guidance of UAVs during the terminal homing phase, where conventional control approaches fail to provide sufficient accuracy and stability under intense wind disturbances. Therefore, the development of new methods and means of control for autonomous UAVs, based on the integration of robust approaches and artificial intelligence algorithms, constitutes a relevant scientific and technical problem.

The introduction substantiates that conventional UAV control methods demonstrate limited effectiveness under intense wind disturbances, particularly during the terminal homing phase, leading to significant degradation of positioning accuracy and increased energy consumption due to continuous corrections. A systematic analysis of a substantial body of recent scientific publications revealed the absence of a comprehensive solution that integrates robust control, adaptive disturbance estimation, and intelligent uncertainty compensation within a single computationally efficient framework.

The dissertation presents a thorough review of contemporary UAV control approaches and technical means: various control system architectures are examined, ranging from classical PID controllers to neuro-adaptive controllers, with their accuracy, robustness, energy efficiency, and computational complexity compared. It was

established that the best available systems provide acceptable positioning accuracy only under moderate disturbances, and lose efficiency considerably under stronger wind loads. This analysis enabled the formulation of the key requirements for the system under development: the ability to operate under substantial wind loading, high positioning accuracy, adaptability to changes in the nature of disturbances and UAV parameters, low energy consumption, and feasibility of implementation on onboard controllers with limited computational resources.

Research objectives and tasks. The aim of the dissertation is to improve the effectiveness of autonomous UAV control during the terminal homing phase through the development of adaptive control methods and computationally lightweight neural network structures capable of compensating non-stationary disturbances in real time.

To achieve this goal, the following tasks were accomplished:

1. The limitations of contemporary UAV control methods were analyzed against the criteria of accuracy, robustness, and algorithmic complexity, justifying the selection of a hybrid "controller–observer" architecture.

2. A refined mathematical model of UAV dynamics with redundant actuation (horizontal thruster devices) was developed, with software-based decoupling of control channels implemented to enable precise positioning without body tilting.

3. An adaptive sliding mode control (ASMC) system was synthesized, and a method for minimizing chattering was developed through the introduction of continuous approximation functions and an adaptive boundary layer.

4. The architecture of a Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Network (RSEFNN) was designed for online estimation of dynamic uncertainties, capable of autonomously optimizing its structure in accordance with available computational resources.

5. A methodology for simulation validation of the algorithms in a high-fidelity environment was developed, employing Dryden spectral turbulence models and stochastic sensor noise simulation.

6. A comprehensive set of numerical experiments was conducted to evaluate positioning accuracy, computational stability, and energy efficiency of the proposed approach in comparison with classical control methods.

Object of research – the processes of algorithmic control of autonomous UAVs under dynamic uncertainties and external disturbances.

Subject of research – methods, algorithms, and computational structures for adaptive control of autonomous UAVs based on the combination of sliding mode theory and neuro-fuzzy networks.

Research methods are based on the application of automatic control theory, nonlinear dynamics apparatus, Lyapunov stability theory, artificial intelligence methods (Neuro-Fuzzy), numerical integration methods, and simulation modeling in the MATLAB environment.

Scientific novelty of the obtained results.

For the first time, a refined mathematical model of UAV dynamics was developed which, unlike existing approaches based on coplanar configurations with underactuation, accounts for the vector configuration of additional horizontal thruster devices. This enabled the mathematical implementation of complete algorithmic decoupling of the positioning and attitude control channels, ensuring precise maneuvering of the vehicle without altering the angular state of the body and creating conditions for parallel processing of onboard control computational streams.

A hybrid adaptive sliding mode control method was improved which, unlike classical robust methods, is based on the integration of an intelligent neural network observer for online compensation of nonlinear dynamic components and disturbances. This substantially reduced the gain coefficients of the discontinuous part of the controller, ensuring minimization of the chattering effect and improved actuator energy efficiency while preserving the globally asymptotically stable closed-loop system, mathematically proven via the Lyapunov method across the entire state space.

The architecture of an embedded computational structure for predictive disturbance estimation based on a recurrent fuzzy neural network was further developed. Unlike existing solutions with rigidly defined data processing topologies, it provides the capability for automatic reconfiguration of the number of active computational graph nodes and the use of internal delay lines to form a dynamic system memory. This enabled the implementation of an adaptive mechanism for controlling the computational intensity

of the algorithms and the load on hardware resources in real time, in accordance with the complexity of the identified external influences.

For the first time, a method for the software implementation of intelligent control algorithms in hard real-time systems was developed. Unlike existing means of deploying artificial intelligence on embedded platforms, it employs Padé rational approximations for computationally expensive functions and a static memory pool architecture for storing neural network parameters. This ensured guaranteed determinism of the computational cycle execution time and eliminated the risk of RAM fragmentation, thereby improving the overall reliability of the embedded computational system of the autonomous vehicle.

Practical significance of the obtained results. A suite of simulation models was developed in the MATLAB environment, implementing the concept of a digital twin of a UAV with redundant actuation. Software modules of the ASMC adaptive controller and the RSEFNN self-evolving neural network were implemented, suitable for integration into onboard real-time computing systems. The obtained results enable improved UAV terminal homing accuracy under intense wind loading, reduced actuator energy consumption, and guaranteed computational stability of the control systems.

Personal contribution of the applicant. All scientific results presented in the dissertation were obtained by the applicant independently. In co-authored publications, the applicant's contributions include: development of the hybrid UAV control system architecture based on sliding mode control and fuzzy neural networks; improvement of the recurrent self-evolving fuzzy neural network structure; development of methods for improving terminal homing in sliding mode systems; and experimental investigation of the developed methods and means.

Keywords: unmanned aerial vehicle, adaptive control, sliding mode control, fuzzy neural networks, external disturbances, robustness, terminal homing.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України:

1. Танасійчук С. Аналіз методів і засобів керування автономними безпілотними літальними апаратами. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. №4. С. 127–133. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-76-16>
2. Танасійчук С., Говорущенко Т. Аналіз методів управління БПЛА (GPS позиціонування та інтелектуальні методи управління). *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2024. №1. С.462-468. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-331-70>
3. Танасійчук С. Математична модель динаміки безпілотних літальних апаратів. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2025. №3. С. 523-531. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-64>
4. Tanasiichuk S. Hybrid method of adaptive control of variable mode of unmanned aerial vehicles with intelligent online compensation of disturbances. *Computer Systems and Information Technologies*. 2026. №1. Pp. 205-214. <https://doi.org/10.31891/csit-2026-1-19>
5. Medzaty D., Tanasiichuk S. Method of software implementation of intelligent algorithms for control of unmanned aerial vehicles in hard real-time systems. *Computer systems and information technologies*. 2026. №2. Pp. 61-69. <https://doi.org/10.31891/csit-2026-2-6>
6. Говорущенко Т.О., Войчур Ю.О., Танасійчук С.А. Архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень БПЛА на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2026. №2. С. 234-247. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-29>

Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

7. Hovorushchenko T., Tanasiichuk S., Kit D., Voichur O. Adaptive guidance system for unmanned aerial vehicles. In: *Proceedings of 2025 IEEE 15th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DeSSerT-2025, Athens, Greece, December 19-21, 2025)*.

8. Танасійчук С. Валідація динамічної моделі БПЛА з надлишковою актуацією. *Збірник тез доповідей VI Міжнародної наукової конференції «Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки (до 40-х роковин аварії на Чорнобильській АЕС)»* (Тернопіль, 23-24 квітня 2026 р.). С. 182-184.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	16
ВСТУП.....	18
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ БПЛА.....	25
1.1. Актуальність та роль автономних безпілотних літальних апаратів у сучасному світі	25
1.2. Класифікація систем керування БПЛА та їх архітектурні особливості	27
1.3. Архітектурно-алгоритмічні принципи побудови обчислювальних систем керування БПЛА в умовах обмежених ресурсів.....	31
1.4. Технології сприйняття середовища та навігаційні системи для БПЛА	41
1.5. Постановка задачі дослідження	48
РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНЕ ТА АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ГІБРИДНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ БПЛА	51
2.1. Математична модель динаміки БПЛА з надлишковою актуацією (ГПП)	51
2.1.1. Кінематика та системи координат.....	51
2.1.2. Динаміка руху БПЛА з надлишковою актуацією.....	56
2.1.3. Матриця розподілу керуючих впливів та алгоритм актуації двигунів	59
2.1.4. Аналіз властивостей моделі та декупеляції для комп'ютерної реалізації.....	62
2.2. Синтез адаптивної системи донаведення на основі управління змінним режимом	63
2.2.1. Декомпозиція контурів керування та паралельна обробка обчислювальних потоків бортової системи.....	64
2.2.2. Синтез поверхонь ковзання та аналіз стійкості помилок відстеження	65
2.2.3. Синтез гібридного методу адаптивного керування змінним режимом із інтелектуальною компенсацією збурень	67
2.3. Математичне доведення стійкості замкненої системи за методом Ляпунова	70
2.3.1. Вибір функції-кандидата Ляпунова та обґрунтування її структури.....	70

2.3.2. Аналіз динаміки енергетичної функції та перетворення похідної Ляпунова.....	73
2.3.3. Обґрунтування збіжності інтелектуального контуру апроксимації.....	75
2.3.4. Аналіз практичної асимптотичної стійкості та збіжності помилок керування.....	77
2.4. Методи зменшення деренчання в системах зі змінним режимом.....	79
2.4.1. Аналіз природи дискретного деренчання та його впливу на ПЗ	79
2.4.2. Динамічне керування товщиною граничного шару	81
2.5. Архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі.....	82
2.5.1. Топологія обчислювального графа та організація внутрішніх ліній затримки як динамічної пам'яті системи	82
2.5.2. Динамічна реконфігурація активних обчислювальних вузлів та адаптивне керування апаратним навантаженням	87
2.5.3. Архітектура статичних пулів пам'яті для усунення фрагментації ОЗП та обмеження алгоритмічної складності	90
2.6. Метод адаптивного навчання параметрів нейромережі на основі градієнтного спуску	92
2.6.1. Визначення цільової функції помилки та критеріїв оптимізації	92
2.6.2. Виведення законів оновлення параметрів нейромережі за ланцюговим правилом.....	94
2.6.3. Чисельна стабільність та програмна оптимізація алгоритму навчання	96
2.7. Висновки до другого розділу	100
РОЗДІЛ 3. ВЕРИФІКАЦІЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ГІБРИДНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ.....	101
3.1. Обчислювальна інфраструктура програмного симуляційного стенду БПЛА	101
3.1.1. Програмне середовище та архітектура симуляційного стенду.....	101
3.1.2. Алгоритм розподілу зусиль та пріоритезація команд актуалізації	103
3.1.3. Математичне моделювання стохастичних факторів середовища та вітрового навантаження.....	105

3.2. Дослідження процесів самоєволюції та навчання нейромережі RSEFNN.....	108
3.2.1. Механізм самоєволюції.....	109
3.2.2. Онлайн навчання та результати ідентифікації збурень	111
3.2.3. Вибір параметрів мережі.....	113
3.3. Валідація динамічної моделі БПЛА з надлишковою актуацією	116
3.3.1. Перевірка властивості декупеляції каналів керування	116
3.3.2. Порівняльний аналіз позиціонування: 4DoF vs 6DoF	118
3.3.3. Аналіз перехресних зв'язків та паразитних моментів ГПП	119
3.4. Аналіз чутливості та робастної стійкості гібридної системи	121
3.5. Висновки до третього розділу.....	123
РОЗДІЛ 4. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАПРОПОНОВАНОГО ПІДХОДУ.....	124
4.1. Умови проведення та методологія експериментів.....	124
4.2. Порівняльний аналіз точності позиціонування.....	126
4.3. Аналіз якості сигналів керування.....	129
4.4. Оцінка стійкості до зовнішніх збурень	132
4.5. Аналіз надійності вбудованої системи та гарантування детермінованості часу виконання	135
4.6. Аналіз енергетичної ефективності	138
4.7. Узагальнена порівняльна характеристика (радарна діаграма).....	140
4.8. Статистична валідація методом Монте-Карло.....	141
4.9. Дослідження внеску окремих компонентів	144
4.10. Числова верифікація стійкості за Ляпуновим	145
4.11. Порівняльний аналіз із сучасними методами.....	147
4.12. Розширення системи керування на БПЛА з надлишковою актуацією.....	148
4.13. Зведений порівняльний аналіз 4DoF та 6DoF	156
4.14. Узагальнення результатів	159
4.15. Висновки до четвертого розділу.....	160
ВИСНОВКИ.....	162
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	164

ДОДАТОК А. СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА	191
ДОДАТОК Б. АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ.....	193
ДОДАТОК В ПРОГРАМНІ КОДИ.....	200
ДОДАТОК Г ГРАФІЧНА ІНТЕРПРЕТАЦІЯ НЕЧІТКОГО ВИВОДУ ТА МЕХАНІЗМУ САМОЕВОЛЮЦІЇ RSEFNN.....	203
ДОДАТОК Д РЕЗУЛЬТАТИ СИМУЛЯЦІЇ.....	207
ДОДАТОК Е ПАРАМЕТРИ ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТІВ	210

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

Скорочення	Розшифрування
ГПП	Горизонтальні підрулюючі пристрої
ДІК	Дистанційно-інформаційний комплекс
ННМ	Нечітка нейронна мережа
НС	Нейронна структура
ОЗП	Оперативний запам'ятовуючий пристрій
ПЗ	Програмне забезпечення
ШІМ	Широтно-імпульсна модуляція
ARM	Advanced RISC Machine – архітектура мікроконтролерів (Cortex-M)
ASMC	Adaptive Sliding Mode Control – адаптивне керування змінним режимом
AWGN	Additive White Gaussian Noise – адитивний білий гаусівський шум
DDS	Data Distribution Service – служба розподілу даних
ESC	Electronic Speed Controller – електронний регулятор швидкості двигуна
FLOPS	Floating Point Operations Per Second – операцій з плаваючою крапкою за секунду
GNSS	Global Navigation Satellite System – глобальна навігаційна супутникова система
GPS	Global Positioning System – глобальна система позиціонування
GPU	Graphics Processing Unit – графічний процесор
HIL	Hardware-In-the-Loop – моделювання із залученням реального обладнання
IMU	Inertial Measurement Unit – інерціальний вимірювальний блок
LPS	Local Positioning System – локальна система позиціонування
LQR	Linear Quadratic Regulator – лінійно-квадратичний регулятор

MBD	Model-Based Design – проектування на основі моделей
MCU	Microcontroller Unit – мікроконтролер
MEMS	Micro-Electro-Mechanical Systems – мікроелектромеханічні системи
MIL	Model-In-the-Loop – моделювання на рівні математичної моделі
MPC	Model Predictive Control – керування з прогнозуючою моделлю
NPU	Neural Processing Unit – нейронний процесор
PID	Proportional–Integral–Derivative – пропорційно-інтегрально-диференціальний
PWM	Pulse Width Modulation – широтно-імпульсна модуляція
RAM	Random Access Memory – оперативна пам'ять
RMSE	Root Mean Square Error – середньоквадратична похибка
ROS	Robot Operating System – операційна система для роботизованих систем
RRT	Rapidly-exploring Random Tree – алгоритм планування руху
RSEFNN	Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Network – рекурентна самоеволюціонуюча нечітка нейронна мережа
RTOS	Real-Time Operating System – операційна система реального часу
SIL	Software-In-the-Loop – моделювання на рівні програмного коду
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping – одночасна локалізація і картографування
SMC	Sliding Mode Control – керування змінним режимом
SoC	System-on-Chip – система на кристалі
TSK	Takagi-Sugeno-Kang – модель нечіткого виводу першого порядку
WCET	Worst-Case Execution Time – максимальний час виконання задачі

ВСТУП

Актуальність теми. На сьогодні безпілотні літальні апарати (БПЛА) набувають все більшого використання в різних галузях народного господарства та оборонної сфери, виконуючи критичні завдання моніторингу, прецизійного позиціонування та автономної доставки вантажів [1]. Проте підвищення вимог до точності маневрування БПЛА в умовах дії нестаціонарних зовнішніх збурень та динамічних невизначеностей вимагає розробки нових обчислювально ефективних методів автоматичного керування.

Сучасний автономний БПЛА є складною кіберфізичною системою, де алгоритмічна складність безпосередньо обмежена ресурсами бортових обчислювачів [2]. Традиційні робастні методи керування (зокрема, теорія ковзних режимів) демонструють високу стійкість, проте їхня практична реалізація у цифрових системах супроводжується ефектом «деренчання», що генерує високочастотний шум у каналах актуації та перевантажує системну шину даних. Водночас сучасні підходи на основі глибокого навчання мають надмірну обчислювальну складність для систем жорсткого реального часу [3–5].

Особливої уваги потребує етап донаведення БПЛА, коли необхідно забезпечити максимальну точність позиціонування без зміни кутової орієнтації апарата. Використання концепції цифрових двійників дозволяє реалізувати прецизійну валідацію інтелектуальних алгоритмів у віртуальних середовищах високої вірності, забезпечуючи при цьому гарантовану детермінованість обчислювальних процесів. Таким чином, розробка нових методів адаптивного керування на основі самоеволюціонуючих обчислювальних структур, здатних до онлайн-ідентифікації збурень при мінімальних витратах ресурсів, є актуальною науково-прикладною задачею.

Значний внесок у розвиток теорії автоматичного керування, навігації та застосування штучного інтелекту в кіберфізичних системах БПЛА зробили відомі закордонні вчені, зокрема у галузі робастних систем і керування ковзними режимами (Y. Shtessel [6], L. Fridman [7, 8]), інтелектуального маневрування (K. Nonami [9], Z.

Zuo [10, 11]), концепції цифрових двійників (M. Grieves [12, 13]). Вагомі результати щодо алгоритмів обробки сенсорної інформації, планування траєкторій, комп'ютерного зору та надійності кіберфізичних систем отримано в працях вітчизняних дослідників, серед яких О.В. Бармак [14–17], О.С. Савенко [18–20], Д.І. Угрин [21–23], А.А. Коваленко [24–26], Н.Б. Шаховська [27, 28], Т.Є. Рак [29–31], В.С. Харченко [32–37], Ю.Л. Поночовний [38–40], О.І. Морозова [41–43].

Проте, незважаючи на ґрунтовну теоретичну базу, систематичний аналіз існуючих підходів свідчить про наявність нерозв'язаних проблем на перетині теорії керування та комп'ютерної інженерії. Більшість сучасних алгоритмів на основі глибоких нейронних мереж орієнтовані на високорівневе планування і вимагають обчислювальних потужностей (GPU, NPU), що є неприйнятним для низькорівневих контурів стабілізації жорсткого реального часу. Водночас класичні робастні регулятори, придатні для роботи на бортових мікроконтролерах, не мають механізмів адаптації до складної динаміки збурень та генерують високочастотні осциляції (ефект «деренчання»), що перевантажують апаратну шину і зменшують ресурс актуаторів. Досі невирішеним залишається завдання створення комплексних обчислювальних структур, які б поєднували здатність штучного інтелекту до онлайн-адаптації з математично доведеною стійкістю та суворою детермінованістю часу виконання (WCET) в умовах жорстких обмежень на оперативну пам'ять (RAM) мікроконтролерів.

Зазначена науково-прикладна задача відповідає предметній області Стандарту вищої освіти України зі спеціальності 123 – Комп'ютерна інженерія для третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти, зокрема, такому об'єкту вивчення та діяльності, як «... кіберфізичні системи, Інтернет речей, системи та засоби оброблення великих даних і штучного інтелекту, ІТ-інфраструктури, методи та способи подання, отримання, зберігання, передавання, опрацювання та захисту в них інформації, математичні моделі обчислювальних процесів та технології виконання обчислень, архітектура та організація їх функціонування, інтерфейси та протоколи взаємодії їх компонентів, методи та технології людино-машинної взаємодії та кооперації...».

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконувалася у Хмельницькому національному університеті згідно з планами науково-дослідних робіт кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем за договором про надання послуг №49-2026 та стандартною грантовою угодою № 101191415 — CLOTEX-HUB — DIGITAL-2023-EDIH-04 «Розробка програмного модуля для інтелектуального аналізу та керування автономними безпілотними літальними апаратами (БПЛА), із забезпеченням впровадження спеціалізованих алгоритмів захисту від витоків інформації та протидії зовнішнім деструктивним інформаційно-технічним впливам під час функціонування БПЛА».

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності керування автономними БПЛА на етапі донаведення шляхом розробки методів адаптивного керування та обчислювально легких нейромережових структур, що забезпечують компенсацію нестационарних збурень у реальному часі.

Для досягнення поставленої мети вирішено такі завдання:

1. Проаналізовано обмеження сучасних методів керування БПЛА за критеріями точності, робастності та алгоритмічної складності для обґрунтування вибору гібридної архітектури «контролер-спостерігач».

2. Розроблено уточнену математичну модель динаміки БПЛА з надлишковою актуацією (горизонтальними підрулюючими пристроями), забезпечивши програмну декупеляцію каналів керування для точного позиціонування без нахилу корпусу.

3. Синтезовано адаптивну систему керування на основі управління змінним режимом та розроблено метод мінімізації «деренчання» шляхом впровадження неперервних функцій апроксимації та адаптивного граничного шару.

4. Спроектовано архітектуру рекурентної самоеволюціонуючої нечіткої нейронної мережі (RSEFNN) для оцінювання невизначеностей динаміки, здатної самостійно оптимізувати свою структуру під наявні обчислювальні ресурси.

5. Розроблено методику імітаційної валідації алгоритмів у середовищі високої вірності з використанням спектральних моделей турбулентності Драйдена та імітацією стохастичних шумів сенсорних систем.

6. Проведено комплекс чисельних експериментів для оцінки точності позиціонування, обчислювальної стабільності та енергетичної ефективності запропонованого підходу у порівнянні з класичними методами керування.

Об'єкт дослідження – процеси алгоритмічного керування автономними БПЛА в умовах динамічних невизначеностей та зовнішніх збурень.

Предмет дослідження – методи, алгоритми та обчислювальні структури адаптивного керування автономними БПЛА на основі поєднання теорії ковзних режимів та нейро-нечітких мереж.

Методи дослідження базуються на використанні теорії автоматичного керування, апарату нелінійної динаміки, теорії стійкості Ляпунова, методів штучного інтелекту з використанням нейро-нечіткої логіки, чисельних методів інтегрування та імітаційного моделювання у середовищі MATLAB.

Наукова новизна одержаних результатів:

1) *вперше розроблено* уточнену математичну модель динаміки безпілотного літального апарата, яка, на відміну від існуючих підходів, що базуються на копланарних схемах із недостатньою актуацією, враховує векторну конфігурацію додаткових горизонтальних підрулюючих пристроїв, що дозволило математично реалізувати повну алгоритмічну декупеляцію каналів позиціонування та орієнтації для забезпечення прецизійного маневрування апарата без зміни кутового стану корпусу та створення умов для паралельної обробки обчислювальних потоків керування бортовою системою;

2) *удосконалено* гібридний метод адаптивного керування змінним режимом, який, на відміну від класичних робастних методів, базується на інтеграції інтелектуального нейромережевого спостерігача для онлайн-компенсації нелінійних складових динаміки та збурень, що дозволило суттєво знизити коефіцієнти підсилення розривної частини контролера, забезпечивши мінімізацію ефекту «деренчання» та підвищення енергоефективності актуаторів при збереженні математично доведеної за методом Ляпунова практичної асимптотичної стійкості замкненої системи в усьому просторі станів;

3) *набула подальшого розвитку* архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі, яка, на відміну від існуючих рішень із жорстко заданою топологією обробки даних, забезпечує можливість автоматичної реконфігурації кількості активних обчислювальних вузлів графа та використання внутрішніх ліній затримки для формування динамічної пам'яті системи, що дозволило реалізувати механізм адаптивного керування обчислювальною інтенсивністю алгоритмів та навантаженням на апаратні ресурси в реальному часі відповідно до складності ідентифікованих зовнішніх впливів;

4) *вперше розроблено* метод програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу, який, на відміну від існуючих засобів впровадження штучного інтелекту на вбудованих платформах, використовує раціональні апроксимації Паде для обчислювально затратних функцій та архітектуру статичних пулів пам'яті для зберігання параметрів нейромережі, що забезпечило гарантовану детермінованість часу виконання обчислювального такту та усунуло ризики фрагментації оперативної пам'яті для підвищення загальної надійності вбудованої обчислювальної системи автономного апарата.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблено комплекс імітаційних моделей у середовищі MATLAB, що реалізують концепцію цифрового двійника БПЛА з надлишковою актуацією. Впроваджено програмні модулі адаптивного керування ASMC та самоеволюціонуючої нейромережі RSEFNN, які можуть бути інтегровані у бортові обчислювальні системи реального часу. Отримані результати дозволяють підвищити точність донаведення БПЛА в умовах інтенсивного вітрового навантаження, знизити енергоспоживання актуаторів та гарантувати обчислювальну стабільність систем керування.

Результати дисертаційної роботи впроваджено у (Додаток Б): ТОВ «Жало» (акт впровадження від 11.02.2026 р.); ТОВ «Центр III Технологій» (акт впровадження від 15.01.2026 р.); ГО «ІТ Кластер м. Хмельницького» (акт впровадження від 19.03.2026 р.); у навчальному процесі Хмельницького

національного університету (акт впровадження від 10.04.2026 р.); при виконанні договору про надання послуг №49-2026 та стандартної грантової угоди № 101191415 — CLOTEX-HUB — DIGITAL-2023-EDIH-04 «Розробка програмного модуля для інтелектуального аналізу та керування автономними безпілотними літальними апаратами (БПЛА), із забезпеченням впровадження спеціалізованих алгоритмів захисту від витоків інформації та протидії зовнішнім деструктивним інформаційно-технічним впливам під час функціонування БПЛА».

Особистий внесок здобувача та внесок інших співавторів у спільних публікаціях. Усі наукові результати дисертаційного дослідження отримані автором особисто. Список опублікованих праць за темою дисертації представлено в списку використаних джерел – [44–51]. У спільних публікаціях автору належать такі результати: розробка та обґрунтування методу програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу [45], архітектура адаптивної системи наведення для безпілотних літальних апаратів [46], комплексний аналіз методів управління безпілотними літальними апаратами, зокрема дослідження особливостей GPS-позиціонування та застосування інтелектуальних методів управління [47], а також архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень БПЛА на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі [51]. Окрім цього, праці [44, 48, 49, 50] підготовлені та опубліковані здобувачем одноосібно, і в них повністю викладено авторські ідеї щодо аналізу методів і засобів керування автономними БПЛА в умовах воєнних конфліктів та техногенних катастроф.

Особистий внесок інших співавторів у спільних публікаціях: у статті [45] Д. Медзатий спільно з автором працював над оглядом існуючих рішень та брав участь у загальному обговоренні отриманих результатів; у статті [46] Т. Говорущенко здійснювала постановку наукової проблеми дослідження, а також загальне керівництво проектом, Д. Кіт та О. Войчур спільно з автором та під його керівництвом проводили експерименти і тестування розробленої системи наведення; у статті [47] Т. Говорущенко визначила мету та напрямок дослідження, здійснювала рецензування та коригування рукопису; у статті [51] Т. Говорущенко визначила

методологічні засади дослідження, загальне обговорення результатів, рецензування і коригування рукопису, Ю. Войчур керував постановкою експериментів.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційного дослідження доповідались та обговорювались на 2 міжнародних науково-технічних та науково-практичних семінарах [46, 49], а саме: 2025 IEEE 15th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (м. Афіни, Греція, 2025); VI Міжнародна наукова конференція «Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки (до 40-х роковин аварії на Чорнобильській АЕС)» (м. Тернопіль, Україна, 2026).

Публікації. Основні результати дисертації опубліковані у 8 наукових працях ([44-51] та додаток А), серед яких 6 статей у фахових наукових журналах України [44, 45, 47, 48, 50, 51], включених на дату опублікування до переліку наукових фахових видань України категорії Б; 2 публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації [46, 49].

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота структурно представлена анотацією, переліком умовних позначень, вступною частиною, чотирма основними розділами та висновками. Загальний обсяг рукопису – 211 сторінок, з яких 146 сторінок становить основний текст. Матеріал ілюстровано 30 рисунками та 32 таблицями. Бібліографічний список включає 237 джерел (на 27 сторінках). Також робота містить 6 додатків загальним обсягом 21 сторінка.

РОЗДІЛ 1.

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ БПЛА

1.1. Актуальність та роль автономних безпілотних літальних апаратів у сучасному світі

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) за останні десятиліття пройшли шлях від експериментальних дистанційно керованих прототипів до складних автономних інтелектуальних систем, що стали невід'ємною частиною сучасного технологічного ландшафту. З позицій комп'ютерної інженерії та інформаційних технологій, сучасний автономний БПЛА слід розглядати як високотехнологічну мобільну кіберфізичну систему, у якій обчислювальні алгоритми, мережеві комунікації та фізичні аеромеханічні процеси інтегровані у єдиний зациклений контур функціонування в реальному часі [2].

Стрімкий прогрес у розвитку БПЛА відображає загальносвітову тенденцію до повної роботизації різних сфер життєдіяльності людини. Технологічним фундаментом цього процесу стала мініатюризація електронних компонентів, поява високопродуктивних обчислювальних платформ типу «система на кристалі», а також впровадження прецизійних мікроелектромеханічних систем у якості первинних сенсорів навігації [52–54]. Це дозволило перенести складні методи інтелектуального керування безпосередньо на борт апарата, забезпечуючи високий рівень автономності без необхідності постійного зв'язку з наземною станцією керування [1, 3, 11].

Ключовим аспектом сучасної класифікації БПЛА є рівень їхньої автономності, що визначає здатність обчислювальної системи самостійно приймати рішення у непередбачуваних ситуаціях. Згідно з узагальненими концепціями рівнів автономності, що використовуються в документах SAE [55] та NATO STANAG 4586 [56], виділяють 5 основних рівнів автономності [57–59]. Сучасна реалізація цих рівнів базується на відкритих екосистемах керування, які

забезпечують крос-платформну сумісність:

- рівень 1 (дистанційне пілотування), безпосереднє керування вектором тяги оператором;
- рівень 2 (часткова автоматизація), автоматичне утримання параметрів польоту (висоти, курсу) за допомогою базових ПД-регуляторів;
- рівень 3 (умовна автономність), виконання польоту за заданими точками під наглядом оператора, який втручається лише у критичних випадках;
- рівень 4 (висока автономність), самостійне планування траєкторій, обхід перешкод та адаптація до змін навколишнього середовища;
- рівень 5 (повна автономність), здатність обчислювальної системи виконувати складні стратегічні місії в неструктурованих середовищах у режимі реального часу без участі людини [56].

Дана дисертаційна робота спрямована на вирішення наукових завдань, що відповідають 4-му та 5-му рівням автономності, де критично важливим є забезпечення стійкості обчислювальних алгоритмів до динамічних збурень.

Особливої актуальності набуває завдання прецизійного навігаційного керування БПЛА на етапі донаведення. На цій стадії польоту алгоритмічна складність системи керування зростає нелінійно та супроводжується різким збільшенням обчислювального навантаження, оскільки необхідно одночасно виконувати високочастотну фільтрацію зашумлених сигналів сенсорів, ідентифікацію параметрів нестаціонарних вітрових збурень та миттєву корекцію траєкторії для виходу на цільову точку з похибкою не більше кількох сантиметрів. Традиційні лінійні методи керування демонструють обмежену ефективність у таких сценаріях через високу латентність обчислювального циклу та чутливість до невизначеностей фізичної моделі, зміна маси вантажу, зсув центру інерції, аеродинамічні ефекти подушки [9].

Широке застосування автономних БПЛА у цивільних галузях, таких як доставка медичних препаратів у важкодоступні райони, моніторинг критичної енергетичної інфраструктури та проведення пошуково-рятувальних операцій у зонах стихійного лиха, висуває жорсткі вимоги до надійності програмного

забезпечення [60–63]. У міському середовищі БПЛА змушені функціонувати в умовах інтенсивної турбулентності, спричиненої щільною забудовою, що робить задачу розробки робастних та енергоефективних алгоритмів керування пріоритетною для комп'ютерної інженерії [64].

Сучасним трендом у розробці таких систем є відхід від натурних випробувань на ранніх стадіях на користь використання цифрових двійників. Це дозволяє проводити валідацію алгоритмів штучного інтелекту та нейромережевих структур у віртуальних середовищах високої вірності [65–67], що за своєю математичною складністю повністю ідентичні реальним фізичним процесам. Такий підхід забезпечує можливість проведення тисяч ітерацій польотів у критичних режимах без ризику втрати апаратних ресурсів, що є критичним для навчання складних адаптивних систем, таких як рекурентні нейронні мережі [68].

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю розробки нових методів і засобів автоматичного керування автономними БПЛА, які б поєднували в собі обчислювальну ефективність, здатність до самонавчання в реальному часі та високу робастність до зовнішніх збурень, що є фундаментальним викликом для сучасної галузі інформаційних технологій та вбудованих систем.

1.2. Класифікація систем керування БПЛА та їх архітектурні особливості

Системи керування безпілотними літальними апаратами у сучасних дослідженнях розглядаються як складні ієрархічні обчислювальні комплекси, що забезпечують стабільність польоту, навігацію та автономність виконання місій у реальному часі. Їх розвиток відбувається шляхом інтеграції алгоритмів адаптивного та інтелектуального керування в умовах жорстких обмежень на обчислювальні ресурси, енергоспоживання та часову детермінованість бортових систем [69–71]. З позицій комп'ютерної інженерії ключовими є архітектурні рішення, що визначають узгодженість між математичною моделлю апарата, алгоритмами керування та апаратно-програмною платформою.

Класифікація БПЛА з позицій систем автоматичного керування ґрунтується на аналізі їхніх динамічних властивостей, кількості ступенів свободи та конфігурації виконавчих механізмів. Визначальним чинником є співвідношення між кількістю незалежних керуючих впливів і кількістю ступенів свободи апарата, оскільки саме воно визначає складність математичної моделі та можливість декупеляції каналів керування [72, 73]. Сучасні дослідження також охоплюють гібридні конструкції, такі як апарати вертикального зльоту з посадкою на хвіст та апарати з поворотними гвинтами [74–76].

За цією ознакою мультироторні БПЛА поділяються на системи з недостатньою актуацією та системи з повною або надлишковою актуацією. Традиційні квадрокоптери, гексакоптери та октокоптери з копланарним розміщенням роторів належать до класу систем з недостатньою актуацією. За наявності шести ступенів свободи такі апарати мають лише чотири незалежні керуючі входи – сумарну тягу та три керуючі моменти.

Математично це призводить до жорсткого зв'язку між поступальним і кутовим рухом. Для формування горизонтального переміщення система керування змушена змінювати орієнтацію корпусу, що викликає паразитні коливання сенсорів, збільшення латентності та зниження енергоефективності, особливо у фазі прецизійного донаведення [72, 77].

Альтернативою є архітектури з надлишковою актуацією, реалізовані шляхом введення горизонтальних підрулюючих пристроїв (ГПП) [78–80], що дозволяє забезпечити незалежність поступального руху від кутової орієнтації корпусу. Такий підхід забезпечує повнорангову матрицю актуації та програмну декупеляцію каналів керування, що принципово змінює динамічні властивості системи [81]. Для комп'ютерної інженерії це означає зменшення складності моделей і можливість реалізації швидких адаптивних алгоритмів, зокрема нейромережевих, у режимі реального часу [72, 76].

Архітектура сучасних автономних БПЛА базується на багаторівневій ієрархічній обробці даних, що дозволяє розмежувати задачі жорсткого реального часу та ресурсомісткі інтелектуальні обчислення. Система керування розглядається

як гетерогенне обчислювальне середовище, у якому поєднуються мікроконтролери для стабілізації та високопродуктивні SoC для навігації й обробки сенсорних даних [82]. Стандартом для забезпечення взаємодії між цими вузлами є використання архітектури ROS 2, яка базується на протоколі DDS [83–85].

Низькорівневий контур стабілізації працює з частотою 400–1000 Гц і реалізується на MCU архітектури ARM Cortex-M. Саме тут виконуються алгоритми ASMC, де будь-які затримки безпосередньо впливають на стійкість. Середньорівневий контур відповідає за навігацію та адаптацію на основі даних GNSS, IMU та оптичних сенсорів із використанням RTOS (NuttX, FreeRTOS) [71, 86].

Високорівневий рівень реалізує алгоритми SLAM, комп'ютерного зору та планування руху і виконується на SoC класу NVIDIA Jetson або аналогічних платформах. Окрему нішу займають спеціалізовані прискорювачі для нейромережових обчислень, що забезпечують високу енергоефективність [87–89]. Взаємодія між рівнями забезпечується протоколами MAVLink і middleware рівня ROS, що дозволяє контролювати латентність і якість сервісу [90, 91].

Низькорівневе керування є критичним елементом системи БПЛА, оскільки забезпечує стабілізацію в умовах жорстких часових обмежень [71, 92]. Найпоширенішими залишаються ПІД- та LQR-регулятори [93–97], які мають низьку обчислювальну складність, але обмежену робастність до нелінійних збурень.

Метод ковзних режимів забезпечує інваріантність до параметричних невизначеностей [4, 98, 99], проте супроводжується ефектом деренчання. Для його зменшення застосовують безперервні апроксимації знакової функції [6]. Методи MPC мають високу точність, але характеризуються поліноміальною, часто кубічною обчислювальною складністю, пов'язаною з розв'язанням задач оптимізації [100–102].

Адаптивні нейро-нечіткі структури, забезпечують баланс між робастністю, точністю та обчислювальною ефективністю, що робить їх придатними для реалізації на вбудованих платформах [73, 103–108].

У сучасній комп'ютерній інженерії ключовим інструментом розробки систем керування БПЛА є концепція цифрових двійників, які являють собою високовірні віртуальні моделі фізичного апарата з урахуванням його динаміки, актуаторів,

сенсорів і обчислювальних процесів [109]. Цифрові двійники дозволяють перенести основний обсяг валідації алгоритмів у віртуальне середовище, мінімізуючи ризики натурних експериментів [13].

Розробка алгоритмів здійснюється в межах парадигми модельно-орієнтованого проектування із послідовною валідацією на рівнях MIL, SIL та HIL [110]. MIL-рівень забезпечує аналіз стійкості та збіжності алгоритмів у середовищах MATLAB/Simulink. Для комплексної реалізації парадигми MBD у сучасній аерокосмічній галузі широко застосовуються спеціалізовані тулбокси, що дозволяють автоматизувати генерацію коду та верифікацію на відповідність стандартам безпеки [111–113].

SIL-рівень дозволяє оцінити часові характеристики реального програмного коду в симуляторах Gazebo, ROS [70, 71]. HIL-рівень використовується для фінальної апаратної перевірки. Використання систем реального часу від dSPACE або Speedgoat дозволяє моделювати динаміку апарата з частотами понад 1000 Гц, забезпечуючи мінімальну латентність у контурі «обчислювач-симулятор» [114, 115].

Стохастичні збурення моделюються за допомогою спектральної моделі турбулентності Драйдена [116], а сенсорні похибки – за допомогою моделей шуму MEMS-пристроїв [117, 118]. Такий підхід забезпечує репрезентативність результатів і дозволяє обґрунтовано підтвердити ефективність алгоритмів ASMC.

Високорівневе керування відповідає за планування руху та прийняття стратегічних рішень [119–121]. Для практичної реалізації координації великих груп БПЛА у комп'ютерній інженерії використовують децентралізовані фреймворки, що мінімізують навантаження на канали зв'язку [122–124]. Алгоритми A*, Дейкстри, RRT і RRT* мають різну обчислювальну складність і застосовуються залежно від структури середовища [86, 125, 126]. Промисловим стандартом для реалізації цих методів у робототехніці є відкриті бібліотеки, що забезпечують стабільну продуктивність на вбудованих обчислювачах [127, 128]. Методи потенційних полів мають низьку складність, але схильні до локальних мінімумів [129–131].

Інтеграція підсистем БПЛА розглядається як побудова детермінованої

розподіленої обчислювальної мережі [69, 70, 132]. У роботі пропонується використання рекурентної самоєволюційної нечіткої нейронної мережі з локальним зворотним зв'язком як гнучкої альтернативи традиційним методам для класифікації станів когнітивної системи та забезпечення стабільності управління через механізм онлайн-навчання за правилом градієнтного спуску [108].

Критичним чинником є мережева затримка та коливання затримки, особливо при використанні периферійних обчислень [101, 125]. Криптографічний захист каналів підвищує безпеку, але збільшує обчислювальне навантаження [133–136], що обґрунтовує застосування легковагових адаптивних алгоритмів [90, 91]. Сучасні реалізації SROS2 та DDS Security Standard дозволяють інтегрувати аутентифікацію та шифрування безпосередньо у проміжне програмне забезпечення, оптимізуючи використання ресурсів процесора [137–139].

Сучасні тенденції розвитку систем керування БПЛА спрямовані на інтелектуалізацію алгоритмів і зниження енергоспоживання [140–142]. Нейро-нечіткі системи поєднують адаптивність із інтерпретованістю та забезпечують формальні умови стійкості [105, 107].

Застосування надлишкової актуалії дозволяє зменшити обчислювальну складність і підвищити енергоефективність [62, 130, 143]. Таким чином формується перспективна архітектура керування БПЛА, орієнтована на робастну роботу в умовах інтенсивних збурень і обмежених ресурсів.

1.3. Архітектурно-алгоритмічні принципи побудови обчислювальних систем керування БПЛА в умовах обмежених ресурсів

Сучасні системи керування безпілотними літальними апаратами (БПЛА) з позицій комп'ютерної інженерії являють собою критично важливі вбудовані обчислювальні системи реального часу, у яких алгоритмічна складність безпосередньо трансформується у часові затримки, фазові зсуви та втрату робастності замкненого контуру керування. На відміну від класичних автоматизованих систем, БПЛА функціонують в умовах одночасної дії нелінійних

аеродинамічних ефектів, стохастичних збурень і жорстких обмежень на масо-габаритні та енергетичні характеристики бортової апаратури (SWaP-обмеження) [69–71]. Це зумовлює необхідність спільного аналізу архітектури апаратного забезпечення, алгоритмів керування та програмної інфраструктури.

Архітектура систем керування БПЛА ґрунтується на ієрархічному принципі, що дозволяє розмежувати задачі з різними часовими масштабами та вимогами до детермінованості обчислень. Зазвичай виділяють низькорівневий контур стабілізації, середньорівневий контур навігації й адаптації та високорівневий контур планування місії [92, 144, 145]. Такий поділ є не лише функціональним, а й обчислювально обґрунтованим, оскільки кожен рівень характеризується власним допустимим бюджетом латентності, вимогами до синхронізації потоків і допустимою варіативністю часу виконання, перевищення яких безпосередньо впливає на якість і стійкість керування.

Низькорівневий контур стабілізації працює з частотами 400–1000 Гц і вимагає жорсткої детермінованості часу виконання такту керування. Будь-яке перевищення допустимого часу обчислення еквівалентне появі додаткового фазового запізнення у зворотному зв'язку, що зменшує запас стійкості та може призвести до втрати керованості. З цієї причини на даному рівні реалізуються алгоритми з наперед відомою та обмеженою обчислювальною складністю, здатні виконуватися на мікроконтролерах класу ARM Cortex-M із використанням операційних систем реального часу (RTOS), які забезпечують пріоритетне планування задач і контроль часових бюджетів [71, 86]. Окрім класичних рішень, зростає роль проекту Zephyr як масштабованої та безпечної RTOS для критичних систем [146, 147].

Середньорівневий контур навігації та адаптації функціонує з істотно нижчою частотою (20–100 Гц) і орієнтований на обробку агрегованої сенсорної інформації, оцінювання стану та компенсацію повільно змінних збурень. На цьому рівні допустима більша обчислювальна складність, однак зберігається вимога обмеженої латентності та квазі-детермінованості виконання. Саме тут доцільною є інтеграція адаптивних і інтелектуальних компонентів, зокрема нейро-нечітких мереж, за умови жорсткого контролю часу виводу та відмови від неконтрольованих механізмів

динамічного керування пам'яттю, що можуть спричиняти часові аномалії.

Високорівневий контур планування місії працює в діапазоні одиниць герц і реалізує алгоритми планування траєкторій, прийняття рішень і координації з іншими агентами або наземною інфраструктурою. Для цього рівня характерна значно більша алгоритмічна складність і використання недетермінованих методів, таких як пошук на графах або стохастичні алгоритми. Ключовим є ізоляція цього контуру від низькорівневих задач керування шляхом асинхронної взаємодії та буферизації даних. Використання протоколів з нульовим копіюванням у програмній системі дозволяє досягти передбачуваного часу доставки повідомлень [148–150].

Таким чином, ієрархічна архітектура системи керування БПЛА є необхідною умовою забезпечення детермінованості обчислювальних процесів і стійкості замкненого контуру. Чітке розмежування функцій за часовими масштабами, поєднане з відповідним вибором апаратної платформи та програмної інфраструктури, дозволяє інтегрувати адаптивні й інтелектуальні алгоритми без порушення вимог жорсткого реального часу. Саме в межах такої архітектури стає можливим практичне застосування гібридних схем керування, у яких робастний низькорівневий контролер забезпечує базову стабільність, а інтелектуальні компоненти виконують адаптацію без критичного впливу на часову поведінку системи.

Найбільш поширеними методами низькорівневого керування в системах стабілізації БПЛА залишаються ПІД-регулятори та лінійно-квадратичні регулятори [93–97]. Їх ключовою перевагою є мінімальна обчислювальна складність, що становить $O(1)$ на такт керування, а також повна передбачуваність часових характеристик виконання. Це робить такі алгоритми придатними для реалізації на мікроконтролерах із жорсткими обмеженнями на обчислювальні ресурси та час виконання. Водночас зазначені методи базуються на лінеаризованих моделях об'єкта керування та демонструють обмежену ефективність в умовах суттєвих нелінійностей і невизначеностей, характерних для реального польоту БПЛА.

У практичних умовах експлуатації БПЛА динаміка апарата істотно змінюється під впливом аеродинамічних збурень, варіацій маси, зміни режимів роботи двигунів і взаємодії з турбулентним повітряним потоком. За таких умов

ПД- та LQR-регулятори не мають внутрішніх механізмів активної компенсації невизначеностей, що призводить до накопичення статичних і динамічних похибок. Це означає необхідність або суттєвого підвищення коефіцієнтів підсилення, що негативно впливає на енергоефективність і знос актуаторів, або переходу до нелінійних робастних методів керування.

Метод ковзних режимів є одним із найбільш відомих нелінійних підходів, здатних забезпечити інваріантність замкненої системи до параметричних невизначеностей та обмежених зовнішніх збурень [4, 98, 99]. Теоретично SMC гарантує асимптотичну стабільність системи за наявності невідомих, але обмежених збурень, що робить його привабливим для задач керування БПЛА. Однак практична цифрова реалізація класичного SMC стикається з ефектом деренчання, зумовленим дискретністю реалізації розривної знакової функції керування.

Деренчання розглядається не лише як динамічний недолік, а й як системна обчислювально-апаратна проблема. Високочастотні осциляції керуючого сигналу створюють надмірне навантаження на системні шини, регулятори швидкості двигунів та силові ключі, що призводить до зростання енергоспоживання, перегріву та погіршення якості сенсорних вимірювань через наведені шуми [6]. Крім того, деренчання ускладнює цифрову фільтрацію сигналів і може спричиняти виникнення граничних циклів, які помилково інтерпретуються навігаційною підсистемою як зовнішні збурення.

Для подолання зазначених обмежень застосовуються згладжені та адаптивні варіанти ковзного керування, зокрема адаптивне керування змінним режимом (Adaptive Sliding Mode Control, ASMC). У таких підходах розривна знакова функція замінюється неперервними апроксимаціями, а коефіцієнти підсилення налаштовуються в реальному часі залежно від оцінки рівня збурень. Це дозволяє зберегти ключову властивість робастності, водночас суттєво зменшивши рівень деренчання та покращивши енергетичні й апаратні характеристики системи керування.

З точки зору обчислювальної складності ASMC зберігає лінійну залежність часу виконання від розмірності вектора стану та не потребує розв'язання

оптимізаційних задач або виконання ітеративних процедур. Це робить його придатним для реалізації у вбудованих системах із жорсткими часовими обмеженнями та дозволяє інтегрувати додаткові адаптивні або інтелектуальні модулі без порушення детермінованості низькорівневого контуру. Саме ці властивості визначають доцільність використання ASMC як базового робастного контролера у запропонованій гібридній архітектурі керування БПЛА.

Адаптивні та інтелектуальні методи керування застосовуються у системах БПЛА для компенсації змінних аеродинамічних характеристик, параметричних невизначеностей та стохастичних зовнішніх збурень без необхідності попередньої ідентифікації повної математичної моделі об'єкта [73, 103–108]. На відміну від класичних робастних підходів, ці методи здатні оновлювати свої внутрішні параметри в процесі експлуатації, що є критично важливим для режимів польоту з різко змінними умовами, зокрема під час маневрування та фази прецизійного донаведення.

Водночас застосування глибоких нейронних мереж у низькорівневих або середньорівневих контурах керування БПЛА є суттєво обмеженим вимогами жорсткого реального часу. Багатошарові згорткові або рекурентні архітектури характеризуються високою обчислювальною складністю, значною латентністю та варіативністю часу виконання, що унеможлиблює їх використання у детермінованих керуючих циклах із частотами сотні герц. Це створює ризик порушення часових дедлайнів і втрати стійкості замкненої системи.

У цьому контексті перспективними є компактні нейро-нечіткі структури, зокрема рекурентні самоеволюціонуючі нечіткі нейронні мережі (Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Networks, RSEFNN), які поєднують інтерпретованість нечіткої логіки з адаптивністю рекурентних моделей [151]. На відміну від класичних нейромереж, RSEFNN оперують обмеженою кількістю нечітких правил і не потребують глибоких обчислювальних графів, що істотно знижує обчислювальні витрати та робить можливим їх застосування у вбудованих системах керування.

Ключовою перевагою RSEFNN є властивість самоеволюції, яка дозволяє

динамічно змінювати структуру мережі – кількість правил, функції належності та вагові коефіцієнти – залежно від поточного рівня невизначеностей і збурень. За стабільних умов мережа працює у компактному режимі з мінімальною кількістю активних правил, тоді як при зростанні інтенсивності збурень відбувається автоматичне ускладнення моделі. Такий механізм забезпечує баланс між точністю апроксимації та обмеженим бюджетом обчислювальних ресурсів.

Поєднання адаптивного ковзного керування з RSEFNN дозволяє сформувати гібридний інтелектуально-робастний контролер, у якому ASMC забезпечує гарантовану стійкість і інваріантність до обмежених збурень, тоді як нейро-нечітка мережа виконує онлайн-апроксимацію невизначених нелінійних складових динаміки. Така архітектура усуває необхідність використання високих коефіцієнтів підсилення у ковзному контурі та зменшує рівень деренчання, зберігаючи при цьому формальні гарантії стабільності.

З точки зору реалізації у реальному часі, запропонований гібридний підхід зберігає детермінованість часу виконання керуючого циклу та є сумісним зі стандартними бортовими мікроконтролерами класу ARM Cortex-M і Cortex-A. Практична реалізація таких структур на МК класу ARM Cortex-M сьогодні спирається на концепцію мікромашинного навчання та спеціалізовані бібліотеки для оптимізації тензорних обчислень [152–154]. Обчислювальна складність RSEFNN зростає лінійно з кількістю активних правил, що дозволяє контролювати латентність і уникати непередбачуваних піків навантаження. Для мінімізації часу виводу у складних адаптивних системах застосовують компілятори глибокого навчання, що оптимізують обчислювальні графи під конкретну архітектуру GPU або NPU [155, 156]. Це робить адаптивно-інтелектуальні методи, інтегровані з робастними контролерами, практично придатними для застосування у критичних фазах польоту БПЛА.

Високорівневі алгоритми планування траєкторій і прийняття рішень характеризуються суттєво більшою алгоритмічною та структурною складністю порівняно з низькорівневими контурами керування [119–121]. До цієї категорії належать алгоритми пошуку на графах, методи випадкової вибірки простору станів

(RRT, RRT*), а також їхні модифікації з урахуванням динамічних обмежень. Незважаючи на доведену асимптотичну оптимальність і добрі навігаційні властивості, ці методи потребують значних обчислювальних і пам'ятєвих ресурсів, що обмежує їх безпосереднє застосування у вбудованих бортових системах [126].

Ключовою проблемою високорівневого планування є не лише абсолютна латентність обчислення траєкторій, а й принципова невідповідність часових масштабів між рівнями керування. Для ієрархічної організації логіки місії та обробки асинхронних подій у сучасних БПЛА дедалі частіше використовують дерева поведінки, які забезпечують модульність та детермінованість прийняття рішень [157–159]. Планувальні алгоритми зазвичай працюють із частотами 1–10 Гц, тоді як низькорівневі контури стабілізації та керування виконавчими органами функціонують на частотах сотні герц і вище. Такий часовий розрив створює ризик того, що згенерована траєкторія буде застарілою на момент її відпрацювання, особливо в умовах динамічних перешкод і зовнішніх збурень.

Для узгодження цих масштабів у сучасних архітектурах керування використовується багаторівневий підхід, у якому високорівневе планування формує не безпосередні керуючі сигнали, а параметризовані опорні траєкторії або набори контрольних точок. Такі траєкторії повинні бути щонайменше двічі диференційованими, щоб забезпечити обмеженість прискорень і коректну роботу низькорівневих контролерів. Це дозволяє зменшити чутливість системи до латентності планувальника та уникнути різких стрибків у керуючих сигналах [131].

Додатковим аспектом є необхідність врахування обчислювальних затримок і варіативності часу виконання самих алгоритмів планування. У реальних бортових системах планувальник часто працює на окремому обчислювальному ядрі або навіть на окремому процесорі, що взаємодіє з контурами керування через асинхронні черги повідомлень. Це вимагає використання механізмів часової синхронізації, буферизації та перевірки актуальності даних. Реалізація цих механізмів у ROS 2 базується на використанні синхронізаторів повідомлень та апаратних міток часу [160, 161].

Важливу роль у зменшенні латентності відіграють інкрементальні та реактивні методи планування, які оновлюють траєкторію частково, у міру надходження нової інформації про середовище. Такі підходи дозволяють розподілити обчислювальне навантаження в часі та забезпечити квазіреальний режим роботи навіть для складних алгоритмів. Водночас вони накладають додаткові вимоги на узгодженість інтерфейсу між планувальником і низькорівневими контролерами, оскільки часткові оновлення траєкторії не повинні порушувати стабільність замкненої системи.

Таким чином, високорівневе планування в автономних системах БПЛА не може розглядатися ізольовано від проблем латентності та узгодження часових масштабів. Ефективна архітектура керування повинна забезпечувати чітке розмежування відповідальності між рівнями, формування гладких і фізично реалізованих опорних траєкторій, а також контроль часових характеристик обміну даними. Лише за виконання цих умов складні алгоритми планування можуть бути інтегровані у систему реального часу без втрати стійкості та робастності.

Розробка, налагодження та верифікація складних алгоритмів керування автономними БПЛА дедалі більше спирається на концепцію цифрових двійників, які являють собою високовірні віртуальні репліки фізичного апарата з урахуванням його аеродинаміки, структури актуаторів, сенсорних похибок і обчислювальних затримок. На відміну від спрощених імітаційних моделей, цифровий двійник відтворює не лише динаміку руху, а й особливості виконання програмного забезпечення. Для тестування візуальної навігації критичним є використання симуляторів на базі ігрових рушіїв Unreal Engine та Unity, що забезпечують фізично коректне освітлення та рендеринг сенсорних даних [65, 66, 162–164].

Використання цифрових двійників дозволяє перенести основний обсяг валідаційних процедур у віртуальне середовище, істотно зменшуючи ризики, фінансові витрати та часові ресурси, пов'язані з натурними експериментами. Особливо важливим це є для тестування сценаріїв з високим рівнем небезпеки, зокрема відмов виконавчих органів, різких змін маси апарата або польоту в умовах інтенсивної турбулентності. З позицій системної інженерії цифрові двійники виступають ключовим інструментом

безпечної ітеративної оптимізації алгоритмів керування [13].

У межах моделі-орієнтованого проектування застосовується багаторівнева схема валідації, що включає рівні MIL (Model-in-the-Loop) та SIL (Software-in-the-Loop). На етапі MIL перевіряється математична коректність алгоритмів, їхня стійкість і чутливість до параметричних змін моделі. Рівень SIL дозволяє оцінити часові характеристики реалізованого коду, включно з латентністю, варіативністю часу виконання та взаємодією між програмними модулями в умовах, наближених до реальних обчислювальних платформ.

Важливою складовою високовірної імітації є моделювання стохастичних збурень середовища та сенсорних похибок. Сучасні плагіни для Gazebo та ROS2 дозволяють інтегрувати моделі атмосферної турбулентності та дрейфу IMU безпосередньо у фізичний рушій симуляції [165–167]. Застосування спектральних моделей турбулентності, зокрема моделі Драйдена, дозволяє відтворити просторово-часову кореляцію вітрових поривів, характерних для малих і середніх висот польоту [116]. Одночасно моделювання шумів вимірювальних каналів (дрейф нуля, квантування) забезпечує статистичну відповідність між результатами імітаційних та натурних експериментів [117, 118].

Окрему увагу в цифрових двійниках приділено відтворенню обчислювальних ефектів, зокрема дискретизації, затримок передачі даних і асинхронності виконання задач. Для спеціальності «Комп'ютерна інженерія» принципово важливим є моделювання реальних тактових частот, пріоритетів задач та механізмів планування RTOS, оскільки саме ці фактори визначають детермінованість замкненого контуру керування. Ігнорування таких ефектів може призвести до некоректних висновків щодо стійкості та робастності системи.

Цифрові двійники також створюють передумови для проведення масштабного статистичного аналізу шляхом багаторазового програвання сценаріїв із варіацією початкових умов, параметрів збурень і характеристик апарата. Такий підхід дозволяє оцінити не лише середні показники якості керування, а й крайові випадки, включно з рідкісними, але критичними режимами. У контексті даної роботи це є ключовим для оцінювання адаптивних властивостей гібридного

контролера ASMC–RSEFNN.

Таким чином, багаторівнева імітаційна валідація на основі цифрових двійників є не допоміжним етапом, а фундаментальною складовою сучасної методології розробки автономних систем керування БПЛА. Поєднання високовірного моделювання динаміки, сенсорів і обчислювальних процесів забезпечує науково обґрунтоване доведення працездатності та переваг запропонованих алгоритмів, створюючи надійне підґрунтя для їх подальшого перенесення у реальні бортові системи.

Проведений аналіз сучасних підходів до проектування систем керування автономними БПЛА показує, що ефективність таких систем визначається не лише вибором окремих алгоритмів, а насамперед архітектурою їх інтеграції в ієрархічну обчислювальну структуру. Розмежування функцій за часовими масштабами між низькорівневими, середньорівневими та високорівневими контурами дозволяє узгодити вимоги до точності, робастності та детермінованості часу виконання в умовах обмежених апаратних ресурсів.

Низькорівневі алгоритми стабілізації формують найбільш жорсткі вимоги до обчислювальної детермінованості та передбачуваності виконання. Класичні лінійні методи керування забезпечують мінімальну складність, проте є недостатньо ефективними за умов суттєвих нелінійностей і зовнішніх збурень. Нелінійні робастні підходи, зокрема методи ковзних режимів, дозволяють компенсувати ці обмеження, але потребують спеціальних заходів для зменшення негативних ефектів цифрової реалізації.

Адаптивні та інтелектуальні алгоритми розширюють можливості класичних підходів за рахунок онлайн-апроксимації невизначених динамічних ефектів. Використання компактних нейро-нечітких структур, зокрема RSEFNN, дозволяє досягти компромісу між точністю адаптації та обчислювальною складністю, що є принципово важливим для систем реального часу. Поєднання таких алгоритмів із робастними методами керування формує гібридну архітектуру, здатну зберігати стабільність навіть за деградації сенсорної або обчислювальної підсистеми.

Високорівневе планування та прийняття рішень характеризуються значно

більшими латентностями та варіативністю часу виконання. Це зумовлює необхідність узгодження часових масштабів між планувальником і виконавчим контуром шляхом формування гладких опорних траєкторій та використання інтерполяційних методів. Таким чином, архітектура системи керування повинна розглядатися як єдиний обчислювальний ланцюг, у якому кожен рівень компенсує обмеження іншого.

Застосування цифрових двійників і багаторівневої імітаційної валідації забезпечує методологічну основу для перевірки такої інтегрованої архітектури. Високовірне моделювання дозволяє оцінити не лише динамічні характеристики системи, а й вплив обчислювальних затримок, шумів і крайових сценаріїв. У сукупності підходи формують системне бачення побудови керування БПЛА як задачі комп'ютерної інженерії, де алгоритмічна ефективність нерозривно пов'язана з архітектурою обчислень та детермінованістю їх виконання.

1.4. Технології сприйняття середовища та навігаційні системи для БПЛА

Ефективне функціонування автономних БПЛА базується на здатності обчислювальної системи в реальному часі інтерпретувати дані про стан середовища. З позицій комп'ютерної інженерії, сенсорні системи розглядаються як джерела вхідних сигналів, що потребують цифрової фільтрації, синхронізації та комплексування для формування достовірної моделі оточення.

Ефективна автономна навігація БПЛА базується на здатності обчислювальної системи в реальному часі формувати оцінку власного положення на основі зашумлених та асинхронних сенсорних даних. Сенсорні підсистеми розглядаються як джерела цифрових сигналів, що потребують фільтрації, часової синхронізації та комплексування для побудови узгодженої моделі середовища. Алгоритми SLAM у цьому контексті виконують роль високорівневого обчислювального модуля, який трансформує потоки вимірювань у координатну інформацію, необхідну для керування, але водночас створює значне навантаження на бортові ресурси [1, 117, 168].

Сучасні методи SLAM належать до найбільш ресурсоємних компонентів

програмного забезпечення БПЛА. Візуальні алгоритми, зокрема ORB-SLAM та VINS-Mono, потребують виділення й оптимізації великої кількості ознак, а оптимізація локального графа станів має квадратичну складність. Найбільш досконалими на сьогодні є мультикартографічні системи ORB-SLAM3 та OpenVINS, які демонструють високу стійкість до швидких рухів БПЛА завдяки глибокій інтеграції з інерційними даними [169–171]. Латентність обробки відеопотоку може досягати десятків мілісекунд, що є неприйнятним для прямого контуру керування [118, 172, 173]. Аналогічно, LiDAR-орієнтований SLAM вимагає значних обсягів RAM для зберігання хмар точок і реалізації ітераційних методів суміщення, таких як ICP, що зумовлює необхідність паралельних обчислень для досягнення частоти оновлення навігаційних даних не нижче 10–20 Гц [174, 175]. Проривним рішенням у цьому напрямі стало сімейство алгоритмів Fast-LIO, які використовують ітераційний фільтр Калмана на базі розріджених структур даних, що дозволяє запускати LiDAR SLAM навіть на вбудованих процесорах з обмеженими ресурсами [176–178].

Коректна валідація навігаційних алгоритмів у межах імітаційного моделювання потребує адекватного математичного опису похибок сенсорів. У роботі вектор стану БПЛА формується з урахуванням адитивного білого гаусівського шуму, дрейфу нульового рівня та випадкових викидів, які моделюють типові відмови GNSS і збої комп'ютерного зору. Такий підхід дозволяє відтворити накопичення похибок у часі та їхній вплив на точність локалізації без ускладнення моделі надмірними деталями, що є принципово важливим для інженерної перевірки стійкості системи [92].

З точки зору архітектури керування навігаційна підсистема SLAM розглядається як джерело запізнення у контурі зворотного зв'язку. Часовий розрив між реальним рухом БПЛА та моментом оновлення координат призводить до фазового зсуву, який знижує робастність регулятора. Запропонований у дисертації гібридний метод адаптивного керування змінним режимом – ASMC + RSEFNN дозволяє компенсувати цей ефект, а саме нейро-нечітка мережа виконує функцію предиктора та коректора, апроксимуючи стан апарата між оновленнями навігаційних даних і зменшуючи негативний вплив латентності на стабільність

донаведення [70, 71, 133].

Додатковим чинником зростання обчислювального навантаження є інтеграція семантичного аналізу сцени, зокрема методів сегментації на основі глибоких нейронних мереж. Сучасні підходи, такі як Kimera, поєднують метричний SLAM із семантичним розумінням середовища в реальному часі [179–181]. Хоча такі підходи підвищують ситуаційну обізнаність, їх пряме використання у контурі керування є неприйнятним для вбудованих платформ. У роботі обґрунтовується інженерний компроміс, що полягає у відмові від важких CNN на етапі синтезу законів керування та застосуванні спрощених моделей сенсорів і середовища. Це дозволяє зосередити обчислювальні ресурси на швидкодіючих адаптивних алгоритмах керування та забезпечити детермінований цикл виконання при збереженні високої точності позиціонування в умовах збурень [61, 141, 182].

Навігація автономного БПЛА на етапі донаведення потребує розв'язання задачі генерації траєкторії, що одночасно забезпечує уникнення перешкод, дотримання кінематичних обмежень та мінімізацію енергетичних витрат. Планування руху розглядається як багатофакторна задача нелінійної оптимізації, ефективність якої визначається обчислювальною потужністю бортового SoC та вибором структур даних для представлення простору станів. Реалізація таких алгоритмів у вбудованих системах ускладнюється жорсткими обмеженнями на пам'ять і час виконання, що безпосередньо впливає на стабільність усього контуру керування [86, 125, 130].

Сучасні алгоритми планування шляху суттєво відрізняються за обчислювальною трудомісткістю та вимогами до ресурсів. Сіткові методи пошуку, зокрема A* та D* Lite, потребують дискретизації робочого простору у вигляді воксельних карт, що призводить до значних витрат RAM та експоненційного зростання складності у тривимірному просторі [86, 125, 183]. Для зменшення використання пам'яті у вбудованих системах застосовують ієрархічне представлення простору через октадерева або розріджені воксельні сітки [184–186]. Імовірнісні алгоритми типу RRT і RRT* є асимптотично оптимальними та ефективними у неструктурованих середовищах, однак вимагають швидкодіючих

алгоритмів пошуку найближчих сусідів для запобігання блокуванню обчислювального циклу [126]. Оптимізаційні підходи на основі опуклого програмування забезпечують генерацію гладких траєкторій, але потребують значних витрат на ітераційне розв'язання задач квадратичного програмування у реальному часі [187]. Для вирішення цієї задачі на борту БПЛА використовують спеціалізовані розв'язувачі, оптимізовані для вбудованого коду без динамічного виділення пам'яті [188–190].

Для систем комп'ютерної інженерії принциповим є забезпечення детермінованого часу виконання алгоритмів планування та їх коректна синхронізація з низькорівневим контролером. Останнім часом перспективним напрямом стали методи безсіткового планування, що базуються на градієнтній оптимізації В-сплайнів, що забезпечує високу швидкість обчислень [171, 191–193]. Типовою є ситуація, коли планувальник формує опорну траєкторію з частотою 2–10 Гц, тоді як ASMC-контролер потребує вхідних сигналів із частотою сотні герц. Для подолання цього розриву використовуються методи поліноміальної інтерполяції, зокрема траєкторії мінімального ривка, які забезпечують неперервність та гладкість цільових сигналів. Такий підхід дозволяє структурувати масивні обсяги наукових даних, мінімізуючи ризик втрати цінної інформації через надмірну кількість ключових слів, та надає дослідникам чітку методологічну базу для об'єктивної оцінки рівня автономності БПЛА і вибору оптимальних алгоритмів планування траєкторій [194].

Додатковим ускладненням є необхідність планування руху в умовах зовнішніх збурень, насамперед вітрових навантажень. У межах імітаційної валідації рух БПЛА моделюється з урахуванням стохастичних моделей вітру, що дозволяє оцінити здатність системи донаведення компенсувати дрейф, дослідити ефективність горизонтальних підруючих пристроїв та перевірити стійкість алгоритмів при раптових змінах траєкторії через появу динамічних перешкод [129, 194, 195]. Така постановка задачі дозволяє аналізувати взаємодію між планувальником та контролером у близьких до реальних умовах.

Валідація алгоритмів планування траєкторій здійснюється з використанням

цифрових двійників у середовищах Gazebo та ROS, де реалізовані механізми виявлення колізій і моделювання складних сцен з високою щільністю перешкод. Це дає змогу кількісно оцінювати безпечні відстані, часові резерви реакції та стійкість програмного забезпечення до екстремальних сценаріїв руху [110, 130, 196]. У підсумку задача планування руху для БПЛА зводиться до компромісу між оптимальністю траєкторії та детермінованістю обчислень, а запропонований у роботі підхід орієнтований на формування гладких опорних траєкторій, які ефективно відпрацьовуються робастною адаптивною системою керування навіть за умов підвищеної латентності високорівневого планувальника та інтенсивних зовнішніх збурень.

У сучасній комп'ютерній інженерії перехід до повністю автономних БПЛА зумовлює необхідність нової методології тестування та порівняльної оцінки алгоритмів навігації. Інтелектуальні методи керування, зокрема самоеволюціонуючі нейро-нечіткі мережі, характеризуються ітераційним навчанням і залежністю від початкових умов, що ускладнює їх верифікацію в натурних експериментах. У зв'язку з цим високівірне імітаційне моделювання розглядається як базовий інструмент порівняння, тобто стандартизованого порівняльного аналізу ефективності різних алгоритмічних рішень у контрольованих умовах [140, 141, 197]. У комп'ютерній інженерії для цього використовують спеціалізовані фреймворки, такі як BenchBot або інтегровані середовища для автоматизації масових запусків симуляцій (CI/CD для робототехніки) [198–200].

Для забезпечення наукової достовірності результатів імітаційна платформа повинна відповідати жорстким архітектурним вимогам. Ключовими з них є чисельна стабільність інтегрування рівнянь руху із фіксованим кроком, що відтворює тактову частоту реального процесора, фізично коректне моделювання актуаторів як нелінійних ланок із запізненням і обмеженнями, а також стохастичність середовища. Обов'язкове впровадження спектральних моделей вітру, зокрема моделі Драйдена, дозволяє оцінювати робастність алгоритму ASMC у граничних режимах та наближати симуляцію до реальних умов експлуатації БПЛА [110, 116].

Для об'єктивного бенчмаркінгу алгоритмів керування у дисертаційній роботі застосовується система кількісних метрик, що охоплює як динамічні, так і обчислювальні характеристики. Інтегральні показники похибки (IAE, RMSE) дозволяють оцінити точність донаведення, тоді як показник Control Effort характеризує енергетичну ефективність керування. Критично важливими для спеціальності «Комп'ютерна інженерія» є метрики обчислювальної латентності та коливань затримки обчислень, які визначають придатність алгоритму для реалізації у вбудованих системах жорсткого реального часу. Додатково аналізується індекс chattering, що кількісно підтверджує ефективність методів пом'якшення знакових нелінійностей у SMC-подібних структурах [130, 136]. Окрім часових характеристик, ключовим є показник енергоспоживання на одну ітерацію керування, що профілюється за допомогою інструментів типу NVIDIA Nsight або Intel VTune [201–203].

Суттєвою перевагою модельного підходу є можливість безпечної валідації крайових випадків і сценаріїв відмов, відтворення яких у натурних умовах є небезпечним або технічно неможливим. До таких сценаріїв належать раптові зміни маси апарата, відмови окремих горизонтальних підрулюючих пристроїв та різке зростання шумів сенсорної системи при польоті на малих висотах. Використання готових платформ спрощує впровадження автономних БПЛА, проте для їх безпечної розробки критично важливим є етап віртуальної інтеграції. Це дозволяє моделювати середовище та апаратне забезпечення, тестуючи програмні алгоритми без ризику пошкодження техніки [204].

Завершальним елементом методології є концепція перенесення з симуляції в реальність, яка передбачає максимальне наближення симуляційного виконання алгоритмів до їхньої реальної реалізації на вбудованих платформах [5, 205, 206]. Це досягається шляхом жорсткого профілювання часу виконання, використання чисельних методів і бібліотек, сумісних з RTOS, та обмеження алгоритмічних конструкцій, що можуть порушувати детермінованість. Поєднання високовірного моделювання, стохастичних сценаріїв аналізу дозволяє отримати репрезентативну статистичну базу та обґрунтовано продемонструвати переваги архітектур ASMC і RSEFNN, формуючи надійне підґрунтя для їх подальшого впровадження у реальні

системи автономної авіації [207].

Використання стандарту Functional Mock-up Interface (FMI) дозволяє здійснювати симуляцію динаміки БПЛА та процесів у бортових мережах в єдиному часовому просторі [208, 209].

Завершальним етапом проєктування автономної системи керування БПЛА є інтеграція розрізнених технологій сприйняття, навігації та планування у цілісну обчислювальну архітектуру. З позицій комп'ютерної інженерії цей процес спирається на парадигму мультисенсорного злиття даних, яка дозволяє сформувати узгоджену модель стану апарата з підвищеною точністю та стійкістю порівняно з використанням окремих вимірювальних каналів. Таке об'єднання є критично важливим для автономних БПЛА, що працюють в умовах зашумлених вимірювань, змінної динаміки та часткової втрати сенсорної інформації [117, 174, 210].

Сучасні обчислювальні мережі БПЛА реалізують ієрархічний підхід до злиття даних, який охоплює декілька рівнів обробки інформації. На нижньому рівні здійснюється інтеграція сирих інерціальних даних для оцінки орієнтації за допомогою комплементарних фільтрів або розширеного фільтра Калмана. Проте для досягнення прецизійної точності у складних середовищах дедалі частіше застосовують метод оптимізації на факторних графах, який дозволяє ефективно обробляти асинхронні вимірювання від гетерогенних сенсорів [211–213]. Середній рівень відповідає за комплексування ознак від систем технічного зору та LiDAR з метою побудови локальної карти перешкод, де ключовим викликом є часова синхронізація потоків з різною частотою оновлення. На верхньому рівні формується інтегрована модель середовища, яка використовується для прийняття рішень та адаптації керування [214].

На відміну від класичних схем злиття даних, що використовують фіксовані матриці коваріації шумів, запропонований у роботі підхід ґрунтується на адаптивному інтелектуальному коригуванні ваг сенсорів. Нейро-нечітка архітектура RSEFNN у реальному часі оцінює достовірність інформації з окремих джерел і відповідно модифікує внесок кожного сенсора в інтегрований вектор стану, наприклад зменшуючи вплив GNSS у разі екранування сигналу або підвищених вібрацій. Реалізація такої

синергії потребує використання проміжного програмного забезпечення типу ROS2/DDS, яке забезпечує мінімальну латентність та детерміновану передачу великих обсягів даних між гетерогенними обчислювальними вузлами [90, 91]. У складних місіях обробка даних може бути розподілена між бортовим обчислювачем та периферійними серверами за допомогою протоколу 5G [215–217].

Інтеграція навігаційних технологій створює умови для реалізації аналітичної надмірності, що суттєво підвищує живучість системи керування. За відмови або деградації одного з сенсорних каналів обчислювальна система здатна підтримувати оцінку положення апарата за рахунок інерціальної моделі, накопиченого досвіду та нейромережевої апроксимації. У поєднанні з надлишковою актуацією, реалізованою через горизонтальні підрулюючі пристрої, це забезпечує безперервність навігаційного контуру навіть у критичних режимах донаведення, коли втрата інформації може мати аварійні наслідки [218, 219].

Оцінювання синергетичного ефекту інтегрованої архітектури здійснюється у цифрових двійниках шляхом моделювання складних сценаріїв із одночасною дією аеродинамічних збурень, шумів сенсорів та мережевих затримок. Порівняльний аналіз середньоквадратичної похибки позиціонування для класичного фільтра Калмана та нейро-нечіткого підходу, а також симуляції втрати окремих джерел даних, підтверджують, що навігаційні алгоритми, інтелектуальне злиття даних і робастний виконавчий контур формують єдину взаємопов'язану обчислювальну систему. Таким чином, лише комплексне поєднання адаптивного злиття сенсорної інформації, інтелектуальної компенсації збурень і надлишкової актуації дозволяє досягти мети дослідження – створення прецизійної та робастної системи донаведення БПЛА, здатної стабільно працювати в умовах високої невизначеності.

1.5. Постановка задачі дослідження

Проведений у розділі аналіз сучасного стану методів і засобів керування автономними безпілотними літальними апаратами показав, що існуючі підходи не забезпечують одночасного виконання вимог прецизійності навігаційного

керування, робастності до зовнішніх збурень і детермінованості обчислювального циклу в умовах обмежених ресурсів бортових обчислювальних систем. Зокрема, класичні лінійні регулятори характеризуються недостатньою інваріантністю до параметричних і структурних невизначеностей, тоді як сучасні адаптивні та інтелектуальні методи часто супроводжуються зростанням обчислювальної складності, латентності та непередбачуваності часу виконання.

Особливо критичними зазначені обмеження є на етапі прецизійного донаведення БПЛА, де система керування повинна функціонувати в умовах зашумлених та частково неповних навігаційних даних, нестационарних аеродинамічних збурень і змінної динаміки апарата, зберігаючи при цьому гарантовану стійкість та необхідну точність позиціонування. Аналіз архітектур мультисенсорного злиття даних і навігаційних алгоритмів також засвідчив, що затримки, пов'язані з обробкою інформації та синхронізацією різномірних сенсорних потоків, істотно впливають на якість керування та можуть призводити до деградації робастних властивостей замкненої системи.

Таким чином, виникає науково-технічна суперечність між необхідністю підвищення точності та стійкості навігаційного керування автономного БПЛА і обмеженнями, накладеними на обчислювальні ресурси та часові характеристики бортових систем керування. Усунення цієї суперечності потребує розробки інтегрованого підходу, який поєднує робастні методи керування з інтелектуальними механізмами компенсації невизначеностей і адаптивного злиття навігаційної інформації без суттєвого зростання алгоритмічної складності.

У зв'язку з цим *метою дисертаційного дослідження є* підвищення точності та робастності системи донаведення автономного безпілотного літального апарата шляхом розробки інтелектуально-робастної архітектури керування, здатної забезпечувати стабільну роботу в умовах зовнішніх збурень, латентності навігаційних алгоритмів і обмежених обчислювальних ресурсів.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно розв'язати такі основні задачі дослідження:

- розробити математичну модель динаміки руху БПЛА з урахуванням параметричних невизначеностей, зовнішніх збурень і впливу навігаційних затримок на контур керування;
- обґрунтувати вибір робастного методу керування, здатного забезпечити інваріантність замкненої системи до обмежених збурень та змін параметрів моделі;
- розробити інтелектуальний механізм апроксимації невизначених нелінійних складових динаміки та компенсації впливу латентності навігаційної підсистеми;
- сформувати інтегровану архітектуру системи керування, що поєднує робастний регулятор і інтелектуальний коректор у єдиному замкненому контурі;
- дослідити стійкість та робастні властивості запропонованої системи керування за допомогою аналітичних методів;
- провести моделювання та експериментальну верифікацію ефективності розробленого підходу в типових сценаріях прецизійного донаведення БПЛА.

Розв’язання зазначених задач дозволяє перейти до побудови математичних моделей, синтезу алгоритмів керування та формування архітектури системи донаведення, що становить зміст наступного розділу дисертаційної роботи.

РОЗДІЛ 2.

МАТЕМАТИЧНЕ ТА АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ГІБРИДНОЇ
СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ БПЛА

2.1. Математична модель динаміки БПЛА з надлишковою актуацією (ГПП)

Для розробки адаптивної системи донаведення необхідно сформулювати прецизійну математичну модель, яка описує нелінійну динаміку чотирироторного БПЛА, доповненого двома горизонтальними підрулюючими пристроями (ГПП). На відміну від класичних квадрокоптерів, така конфігурація характеризується надлишковою актуацією, що дозволяє реалізувати незалежне керування положенням апарата без зміни його кутової орієнтації.

2.1.1. Кінематика та системи координат

Математичний опис просторового руху автономного БПЛА базується на встановленні зв'язку між векторами сил і моментів, що діють у зв'язаній системі координат, та результуючим переміщенням апарата в інерційному просторі. Для опису динаміки БПЛА з надлишковою актуацією (наявністю ГПП) у даній роботі використовується декомпозиція руху на основі двох правобічних ортогональних систем координат.

1. Інерціальна система координат $E(O_e, X_e, Y_e, Z_e)$ – нерухома система, пов'язана з певною точкою на поверхні Землі. Вісь O_e, Z_e спрямована вертикально вгору, протилежно вектору сили тяжіння. Осі O_e, X_e та O_e, Y_e лежать у горизонтальній площині. Ця система є базовою для завдань навігації, планування траєкторій та визначення похибок позиціонування на етапі донаведення.

2. Зв'язана (рухома) система координат $B(O_b, X_b, Y_b, Z_b)$ – система, початок якої O_b жорстко суміщений із центром мас БПЛА. Вісь O_b, X_b спрямована вздовж поздовжньої осі рами (спрямована «вперед»), вісь O_b, Y_b спрямована праворуч, а вісь O_b, Z_b перпендикулярна площині рами і спрямована «вгору» відносно

конструкції апарата. Всі керуючі сили, що генеруються основними роторами та ГПП, розраховуються саме у цій системі.

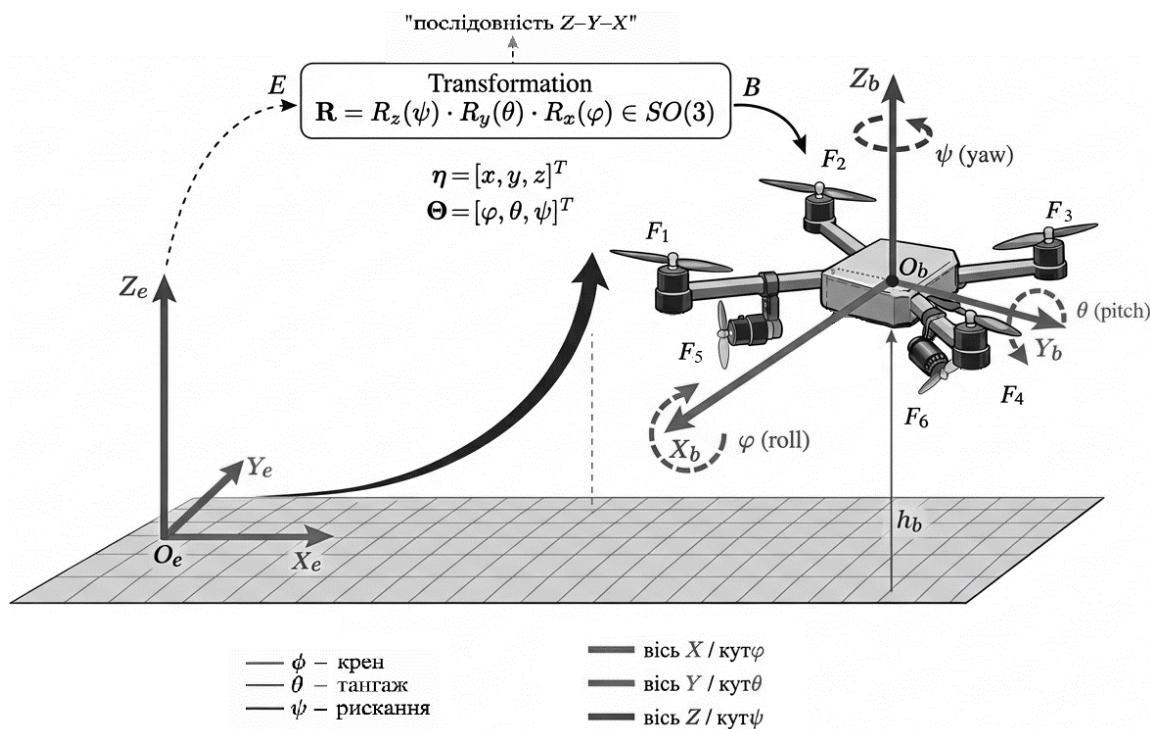


Рисунок 2.1 – Системи координат та кути орієнтації БПЛА в тривимірному просторі

Повне положення БПЛА у просторі визначається вектором стану ξ , який об'єднує координати центру мас та кути кутової орієнтації:

$$\xi = \begin{bmatrix} \eta \\ \Theta \end{bmatrix} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi]^T, \quad (2.1)$$

де $\eta = [x, y, z]^T$ – радіус-вектор лінійного положення у земній системі координат; $\Theta = [\phi, \theta, \psi]^T$ – вектор кутів Ейлера, де ϕ – кут крену, θ – кут тангажу, ψ – кут рискання.

Для перетворення векторів із зв'язаної системи координат в інерціальну використовується матриця повороту $R \in SO(3)$. Згідно з прийнятою в авіації послідовністю поворотів (Z-Y-X), повна матриця R є результатом послідовного перемноження трьох елементарних матриць повороту навколо кожної з осей.

Матриця повороту навколо осі O_b, X_b (кут крену ϕ):

$$R_x(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}. \quad (2.2)$$

Матриця повороту навколо осі O_b, Y_b (кут тангажу θ):

$$R_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}. \quad (2.3)$$

Матриця повороту навколо осі O_b, Z_b (кут ристання ψ):

$$R_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.4)$$

Узагальнена матриця повороту $R(\Theta) = R_z(\psi) \cdot R_y(\theta) \cdot R_x(\phi)$ після алгебраїчних перетворень набуває вигляду:

$$R(\Theta) = \begin{bmatrix} c_\psi c_\theta & c_\psi s_\theta s_\phi - s_\psi c_\phi & c_\psi s_\theta c_\phi + s_\psi s_\phi \\ s_\psi c_\theta & s_\psi s_\theta s_\phi + c_\psi c_\phi & s_\psi s_\theta c_\phi - c_\psi s_\phi \\ -s_\theta & c_\theta s_\phi & c_\theta c_\phi \end{bmatrix}, \quad (2.5)$$

де $c_\alpha = \cos \alpha$ та $s_\alpha = \sin \alpha$.

Важливою властивістю матриці повороту $R(\Theta)$, як елемента спеціальної ортогональної групи $SO(3)$, є її ортогональність. Це означає, що зворотна матриця дорівнює транспонованій:

$$R^{-1}(\Theta) = R^T(\Theta). \quad (2.6)$$

Ця властивість критично важлива для оптимізації обчислювальних алгоритмів бортового комп'ютера, оскільки дозволяє замінити операцію обернення матриці, яка є ресурсомісткою, на просте транспонування, що суттєво знижує латентність контуру керування.

Окрім лінійного переміщення, необхідно встановити математичний зв'язок між вектором кутових швидкостей у зв'язаній системі координат $\Omega = [p, q, r]^T$ (які вимірюються бортовим гіроскопом) та швидкістю зміни кутів Ейлера $\dot{\Theta} = [\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}]^T$.

Цей зв'язок задається матрицею кутових перетворень $W(\Theta)$:

$$\dot{\Theta} = W(\Theta) \cdot \Omega. \quad (2.7)$$

Матриця $W(\Theta)$ будується на основі проєкцій кутових швидкостей на відповідні осі обертання і має наступний вигляд:

$$W(\Theta) = \begin{bmatrix} 1 & s_\phi t_\theta & c_\phi t_\theta \\ 0 & c_\phi & -s_\phi \\ 0 & s_\phi/c_\theta & c_\phi/c_\theta \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

де $t_\alpha = \tan \alpha$.

Аналіз структури матриці $W(\Theta)$ виявляє наявність знаменника $\cos \theta$ у третьому рядку. Це вказує на обчислювальну особливість: при наближенні кута тангажу до $\theta \rightarrow \pm 90^\circ$ елементи матриці прямують до нескінченності. Ця математична сингулярність при куті тангажу $\theta = \pm 90^\circ$, призводить до невизначеності кутів крену та рискання. Проте, запропонована у даній роботі архітектура БПЛА з ГПП дозволяє здійснювати прецизійне донаведення при малих кутах нахилу корпусу, що фактично виключає ризик наближення до сингулярності та підвищує числову стабільність навігаційних обчислень.

Існує два математичних апарати для опису орієнтації – кути Ейлера або кватерніони. У роботі обрано представлення через кути Ейлера, незважаючи на проблему замка осей, з таких причин:

- база правил запропонованої нейромережі RSEFNN будується на лінгвістичних термах, наприклад, великий кут нахилу, що безпосередньо відповідає кутам Ейлера і є складним для реалізації через кватерніони;

- специфіка етапу донаведення БПЛА з ГПП передбачає маневрування при відносно малих кутах нахилу ($\theta < 30^\circ$), що дозволяє системі працювати в зоні стабільності матриці $W(\Theta)$ без ризику виникнення обчислювальних сингулярностей;

- використання кутів Ейлера дозволяє уникнути необхідності постійної нормалізації кватерніонів, що економить такти процесора при реалізації на мікроконтролерах із низькою потужністю.

Для розв'язання задачі керування необхідно пов'язати швидкість зміни координат БПЛА в інерційному просторі з векторами швидкостей, що розраховуються безпосередньо бортовим комп'ютером на основі даних від сенсорів.

Нехай $V_b = [u, v, w]^T$ – вектор лінійної швидкості центру мас апарата, компоненти якого визначені вздовж осей зв'язаної системи координат B . Оскільки

бортові інерціальні сенсори акселерометри вимірюють прискорення і, як наслідок, швидкість саме у рухомій системі координат апарата, виникає обчислювальна задача проектування цих значень на нерухомі осі земної системи E .

Математично цей процес описується операцією лінійного перетворення вектора через оператор повороту. Оскільки матриця $R(\Theta)$ за своєю побудовою є ортогональною матрицею переходу, вона виконує функцію відображення компонентів швидкості з рухомої бази у нерухому.

Швидкість зміни глобальних координат $\dot{\eta} = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ є похідною від вектора положення за часом відносно інерціальної системи. Кінематичне рівняння, що описує переміщення центру мас БПЛА, отримується шляхом множення матриці повороту на вектор швидкості у зв'язаній системі:

$$\dot{\eta} = R(\Theta) \cdot V_b, \quad (2.9)$$

Або у розгорнутому матричному вигляді:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix}, \quad (2.10)$$

де r_{ij} – відповідні компоненти узагальненої матриці повороту $R(\Theta)$, обчислені через кути Ейлера.

Це рівняння є основою алгоритму інтегрування траєкторії. На кожному такті обчислень програма отримує нові значення V_b , трансформує їх через поточну орієнтацію Θ та оновлює глобальні координати апарата.

Повна кінематична модель БПЛА представляється системою двох матричних рівнянь:

$$\begin{cases} \dot{\eta} = R(\Theta) \cdot V_b \\ \dot{\Theta} = W(\Theta) \cdot \Omega \end{cases} \quad (2.11)$$

Ця система рівнянь є базою для побудови цифрового двійника БПЛА у середовищі моделювання та використовується в алгоритмі прогнозування стану в межах нейромережевого контролера.

2.1.2. Динаміка руху БПЛА з надлишковою актуацією

Динамічна модель БПЛА описує взаємозв'язок між зовнішніми силами, моментами та зміною стану апарата у часі. Враховуючи конструктивні особливості досліджуваного об'єкта, а саме наявність основних підйомних роторів та додаткових горизонтальних підрулюючих пристроїв (ГПП), рівняння динаміки базуються на законах Ньютона-Ейлера для твердого тіла з шістьма ступенями свободи.

Згідно з другим законом Ньютона, зміна лінійного імпульсу апарата в інерційній системі координат визначається сумою всіх діючих сил:

$$m\ddot{\eta} = F_G + R(\Theta)F_B + F_D, \quad (2.12)$$

де m – повна маса БПЛА; $\ddot{\eta} = [\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}]^T$ – вектор лінійних прискорень в інерційній системі; $F_G = [0, 0, -mg]^T$ – вектор сили тяжіння; $R(\Theta)$ – матриця повороту (2.5); $F_B = [F_x, F_y, F_z]^T$ – вектор керуючих сил, що генеруються актуаторами у зв'язаній системі координат B ; F_D – вектор невідомих зовнішніх збурень (вітру) та немодельованих аеродинамічних ефектів.

На відміну від стандартних квадрокоптерів, де $F_x = F_y = 0$, у запропонованій моделі компоненти F_x та F_y є ненульовими завдяки тязі ГПП, що дозволяє керувати прискоренням у горизонтальній площині без нахилу корпусу апарата.

Рівняння зміни моменту імпульсу відносно центру мас у зв'язаній системі координат описується рівнянням Ейлера:

$$I\dot{\Omega} + \Omega \times (I\Omega) = \Gamma_B + \Gamma_D, \quad (2.13)$$

де $I = \text{diag}(I_{xx}, I_{yy}, I_{zz})$ – тензор інерції БПЛА (вважається діагональним завдяки симетрії конструкції); $\dot{\Omega} = [\dot{p}, \dot{q}, \dot{r}]^T$ – вектор кутових прискорень; $\Omega \times (I\Omega)$ – гіроскопічний момент, що описує перехресні зв'язки між осями обертання; $\Gamma_B = [M_\phi, M_\theta, M_\psi]^T$ – вектор керуючих моментів; Γ_D – вектор зовнішніх обертальних збурень.

Об'єднуючи кінематичні та динамічні рівняння, представимо повну математичну модель БПЛА у компактному матричному вигляді, зручному для програмної реалізації та синтезу адаптивного керування:

$$\begin{cases} \ddot{\eta} = \frac{1}{m}(R(\Theta)F_B + F_G + F_D); \\ \dot{\Omega} = I^{-1}(\Gamma_B - \Omega \times (I\Omega) + \Gamma_D). \end{cases} \quad (2.14)$$

Система рівнянь є основою обчислювального ядра цифрового двійника. Процес перетворення вхідних сигналів актуаторів у вихідний вектор стану апарата через послідовні обчислювальні блоки представлено на рис. 2.2.

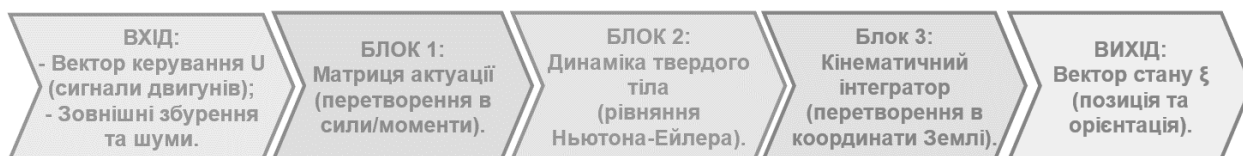


Рисунок 2.2 – Структурна схема математичної моделі
як об'єкта обчислень

При розробці програмного забезпечення для моделювання ці диференціальні рівняння розв'язуються чисельними методами, наприклад, метод Рунге-Кутта 4-го порядку.

Основними обчислювальними викликами при реалізації даної моделі в реальному часі є:

- наявність тригонометричних функцій у матриці $R(\Theta)$ та векторного добутку $\Omega \times (I\Omega)$ потребує значної кількості операцій множення, тобто висока нелінійність;
- зміна одного параметра, наприклад, кута ϕ , миттєво впливає на всі лінійні прискорення, що вимагає від алгоритму керування високої швидкодії для компенсації цих ефектів, тобто перехресні зв'язки;
- оскільки F_D та Γ_D не можуть бути точно виміряні прямими методами, виникає потреба в інтелектуальному оцінювачі, нейромережі RSEFNN, яка в реальному часі буде обчислювати ці заважаючі впливи, тобто невизначеність збурень.

Запропонована модель з ГПП дозволяє спростити задачу стабілізації на етапі донаведення, оскільки при малих кутах нахилу ($\phi, \theta \approx 0$) матриця $R(\Theta)$ наближається до одиничної, а керування горизонтальним положенням здійснюється лінійно через вектори тяги ГПП.

Для цілей синтезу адаптивного керування та програмної реалізації алгоритмів у реальному часі, систему диференціальних рівнянь (2.14) доцільно представити у загальній векторно-матричній формі, прийнятій у теорії робототехнічних систем:

$$M(\xi)\ddot{\xi} + C(\xi, \dot{\xi})\dot{\xi} + G(\xi) + D(\dot{\xi}) = \tau + \tau_d, \quad (2.15)$$

де $M(\xi) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ – матриця інерції та мас – вона є додатно визначеною та симетричною, для БПЛА з ГПП її структура враховує не лише масу корпусу, а й розподіл інерційних моментів додаткових двигунів; $C(\xi, \dot{\xi}) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ – матриця коріолісових та центробіжних сил – ці сили описують динамічні зв'язки між різними ступенями свободи, які виникають при швидкому маневруванні (наприклад, вплив швидкості ристання на крен); $G(\xi) \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ – вектор гравітаційних сил; $D(\dot{\xi}) \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ – вектор аеродинамічного опору – оскільки етап донаведення відбувається в умовах вітру, цей член описується як сума лінійного та квадратичного опору повітря: $d_{linear}\dot{\xi} + d_{quad}\dot{\xi}^2$; $\tau \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ – вектор узагальнених керуючих сил та моментів (двигуни генерують тягу, яка потім через матрицю B перетворюється на вектор τ); τ_d – вектор невідомих зовнішніх збурень, який включає в себе турбулентність та похибки апроксимації моделі.

Точне аналітичне обчислення компонентів матриць $C(\xi, \dot{\xi})$ та $D(\dot{\xi})$ у бортовому контролері є практично неможливим з таких причин:

- динамічну мінливість, яка через коефіцієнти аеродинамічного опору змінюється залежно від щільності повітря та конфігурації вантажу.
- обчислювальний витрати через обчислення повних виразів коріолісових сил потребує сотень операцій множення на кожному такті, що суттєво підвищує латентність системи.

Це створює наукове підґрунтя для використання запропонованої нейромережі RSEFNN. Замість того, щоб програмувати складні аналітичні вирази для кожної складової моделі, обчислювальна система БПЛА буде використовувати нейромережу для онлайн-ідентифікації сукупного ефекту нелінійних сил C, G, D та збурень τ_d .

Такий підхід дозволяє радикально спростити архітектуру польотного ПЗ, замінивши десятки жорстко заданих рівнянь одним адаптивним обчислювальним блоком, що самостійно підлаштовується під фізику польоту.

2.1.3. Матриця розподілу керуючих впливів та алгоритм актуації двигунів

Вектор узагальнених сил та моментів τ , що фігурує у динамічній моделі (2.15), є набором віртуальних керуючих сигналів. Для практичної реалізації польоту в межах обчислювальної системи БПЛА необхідно розв'язати задачу розподілу керування – декомпозицію віртуальних зусиль на реальні команди для кожного з шести актуаторів.

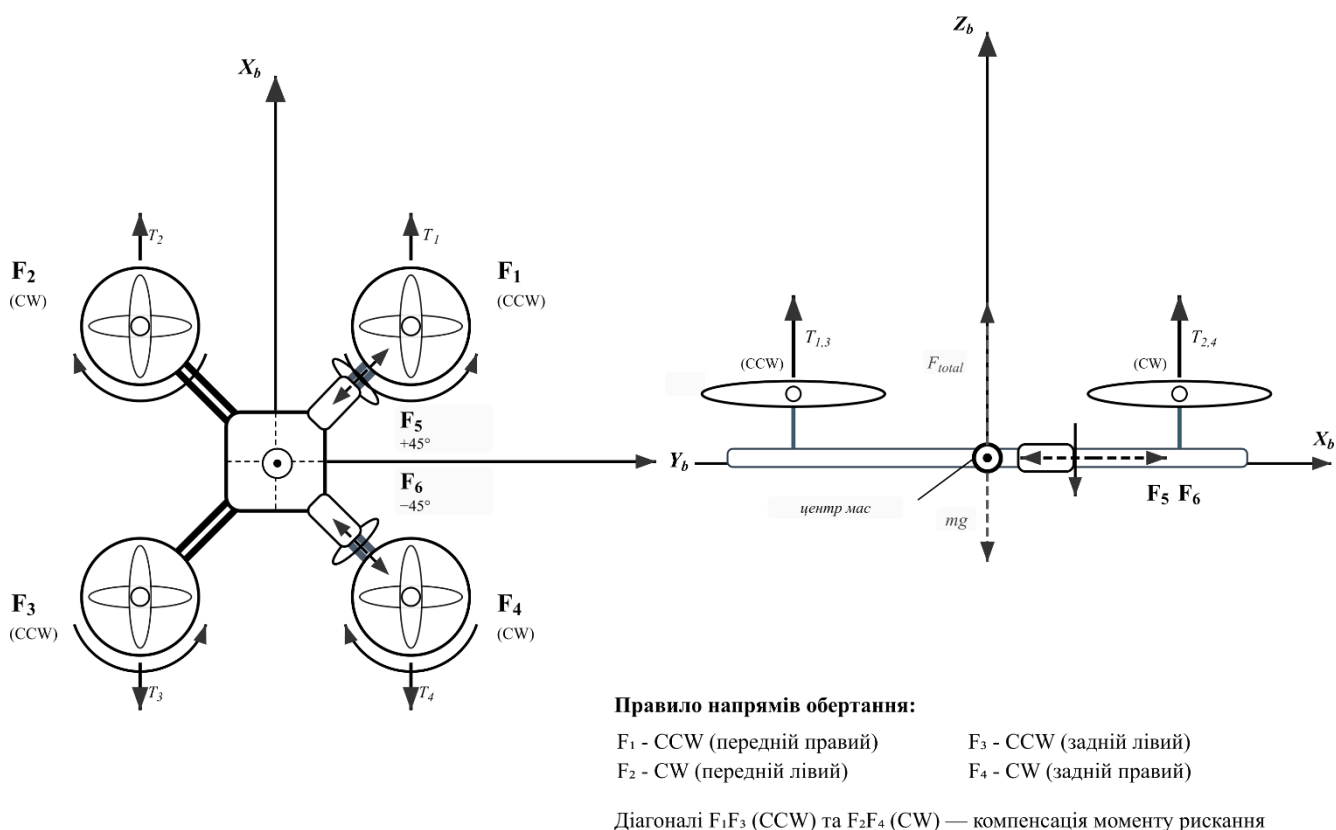


Рисунок 2.3 – Конструктивна схема розміщення актуаторів БПЛА та проекції векторів тяги ГПП, вид зверху площина XOY та вид збоку площина XOZ

Нехай $U = [F_1, F_2, F_3, F_4, F_{u5}, F_{u6}]^T$ – вектор тяги актуаторів, де F_1, F_2, F_3, F_4 – основні підйомні ротори, а F_{u5}, F_{u6} – горизонтальні підруючі пристрої. Зв'язок

між віртуальним керуванням τ та вектором тяги U задається через лінійну матрицю актуації B :

$$\tau = B \cdot U. \quad (2.16)$$

Матриця B формується на основі геометричних параметрів рами. Основні ротори розташовані за схемою 4 пропелери із плечем рами l . ГПП встановлені в центрі мас апарата і розгорнуті під кутом $\alpha = 45^\circ$ відносно поздовжньої осі X_b (рис. 2.3).

Враховуючи проекції векторів тяги, компоненти вектора віртуального керування $\tau = [F_x, F_y, F_z, M_\phi, M_\theta, M_\psi]^T$ розраховуються за наступними залежностями:

1. Сили у горизонтальній площині (використання ГПП):

$$F_x = (F_{u5} - F_{u6}) \cos \alpha;$$

$$F_y = (F_{u5} + F_{u6}) \sin \alpha.$$

Така конфігурація дозволяє створювати вектор сили у будь-якому напрямку горизонтальної площини шляхом диференційного керування тягою двох ГПП.

2. Вертикальна тяга та керуючі моменти (основні ротори):

$$F_z = F_1 + F_2 + F_3 + F_4;$$

$$M_\phi = L(F_1 - F_2 - F_3 + F_4);$$

$$M_\theta = L(F_1 + F_2 - F_3 - F_4);$$

$$M_\psi = c(F_1 - F_2 + F_3 - F_4),$$

де $L = l \sin 45^\circ = \frac{l\sqrt{2}}{2}$ – проекція плеча рами на осі, c – коефіцієнт реактивного моменту гвинта.

Повна матриця актуації $B \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ набуває вигляду:

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \cos \alpha & -\cos \alpha \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sin \alpha & \sin \alpha \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ L & -L & -L & L & 0 & 0 \\ L & L & -L & -L & 0 & 0 \\ c & -c & c & -c & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Ключовою вимогою до алгоритму є мінімізація часових витрат процесора. Оскільки матриця B залежить лише від незмінних конструктивних параметрів БПЛА, задача обчислення тяги двигунів зводиться до прямого множення на обернену матрицю B^{-1} , яка розраховується аналітично на етапі проектування ПЗ:

$$U = B^{-1} \cdot \tau. \quad (2.18)$$

Алгоритм актуалізації, що реалізується у бортовому контролері, містить наступні етапи обробки даних:

- матричне перетворення (2.18), де здійснюється обчислення теоретично необхідної тяги F_i для кожного двигуна;
- обробка обмежень, що враховує фізичні ліміти двигунів та програмний модуль здійснює відсікання значень за правилом:

$$F_{i,limited} = clamp(F_i, F_{min}, F_{max});$$

- апроксимація характеристики двигуна, оскільки ESC-контролери керуються сигналами ШІМ, здійснюється перетворення розрахованої сили тяги у тривалість імпульсу.

Для цього використовується квадратична апроксимація або Look-up таблиця:

$$PWM_i = a\sqrt{F_{i,limited}} + b,$$

де a, b – коефіцієнти, отримані під час стендових випробувань двигунів.

Концептуальна схема такої декупеляції, що дозволяє паралельно обчислювати команди для стабілізації орієнтації та горизонтального позиціонування, представлена на рис. 2.4.



Рисунок 2.4 – Концептуальна схема декупеляції (розв’язки) каналів керування

Використання прямого матричного методу (2.18) забезпечує складність обчислень $O(1)$ та гарантує детермінованість часу виконання такту керування. Структурним результатом розробленої моделі та повноранговості матриці B є можливість повного алгоритмічного розділення ступенів свободи БПЛА.

Така архітектурна розв'язка є фундаментальною передумовою для синтезу двоконтурного гібридного контролера, детальний опис якого наведено у наступному підрозділі.

2.1.4. Аналіз властивостей моделі та декупеляції для комп'ютерної реалізації

Розроблена математична модель БПЛА з надлишковою актуацією володіє набором специфічних властивостей, які є визначальними для побудови високоефективного вбудованого програмного забезпечення керування. Проведений аналіз дозволяє виділити наступні ключові аспекти:

1. Повноранговість та детермінованість актуації, де матриця актуації B (2.17) є квадратною та має повний ранг ($rank(B) = 6$). Це означає, що задача розподілу керуючих зусиль має єдиний аналітичний розв'язок. Це дозволяє уникнути ітераційних методів оптимізації, як у випадку систем із недостатньою актуацією, що гарантує сталу обчислювальну складність $O(1)$ та відсутність непередбачуваних затримок у циклі стабілізації.

2. Алгоритмічна декупеляція ступенів свободи, при якій завдяки конструктивному використанню ГПП, модель дозволяє здійснити повну розв'язку між каналами горизонтального переміщення (x, y) та кутами нахилу корпусу (ϕ, θ) . Це дозволяє розпаралелити обчислювальні процеси у бортовому комп'ютері:

- потік стабілізації орієнтації може виконуватися на рівні мікроконтролера з надвисокою частотою;
- потік точного позиціонування може бути реалізований як окремий програмний модуль, що значно спрощує архітектуру ПЗ та полегшує його налагодження.

Математично доведена декупеляція каналів дозволяє реалізувати архітектуру програмного забезпечення, у якій обчислювальні потоки стабілізації орієнтації та горизонтального позиціонування виконуються паралельно на багатоядерних системах на кристалі. Це дозволяє мінімізувати критичні часові затримки в контурі керування, що, на відміну від існуючих каскадних схем, забезпечує прецизійну точність маневрування апарата без зміни його кутового стану.

3. Придатність системи до нейромережевої апроксимації. Аналіз динамічного рівняння (2.15) показує, що найбільш ресурсомісткі складові – матриця Коріоліса C та вектор опору D є гладкими нелінійними функціями. Це обґрунтовує можливість їх заміни єдиним інтелектуальним обчислювальним блоком – нейромережею RSEFNN. Для вбудованої системи це означає заміну сотень рядків коду з тригонометричними перетвореннями на компактний алгоритм обчислення нейронної мережі, що суттєво знижує вимоги до обсягу програмної пам'яті.

4. Чисельна стабільність та відсутність сингулярностей через використання ГПП, що дозволяє підтримувати горизонтальний стан апарата під час донаведення. З точки зору чисельних методів, це забезпечує роботу алгоритмів у зоні, де значення $\cos \theta$ у кінематичних матрицях (2.8) є далекими від нуля. Це мінімізує похибки округлення при обчисленнях із плаваючою комою та запобігає виникненню помилок переповнення, що є критичним для надійності автономних систем.

Запропонована математична модель є оптимізованою для реалізації у вбудованих системах жорсткого реального часу. Вона забезпечує необхідний компроміс між фізичною достовірністю та обчислювальною ефективністю.

2.2. Синтез адаптивної системи донаведення на основі управління змінним режимом

Метою синтезу системи керування є забезпечення асимптотичної стійкості помилки відстеження бажаної траєкторії БПЛА в умовах дії нестационарних

зовнішніх збурень. Враховуючи властивість декупеляції, обґрунтовану в підрозділі 2.1, загальна архітектура контролера будується за двоконтурною схемою.

2.2.1. Декомпозиція контурів керування та паралельна обробка обчислювальних потоків бортової системи

Згідно з властивостями матриці актуації B , вектор узагальнених керуючих впливів $\tau \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ може бути розділений на два підвектори, що не мають перехресних зв'язків у горизонтальній площині:

$$\tau = \begin{bmatrix} \tau_{pos} \\ \tau_{att} \end{bmatrix}, \quad (2.19)$$

де $\tau_{pos} = [F_x, F_y, F_z]^T$ – вектор сил, що відповідає за лінійне переміщення; $\tau_{att} = [M_\phi, M_\theta, M_\psi]^T$ – вектор моментів, що відповідає за кутову орієнтацію.

Така декомпозиція дозволяє реалізувати систему керування не як єдиний монолітний обчислювальний блок, а як сукупність паралельних процесів, що обмінюються даними через спільну область пам'яті або системну шину.

Контур стабілізації кутової орієнтації або внутрішній контур. Цей контур є критичним з точки зору жорсткого реального часу. Його завданням є підтримка стабільного положення БПЛА відносно горизонту, що необхідно для коректної роботи сенсорних систем (LiDAR, відеокамери) на етапі донаведення:

- компенсація паразитних обертальних моментів та утримання кутів ϕ, θ близькими до нуля;
- керування здійснюється виключно диференційною тягою основних підйомних роторів F_1, F_2, F_3, F_4 ;
- частота оновлення команд у цьому контурі повинна становити не менше 400–1000 Гц, а використання ASMC у цьому контурі дозволяє гарантувати робастність орієнтації при раптових поривах вітру, що діють на плечі рами.

Далі іде контур прецизійного позиціонування або зовнішній контур. Цей контур реалізує траєкторне керування апаратом. Унікальність запропонованого підходу полягає в тому, що для горизонтального маневрування (x, y) контур не потребує зміни кутів орієнтації.

- точне слідування заданій траєкторії донаведення;
- для переміщень по осях x та y використовуються виключно ГПП (F_{u5}, F_{u6}), а для керування висотою z – сумарна тяга основних роторів;
- відсутність потреби у нахилі корпусу для руху вперед або вбік дозволяє усунути маятниковий ефект, характерний для звичайних БПЛА, і це радикально спрощує роботу нейромережі RSEFNN, оскільки їй не потрібно враховувати динамічні похибки, викликані зміною вектора тяги при нахилах.

Для спеціальності комп'ютерна інженерія декомпозиція контурів розглядається як інструмент оптимізації обчислювальної латентності. Оскільки канали τ_{pos} та τ_{att} є незалежними, обчислювальна система бортового комп'ютера може виконувати їх обчислення одночасно:

- перший потік, орієнтація, передбачає обробку даних гіроскопа з подальшим передаванням сигналів до адаптивного регулятора ковзного режиму (ASMC) для формування команд керування моторами з першого по четвертий;
- другий потік, позиціонування, виконує обробку даних систем супутникової або локальної навігації, здійснює оцінку вітрових збурень за допомогою рекурентної самоорганізовної нечіткої нейронної мережі та передає вихідні дані на адаптивний регулятор ковзного режиму для керування виконавчими механізмами 5 та 6 каналів (ГПП 5–6).

Така архітектура дозволяє уникнути накопичення обчислювальних похибок, що зазвичай виникають у каскадних схемах при передачі керуючого сигналу з зовнішнього контуру на внутрішній. У підсумку, декомпозиція забезпечує вищу детермінованість системи та дозволяє досягти сантиметрової точності позиціонування, що є критичним для успішного донаведення автономного БПЛА.

2.2.2. Синтез поверхонь ковзання та аналіз стійкості помилок відстеження

Основою побудови робастного керування змінним режимом є проектування поверхонь ковзання, які визначають бажану динаміку системи після виходу на цільову траєкторію. У даній роботі, враховуючи декупеляцію контурів, синтез поверхонь проводиться незалежно для кожного ступеня свободи апарата.

Процес керування БПЛА спрямований на мінімізацію розбіжності між заданою траєкторією $\xi_d(t)$ та реальним станом апарата $\xi(t)$. Визначимо вектор помилки відстеження як:

$$e(t) = \xi_d(t) - \xi(t). \quad (2.20)$$

Для обчислювальної системи БПЛА цей вектор складається з шести незалежних компонент:

$$e = [e_x, e_y, e_z, e_\phi, e_\theta, e_\psi]^T.$$

Швидкість зміни помилки $\dot{e}(t)$ визначається як різниця між бажаною швидкістю та поточною швидкістю, отриманою від модуля Sensor Fusion:

$$\dot{e}(t) = \dot{\xi}_d(t) - \dot{\xi}(t). \quad (2.21)$$

Обчислення $\dot{e}$ у вбудованих системах є зашумленим процесом. Оскільки диференціювання вхідних сигналів підсилює високочастотні завади сенсорів, у програмній реалізації контролера ASMC використовується алгоритм скінченних різниць із попередньою фільтрацією сигналу низькочастотним фільтром або цифровим спостерігачем стану.

Для забезпечення асимптотичної стійкості помилки відстеження, введемо лінійну поверхню ковзання першого порядку $s(t)$ у наступному вигляді:

$$s = \dot{e} + \Lambda e, \quad (2.22)$$

де $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_6)$ – діагональна матриця позитивно визначених коефіцієнтів підсилення ($\lambda_i > 0$). Математичний сенс вибору такої структури полягає в тому, що при потраплянні системи на поверхню ($s = 0$), динаміка помилки починає описуватися лінійним диференціальним рівнянням першого порядку:

$$\dot{e} = -\Lambda e, \quad (2.23)$$

розв'язок якого має вигляд $e(t) = e(0)\exp(-\Lambda t)$. Це гарантує, що помилка відстеження буде прямувати до нуля за експоненціальним законом, а швидкість цієї збіжності буде визначатися виключно значеннями коефіцієнтів λ_i , що заздалегідь програмуються у контролері.

Процес керування з використанням поверхні s поділяється на два етапи, що мають різні обчислювальні вимоги:

1. Фаза досягнення у якій стан системи знаходиться поза поверхнею ($s \neq 0$). На цьому етапі алгоритм ASMC генерує максимальне зусилля для спрямування траєкторії до поверхні ковзання. Важливо, щоб час досягнення був мінімальним, але не викликав перевантаження обчислювальної шини через різкі стрибки керуючого сигналу.

2. Фаза ковзання у якій стан системи досяг поверхні ($s = 0$) і утримується на ній. На цьому етапі система стає інваріантною (нечутливою) до зовнішніх збурень вітру та параметричних похибок моделі. Це і є ключовою перевагою SMC, яка забезпечує прецизійну точність донаведення.

Реалізація рівняння (2.22) у бортовому ПЗ потребує мінімальної кількості арифметичних операцій, що дозволяє виконувати розрахунок s на кожному такті переривання таймера.

Проте для запобігання виникненню цифрового деренчання, крок дискретизації Δt має бути узгоджений із параметрами λ_i . У даній роботі обґрунтовано вибір частоти обчислень $f_s = 500$ Гц, що забезпечує достатню роздільну здатність для ідентифікації поверхні ковзання нейромережею RSEFNN та запобігає накопиченню похибок інтегрування у фазі ковзання.

Використання декупельованих поверхонь для БПЛА з ГПП дозволяє реалізувати гнучкі стратегії: наприклад, встановити високі значення λ для контуру орієнтації, для жорсткого утримання горизонту, та помірні значення для контуру позиціонування, для плавного підльоту до цілі на етапі донаведення.

2.2.3. Синтез гібридного методу адаптивного керування змінним режимом із інтелектуальною компенсацією збурень

Завданням синтезу закону керування є визначення такого вектора узагальнених зусиль τ , який би гарантував збіжність стану системи до поверхні ковзання $s = 0$ та утримання на ній незалежно від зовнішніх впливів. Структура запропонованого гібридного закону керування базується на поєднанні еквівалентної складової, що компенсує детерміновану динаміку, адаптивної розривної складової та інтелектуального оцінювача збурень. Гібридний метод

адаптивного керування змінним режимом, далі ASMC + RSEFNN, реалізується як поєднання основних компонентів.

Для знаходження структури еквівалентного керування розглянемо умову $\dot{s} = 0$:

$$\dot{s} = \ddot{e} + \Lambda \dot{e} = 0, \quad (2.24)$$

що з урахуванням (2.20) та (2.21) дає вираз для бажаного прискорення: $\ddot{\xi} = \ddot{\xi}_d + \Lambda \dot{e}$. Далі, підставляючи отриманий вираз у матричну модель динаміки БПЛА (2.15), визначимо повну структуру еквівалентного керування τ_{eq} , яка забезпечує компенсацію номінальної динаміки апарата:

$$\tau_{eq} = M(\xi)(\ddot{\xi}_d + \Lambda \dot{e}) + C(\xi, \dot{\xi})\dot{\xi} + G(\xi) + D(\dot{\xi}). \quad (2.25)$$

Пряме обчислення виразу (2.25) у бортовому ПЗ ускладнюється високою алгоритмічною трудомісткістю. Матриці $C(\xi, \dot{\xi})$ та $D(\dot{\xi})$ містять десятки тригонометричних та нелінійних залежностей, що призводить до значних витрат процесорного часу та збільшення обчислювальної латентності. З метою оптимізації ресурсів бортового обчислювача, у даній роботі пропонується використовувати спрощену форму еквівалентного керування, де розрахунок складних компонентів C та D замінюється їхньою онлайн-ідентифікацією за допомогою рекурентної нейромережі RSEFNN. Такий підхід дозволяє радикально знизити кількість операцій множення в основному циклі керування.

Для компенсації невідомих зовнішніх збурень τ_d як вітер, турбулентність у контур керування вводиться оцінка $\hat{\tau}_d$, що генерується рекурентною нейромережею RSEFNN. Повний закон керування набуває вигляду:

$$\tau = \tau_{eq} + \tau_{sw} - \hat{\tau}_d. \quad (2.26)$$

Використання нейромережевої оцінки $\hat{\tau}_d$ дозволяє «розвантажити» розривну складову τ_{sw} , оскільки основна частина енергії збурення компенсується предиктивним сигналом мережі. Це є ключовим фактором підвищення точності на етапі донаведення.

На відміну від класичних робастних методів, де для зменшення вітру потрібні високі коефіцієнти підсилення, запропонований гібридний підхід базується на онлайн-компенсації збурень нейромережею. Це дозволяє знизити амплітуду

розривного керування, забезпечуючи мінімізацію ефекту деренчання та підвищення енергоефективності актуаторів при збереженні математично доведеної практиної асимптотичної стійкості.

Розривна складова τ_{sw} призначена для зменшення залишкової похибки апроксимації нейромережі. У даній роботі запропоновано використовувати адаптивний коефіцієнт підсилення $\hat{K}(t)$:

$$\tau_{sw} = \hat{K}(t) \cdot \text{sgn}(s). \quad (2.27)$$

Для забезпечення числової стабільності та запобігання необмеженому зростанню коефіцієнта при програмній реалізації використовується закон адаптації з модифікованою структурою:

$$\dot{\hat{K}} = \gamma |s|. \quad (2.28)$$

де γ – швидкість навчання.

Запропонований закон керування (2.25) є послідовним обчислювальним конвеєром, що реалізується у бортовому ПЗ:

- блок ідентифікації помилок для обчислення $e, \dot{e}$ та формування вектора s ;
- блок нейромережевого виводу для розрахунку $\hat{t}_d$ за допомогою поточних ваг RSEFNN;
- блок адаптації коефіцієнтів для оновлення $\hat{K}$ через інтегрування за методом Ейлера;
- блок синтезу керування для додавання компонент (2.25) та видача результату на матрицю актуації B .

Така структура забезпечує детермінованість обчислень: час виконання такту керування залишається сталим, що дозволяє системі працювати з частотою 500 Гц і вище, забезпечуючи робастну стійкість БПЛА навіть при раптових відмовах сенсорів або екстремальних поривах вітру.

Узагальнена схема запропонованої гібридної системи, що демонструє взаємодію між блоками формування поверхні ковзання, адаптивним робастним регулятором та інтелектуальною нейромережевою компенсацією збурень, представлена на рис. 2.5.

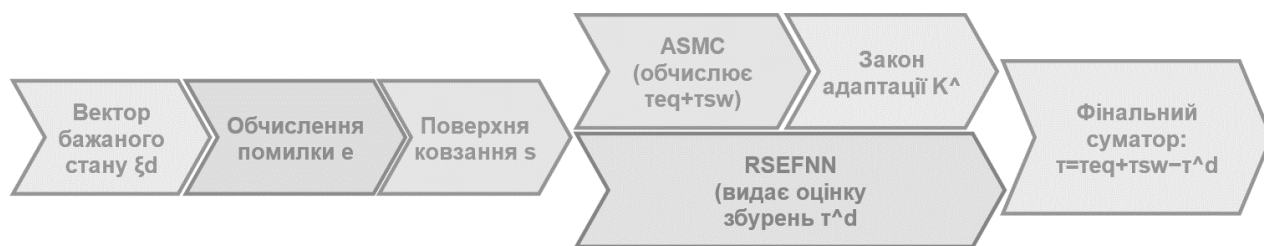


Рисунок 2.5 – Гібридний метод адаптивного керування змінним режимом

Запропонована схема реалізує принцип паралельної обробки даних, де неймережа RSEFNN функціонує як незалежний обчислювальний агент.

2.3. Математичне доведення стійкості замкненої системи за методом Ляпунова

Для гарантування надійності функціонування автономного БПЛА на етапі донаведення необхідно математично підтвердити, що запропонована гібридна архітектура, контролер ASMC та неймережевий спостерігач RSEFNN забезпечує асимптотичну стійкість помилок відстеження. Основним інструментом аналізу виступає прямий метод Ляпунова, який дозволяє довести збіжність станів системи до поверхні ковзання в умовах дії нестационарних збурень.

2.3.1. Вибір функції-кандидата Ляпунова та обґрунтування її структури

Доведення стійкості запропонованої гібридної системи керування базується на другому, прямому, методі Ляпунова [220, 221]. У контексті спеціальності «Комп'ютерна інженерія» цей підхід розглядається як інструмент гарантування детермінованості та надійності програмних алгоритмів адаптації. Ключовим етапом проектування є конструювання скалярної додатно визначеної функції $V(t)$, яка виступає як узагальнена функція втрат. Її мінімізація в процесі роботи обчислювальної системи БПЛА гарантує не лише фізичну стабільність польоту, а й чисельну збіжність процесів онлайн-навчання неймережі RSEFNN.

Для всебічного дослідження гібридного контуру ASMC + RSEFNN обрано комбіновану функцію Ляпунова квадратичного вигляду, що враховує динаміку помилки ковзання, стан параметричної адаптації контролера та енергію навчання нейромережевого спостерігача:

$$V = \frac{1}{2} s^T M(\xi) s + \frac{1}{2\gamma} \tilde{K}^2 + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W}). \quad (2.29)$$

Для проведення коректного аналізу необхідно деталізувати фізичний та математичний зміст складових, що утворюють цю узагальнену функцію. Кожен член рівняння (2.29) відповідає за стабільність окремого сегмента адаптивного обчислювального циклу:

1. Енергія помилки ковзання ($\frac{1}{2} s^T M(\xi) s$). Цей член характеризує енергію відхилення БПЛА від бажаної траєкторії:

– $s = [s_x, s_y, s_z, s_\phi, s_\theta, s_\psi]^T \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ – шестивимірний вектор поверхонь ковзання, визначений у формулі (2.22), який інтегрує статичні (e) та динамічні ($\dot{e}$) похибки стану.

– $M(\xi) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ – симетрична додатно визначена матриця інерції та мас апарата.

Мінімізація цього доданку означає примусове повернення обчислювальної моделі у детерміновану робочу зону, де похибка позиціонування асимптотично прямує до нуля.

2. Енергія помилки адаптації робастного підсилення ($\frac{1}{2\gamma} \tilde{K}^2$). Ця складова відповідає за збіжність алгоритму підбору зусилля для зменшення вітру. Оскільки верхня межа зовнішніх збурень невідома ПЗ БПЛА апіорі, система повинна самостійно адаптувати рівень своєї «агресивності»:

– $\hat{K}(t)$ – поточне значення коефіцієнта підсилення, що обчислюється у бортовому ПЗ;

– K_{max} – теоретична межа збурень, необхідна для повної інваріантності системи;

– $\tilde{K} = K_{max} - \hat{K}$ – помилка параметричної адаптації, яка відображає розбіжність між поточним рівнем робастності та необхідним;

– $\gamma > 0$ – коефіцієнт швидкості адаптації, який у програмній реалізації визначає крок дискретного інтегрування адаптивного закону.

3. Енергія навчання нейромережі ($\frac{1}{2} tr(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W})$). Цей член характеризує якість ідентифікації нелінійностей динаміки інтелектуальним блоком. Використання оператора сліду матриці (tr – сума діагональних елементів) дозволяє отримати скалярну оцінку «енергії навчання» всієї таблиці ваг нейромережі:

– $\hat{W} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ – матриця поточних вагових коефіцієнтів нейромережі RSEFNN, що зберігаються в ОЗП контролера;

– W^* – матриця оптимальних ваг, яка забезпечує ідеальну апроксимацію збурень згідно з властивостями нечітких систем;

– $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ – помилка навчання нейромережі, мінімізація якої гарантує високу точність компенсації вітру;

– $\Gamma = diag(\Gamma_1, \dots, \Gamma_n)$ – позитивно визначена матриця швидкості навчання, що регулює темп оновлення ваг у градієнтному алгоритмі.

Важливо зауважити, що при аналізі динаміки обраної функції $V(t)$ враховується параметр ϵ – залишкова помилка нечіткої апроксимації. Хоча ϵ не є змінною стану і не входить безпосередньо у вираз (2.29), цей параметр визначає межу точності нейромережі RSEFNN. Врахування ϵ у подальших викладках дозволяє довести, що запропонований адаптивний закон керування ASMC володіє достатнім запасом робастності для компенсації неточностей інтелектуального контуру. Отже, при розгортанні динаміки системи враховується межа точності нейромережевої структури, $\epsilon \in \mathbb{R}^{6 \times 1}$ – вектор залишкової помилки апроксимації, що виникає внаслідок обмеженої кількості правил нейромережі та дискретної природи обчислень:

$$\epsilon = d(t) - \hat{d}(W^*, \Psi), \quad (2.30)$$

де $d(t)$ – реальне збурення; $\hat{d}(\cdot)$ – вихід ідеальної мережі; $\Psi(s) \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ – вектор функцій активації нейромережі, компоненти якого ψ_i відображають ступінь

істинності, активації i -го нечіткого правила для поточного стану поверхні ковзання. Цей вектор є результатом роботи шарів фазифікації та агрегування правил мережі RSEFNN.

Введення параметра ϵ дозволяє врахувати фізичні обмеження бортових обчислювачів і довести робастність системи до похибок моделювання ШІ-структур.

Для забезпечення стійкості алгоритм ASMC проектується так, щоб робастна складова $\hat{K}$ завжди перекривала значення $|\epsilon|$. За своєю структурою функція $V(t)$ задовольняє вимогам теореми Ляпунова: вона є додатно визначеною $V > 0$ при $s \neq 0, \tilde{K} \neq 0, \tilde{W} \neq 0$ та радіально необмеженою. Це означає, що алгоритм є внутрішньо захищеним від переповнення. Якщо енергія V зменшується, то всі внутрішні змінні, ваги мережі та коефіцієнти адаптації гарантовано залишаються в межах допустимих діапазонів пам'яті.

Обрана функція Ляпунова є інтегральним критерієм якості функціонування цифрового двійника БПЛА, що дозволяє перейти до аналізу динаміки системи у наступному підрозділі.

2.3.2. Аналіз динаміки енергетичної функції та перетворення похідної Ляпунова

Для визначення стійкості запропонованого алгоритму необхідно проаналізувати швидкість зміни обраної енергетичної функції $V(t)$ у часі. Згідно з прямим методом Ляпунова, для забезпечення асимптотичної стійкості перша похідна функції за часом повинна бути від'ємно визначеною.

Проведемо диференціювання функції (2.29) за часом:

$$\dot{V} = s^T M(\xi) \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{M}(\xi) s - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\hat{K}} - \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{W}}). \quad (2.31)$$

Тут ми врахували, що похідна від помилки адаптації $\dot{\hat{K}} = \frac{d}{dt}(K_{max} - \hat{K}) = -\dot{\hat{K}}$, аналогічно для ваг нейромережі $\dot{\hat{W}} = -\dot{\hat{W}}$.

Використовуючи визначення поверхні ковзання (2.22) та її похідної $\dot{s} = \ddot{e} + \Lambda \dot{e} = (\ddot{\xi}_d - \ddot{\xi}) + \Lambda \dot{e}$, виразимо добуток $M\dot{s}$ через динамічні параметри БПЛА. Підставляючи матричне рівняння динаміки (2.15) у вираз для $\ddot{\xi}$, отримаємо:

$$M\dot{s} = M(\ddot{\xi}_d + \Lambda \dot{e}) - (\tau + \tau_d - C(\xi, \dot{\xi})\dot{\xi} - G(\xi) - D(\dot{\xi})), \quad (2.32)$$

Підставимо отриманий вираз (2.32) у загальне рівняння похідної Ляпунова (2.31):

$$\begin{aligned} \dot{V} = s^T [M(\ddot{\xi}_d + \Lambda \dot{e}) + C\dot{\xi} + G + D - \tau - \tau_d] + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\hat{K}} - \\ - tr(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{W}}). \end{aligned} \quad (2.33)$$

Однією з базових властивостей динаміки робототехнічних систем, до яких належить БПЛА, є те, що матриця $(\dot{M} - 2C)$ є кососиметричною. З цього випливає важлива для обчислювальної стійкості рівність:

$$s^T (\dot{M} - 2C) s = 0 \Rightarrow \frac{1}{2} s^T \dot{M} s = s^T C s \quad (2.34)$$

Використання цієї властивості дозволяє спростити вираз (2.33), замінивши член із похідною матриці інерції на член із матрицею коріолісових сил. Це критично важливо для програмної реалізації, оскільки похідна $\dot{M}$ є вкрай складною для обчислення в реальному часі, тоді як матриця C вже присутня в моделі.

Після перетворень отримаємо:

$$\begin{aligned} \dot{V} = s^T [M(\ddot{\xi}_d + \Lambda \dot{e}) + C(\xi, \dot{\xi})\dot{\xi} + G + D - \tau - \tau_d] + s^T C(\xi, \dot{\xi}) s - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\hat{K}} \\ - tr(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{W}}) \end{aligned} \quad (2.35)$$

Підставимо у рівняння (2.35) структуру розробленого закону керування $\tau = \tau_{eq} + \tau_{sw} - \hat{\tau}_d$ із формули (2.26). Враховуючи, що еквівалентне керування τ_{eq} (2.25) за своєю побудовою повністю компенсує номінальні (відомі) складові M, C, G, D , рівняння похідної набуває вигляду:

$$\dot{V} = s^T [\hat{\tau}_d - \tau_d - \tau_{sw}] - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\hat{K}} - tr(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{W}}), \quad (2.36)$$

де різниця $(\hat{\tau}_d - \tau_d)$ відображає помилку ідентифікації збурень нейромережею, а τ_{sw} – робастне зусилля, що має цю помилку зменшити.

Отриманий вираз (2.36) показує, що стійкість системи тепер залежить виключно від якості алгоритму навчання нейромережі та швидкодії адаптації робастного коефіцієнта. Це підтверджує обґрунтованість ієрархічної структури ПЗ, де низькорівневий контролер компенсує динамічні залишки, які не встигла ідентифікувати нейромережа.

У наступному підрозділі буде проведено аналіз збіжності цих адаптивних складових для доведення фінальної умови $\dot{V} \leq 0$.

2.3.3. Обґрунтування збіжності інтелектуального контуру апроксимації

Для завершення аналізу стійкості необхідно дослідити динаміку похибки навчання нейромережі RSEFNN та її взаємодію з основним контуром керування. Визначимо як вибір закону адаптації ваг дозволяє компенсувати енергію навчання мережі та забезпечити збіжність інтелектуального контуру.

Згідно з властивостями нечітких систем, реальне зовнішнє збурення τ_d , що діє на БПЛА, може бути представлене через ідеальну нейромережу з оптимальними вагами W^* :

$$\tau_d = W^{*T}\Psi(s) + \epsilon, \quad (2.37)$$

де $\Psi(s)$ – вектор функцій активації нейромережі, а ϵ – залишкова помилка апроксимації, обумовлена скінченною кількістю правил мережі.

Поточна оцінка збурення $\hat{\tau}_d$, що генерується обчислювальним блоком RSEFNN, має вигляд:

$$\hat{\tau}_d = \hat{W}^T\Psi(s), \quad (2.38)$$

де $\hat{W}$ – поточна матриця ваг, що зберігається в ОЗП контролера.

Визначимо різницю між оцінкою та реальним збуренням, яка входила у рівняння похідної Ляпунова (2.36):

$$\begin{aligned} \hat{\tau}_d - \tau_d &= \hat{W}^T\Psi(s) - (W^{*T}\Psi(s) + \epsilon) = (\hat{W} - W^*)^T\Psi(s) - \epsilon = \\ &= -\tilde{W}^T\Psi(s) - \epsilon, \end{aligned} \quad (2.39)$$

де $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ – помилка навчання (неузгодженість ваг).

Підставимо отриманий вираз помилки (2.39) у рівняння похідної Ляпунова (2.36):

$$\dot{V} = s^T [-\tilde{W}^T \Psi(s) - \epsilon - \tau_{sw}] - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\tilde{K}} - \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}). \quad (2.40)$$

Розкриємо дужки для першого доданку. Використовуючи властивість лінійності оператора сліду матриці ($a^T B c = \text{tr}(B c a^T)$), перетворимо скалярний добуток $s^T \tilde{W}^T \Psi(s)$ у матричну форму:

$$\dot{V} = -\text{tr}(\tilde{W}^T \Psi(s) s^T) - s^T \epsilon - s^T \tau_{sw} - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\tilde{K}} - \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}). \quad (2.41)$$

Групуємо члени, що містять помилку ваг $\tilde{W}^T$, отримаємо:

$$\dot{V} = -\text{tr}(\tilde{W}^T [\Psi(s) s^T + \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}]) - s^T \epsilon - s^T \tau_{sw} - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\tilde{K}}. \quad (2.42)$$

Найбільш раціональним є такий закон навчання, який би обнуляв перший член рівняння (2.42), тим самим гарантуючи, що зміна ваг III завжди веде до зменшення загальної енергії помилки системи.

Для цього вираз у квадратних дужках має дорівнювати нулю:

$$\Psi(s) s^T + \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} = 0 \Rightarrow \dot{\tilde{W}} = -\Gamma \Psi(s) s^T. \quad (2.43)$$

Рівняння (2.43) є фундаментальним законом онлайн-навчання нейромережі RSEFNN. Його особливості для реалізації у вбудованому ПЗ:

1. Алгоритмічна простота, згідно якої оновлення ваг потребує лише операції множення вектора на вектор-транспонований, що має складність $O(n \cdot m)$. Це дозволяє виконувати навчання на кожному такті керування без перевантаження процесора.

2. Відсутність потреби в цільових даних, згідно чого на відміну від класичного навчання з учителем, де потрібні еталонні дані збурень, цей закон використовує лише помилку ковзання s . Мережа вчиться закривати ті похибки, які реально виникають у польоті.

3. Застосування локальності навчання, яке відбувається завдяки тому, що використовується вектор $\Psi(s)$, і оновлюються лише ті правила нечіткої логіки, які активовані у поточному стані, що підвищує обчислювальну стабільність алгоритму.

Після застосування закону навчання (2.43), похідна функції Ляпунова спрощується до вигляду, що залежить лише від робастних властивостей контролера:

$$\dot{V} = -s^T \epsilon - s^T \tau_{sw} - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\hat{K}}. \quad (2.44)$$

Це доводить, що інтелектуальний контур успішно ідентифікує нелінійну динаміку, залишаючи для адаптивного контролера ASMC лише задачу зменшення залишкової похибки ϵ .

2.3.4. Аналіз практичної асимптотичної стійкості та збіжності помилок керування

Після застосування закону навчання нейромережі (2.43), похідна функції Ляпунова звелася до виразу (2.44), який відображає динаміку помилки ковзання під впливом залишкової похибки апроксимації та роботи адаптивного робастного регулятора.

Для завершення доведення підставимо у (2.44) структуру адаптивної розривної складової $\tau_{sw} = \hat{K} \cdot \text{sign}(s)$ із формули (2.27). Враховуючи математичну властивість $s^T \cdot \text{sign}(s) = |s|$, де $|s|$ – сума абсолютних значень компонент вектора, отримаємо:

$$\dot{V} = -s^T \epsilon - \hat{K} |s| - \frac{1}{\gamma} \tilde{K} \dot{\hat{K}}. \quad (2.45)$$

Використовуючи визначення помилки параметричної адаптації $\tilde{K} = K_{max} - \hat{K}$ та запропонований адаптивний закон оновлення коефіцієнта $\dot{\hat{K}} = \gamma |s|$ (2.28), проведемо перетворення останнього доданку:

$$\dot{V} = -s^T \epsilon - \hat{K} |s| - \frac{1}{\gamma} (K_{max} - \hat{K}) \cdot (\gamma |s|). \quad (2.46)$$

Після алгебраїчного спрощення та взаємного знищення членів $\hat{K} |s|$, похідна енергетичної функції набуває вигляду:

$$\dot{V} = -s^T \epsilon - K_{max} |s|. \quad (2.47)$$

Для того щоб система була асимптотично стійкою, необхідно, щоб $\dot{V}$ була суворо меншою за нуль. Оскільки $s^T \epsilon \leq |s| \cdot |\epsilon|$, ми можемо переписати (2.47) як нерівність:

$$\dot{V} \leq -|s|(K_{max} - |\epsilon|). \quad (2.48)$$

Враховуючи, що за умовами проектування алгоритму значення K_{max} обирається як верхня межа можливої похибки апроксимації ($K_{max} > |\epsilon|$), вираз у дужках завжди буде додатним. Отже, похідна функції Ляпунова є від'ємно напіввизначеною ($\dot{V} \leq 0$).

Для доведення асимптотичної стійкості необхідно врахувати два чинники:

- оскільки обрана в (2.29) функція $V(s, \tilde{K}, \tilde{W})$ прямує до нескінченності при необмеженому зростанні будь-якої з помилок, система є стійкою у всьому просторі станів;
- оскільки $V(t)$ обмежена знизу, а $\dot{V}(t) \leq 0$ і є рівномірно неперервною функцією через обмеженість прискорень БПЛА, то згідно з лемою Барбалата $\dot{V}(t) \rightarrow 0$ при $t \rightarrow \infty$. Це безпосередньо означає, що вектор поверхонь ковзання $s \rightarrow 0$.

Отриманий результат (2.48) є теоретичною гарантією того, що:

- забезпечується стійкість навчання, оскільки процес онлайн-навчання нейромережі не призведе до розбіжності обчислювального циклу;
- забезпечується точність позиціонування. оскільки похибка донаведення буде ліквідована за скінченний час, а траєкторія БПЛА утримуватиметься на поверхні $s = 0$ навіть при зміні сили вітру;
- працездатність в умовах обмеженості ресурсів, оскільки $V(t)$ не зростає, всі внутрішні змінні алгоритму – ваги ІІІ, коефіцієнти адаптації будуть залишатися в межах виділених діапазонів пам'яті, що запобігає виникненню критичних помилок типу переповнення чисел із плаваючою комою.

Математично доведена стійкість дозволяє перейти до наступного етапу – оптимізації якості керуючих сигналів шляхом зменшення високочастотних осциляцій.

2.4. Методи зменшення деренчання в системах зі змінним режимом

Незважаючи на доведену математичну стійкість, практична реалізація адаптивного керування змінним режимом на бортових комп'ютерах БПЛА стикається з проблемою високочастотних осциляцій керуючого сигналу, відомих як ефект деренчання. Деренчання є дестабілізуючим чинником, який викликає надмірне завантаження ESC-контролерів, перегрів актуаторів та вносить суттєві цифрові шуми в канали зворотного зв'язку.

2.4.1. Аналіз природи дискретного деренчання та його впливу на ПЗ

У теоретичних обґрунтуваннях функція знака $sgn(s)$ передбачає миттєве перемикання при переході через нульове значення поверхні ковзання. Проте в реальних обчислювальних системах закон керування реалізується з фіксованим кроком дискретизації Δt , дискретизація за часом. Це призводить до того, що стан системи не може точно утримуватися на поверхні $s = 0$, а постійно перетинає її з високою частотою, створюючи граничний цикл.

Для комп'ютерної системи БПЛА це створює наступні негативні ефекти:

- інформаційне перевантаження шини даних, оскільки високочастотні зміни командного сигналу генерують надмірний трафік між польотним контролером та силовою підсистемою;
- деградація точності інтегрування, оскільки чисельні методи розв'язання диференціальних рівнянь, наприклад, Рунге-Кутта, базуються на гладкості функцій, розривне керування вносить обчислювальні артефакти, що накопичуються у часі;
- збудження паразитних резонансів, оскільки горизонтальні підрулюючі пристрої (ГПП), що мають малу інерційність, миттєво відпрацьовують ці шуми, що призводить до інтенсивних вібрацій корпусу та зашумлення показів акселерометрів.

Для усунення розривності керування у роботі пропонується замінити функцію $sgn(s)$ її безперервним наближенням у межах адаптивного граничного шару товщиною Φ .

Першим етапом оптимізації є використання функції насичення:

$$\text{sat}(s/\Phi) = \begin{cases} s/\Phi, & |s| \leq \Phi; \\ \text{sgn}(s), & |s| > \Phi, \end{cases} \quad (2.49)$$

де $\Phi > 0$ – параметр, що визначає ширину лінійної зони поблизу поверхні ковзання.

Проте функція насичення має розриви першої похідної на межах шару, що є критичним для алгоритму навчання нейромережі RSEFNN, який базується на градієнтному спуску. Для забезпечення диференційованості сигналу керування у дисертації обґрунтовано використання гладкої апроксимації на основі гіперболічного тангенса:

$$\tau_{sw} = \hat{K}(t) \cdot \tanh\left(\frac{s}{\Phi}\right). \quad (2.50)$$

Функція $\tanh$ забезпечує гладкість сигналу керування на всьому діапазоні значень. На рис. 2.6 зображена порівняльна характеристика цих функцій перемикання, що демонструє переваги запропонованого підходу для формування м'яких команд актуаторам.

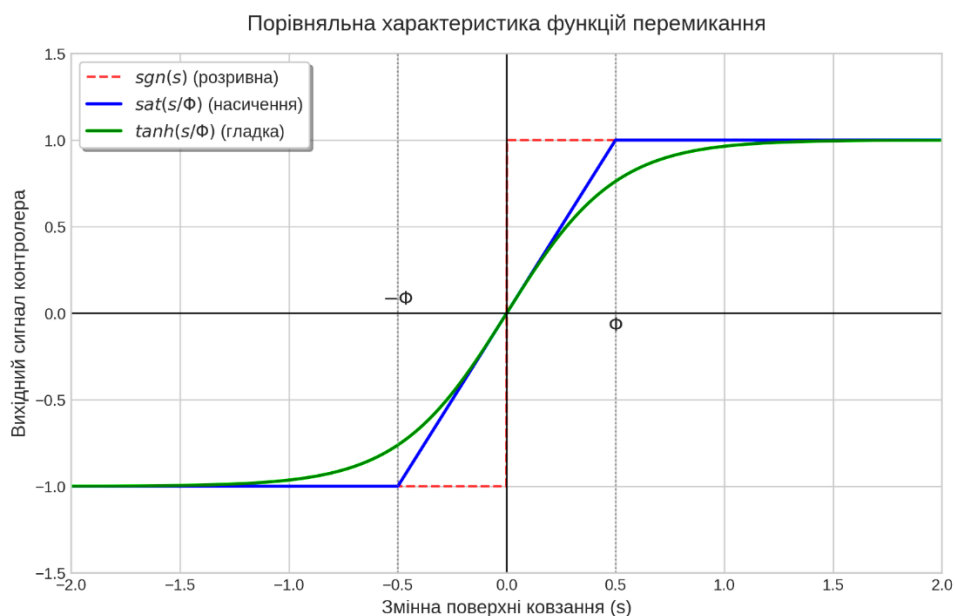


Рисунок 2.6 – Порівняння функцій sgn , sat та $\tanh$

Як бачимо на графіку (рис. 2.6) пунктирна лінія (sgn) спричиняє миттєві стрибки тяги актуаторів, тоді як суцільна лінія ($\tanh$) забезпечує плавне регулювання в межах граничного шару $[-\Phi, \Phi]$. Використання гладкої функції

$\tanh$ робить систему диференційованою, що є необхідною умовою для коректної роботи алгоритмів градієнтного спуску в нейромережі RSEFNN.

2.4.2. Динамічне керування товщиною граничного шару

Використання статичного значення Φ створює обчислювальну суперечність: велике значення Φ ефективно зменшує деренчання, але збільшує статичну похибку позиціонування; мале значення – підвищує точність, але спричиняє повернення осциляцій.

Для розв'язання цього протиріччя у програмному забезпеченні реалізується алгоритм адаптивного граничного шару, товщина якого є функцією похибки стану:

$$\Phi(t) = \Phi_0 \cdot \exp(-\alpha \|e\|), \quad (2.51)$$

де Φ_0 – початкове значення, α – коефіцієнт швидкості адаптації, $|e|$ – норма похибки відстеження траєкторії.

Така логіка дозволяє обчислювальній системі мати широкий «захисний» шар при значних відхиленнях (забезпечуючи плавність маневрування) та автоматично звужувати його при наближенні БПЛА до цілі, що гарантує прецизійну точність донаведення без виникнення паразитних коливань.

Для кількісної оцінки ефективності методів зменшення деренчання в імітаційних експериментах введено метрику Total Variation (TV), яка описує варіативність сигналу керування:

$$TV(u) = \sum_{k=1}^n |u(k+1) - u(k)|, \quad (2.52)$$

де $u(k)$ – значення сигналу керування на k -му такті обчислень. Мінімізація показника TV є обчислювальним доказом усунення ефекту деренчання та підвищення енергоефективності програмної реалізації алгоритму.

Оскільки функція $\tanh$ (2.50) потребує розрахунку експонент, що є обчислювально затратною операцією для вбудованих CPU без апаратних прискорювачів, запропоновано метод оптимізації. У бортовому ПЗ функція $\tanh(x)$ апроксимується раціональним дробом за методом Паде [222–224]:

$$\tanh(x) \approx \frac{x+x^3/15}{1+2x^2/5}, \quad (2.53)$$

Це дозволяє розраховувати робастне керування за допомогою базових арифметичних операцій, що мінімізує обчислювальну латентність та забезпечує детермінованість такту керування у 500–1000 Гц.

2.5. Архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі

Ефективна компенсація нестационарних збурень на етапі донаведення БПЛА потребує використання обчислювальних структур, здатних до ідентифікації складних нелінійних залежностей у реальному часі. У даній роботі запропоновано архітектуру рекурентної самоеволюціонуючої нечіткої нейронної мережі (RSEFNN), яка поєднує логічний вивід на основі нечітких правил із динамічними властивостями рекурентних зв'язків.

Ключовою особливістю RSEFNN є здатність до автономної структурної адаптації, самоеволюції, що дозволяє системі самостійно визначати необхідну кількість нечітких правил залежно від складності зовнішнього середовища, мінімізуючи при цьому завантаження бортового обчислювача.

2.5.1. Топологія обчислювального графа та організація внутрішніх ліній затримки як динамічної пам'яті системи

Запропонована структура RSEFNN є гібридною обчислювальною системою, що реалізує відображення вхідного простору станів у вихідний сигнал компенсації збурень (рис. 2.7). Архітектура мережі побудована за принципом прямого поширення сигналу з локальними зворотними зв'язками у рекурентному шарі (рис. 2.8). Розгорнута схема блоку онлайн навчання RSEFNN представлена на рис. 2.9.

Розглянемо детально функціональне призначення та математичний опис кожного з шести шарів.

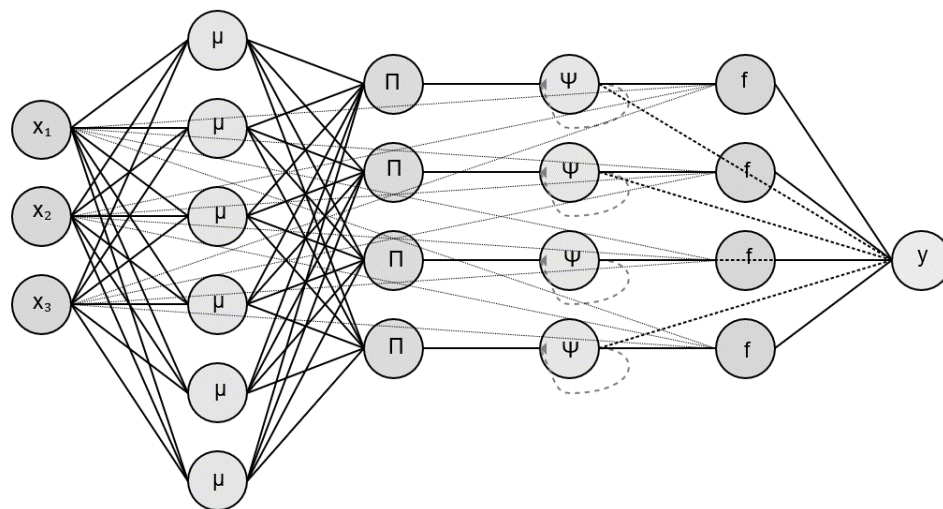
Шар 1. Рівень розподілу вхідних сигналів. Вузли цього шару виконують функцію вхідних інтерфейсів, які отримують вектор поверхонь ковзання $s =$

$[s_1, \dots, s_n]^T$, сформований контролером ASMC. Для кожного вузла i операція описується як:

$$u_i^{(1)} = x_i, \quad (2.54)$$

де x_i – компоненти вхідного вектора s ; $u_i^{(1)}$ – вихід першого шару.

З позицій системного ПЗ, цей шар відповідає за нормалізацію та підготовку даних для мінімізації похибок округлення при подальших обчисленнях.



Шар 1:	Шар 2:	Шар 3:	Шар 4:	Шар 5:	Шар 6:
Вхідний шар $u^{(1)}_i = x_i$	Шар фазифікації $u^{(2)}_{ij} = \exp(-(x_i - m_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2)$	Шар правил $u^{(3)}_j = \Pi_i u^{(2)}_{ij}$	Рекурентний шар $u^{(4)}_j = \lambda_j F_j(t) + (1 - \lambda_j) \Psi_j(t-1)$	Шар наслідків $u^{(5)}_j = \Sigma_i a_{ij} x_i$	Вихідний шар $y = \Sigma_j \Psi_j f_j / \Sigma_j \Psi_j$

Рисунок 2.7 – Архітектура рекурентної самоєволюціонуючої нечіткої нейронної мережі для донаведення БПЛА

Шар 2. Рівень термів нечіткої логіки. Кожен вузол цього шару реалізує функцію належності, яка визначає ступінь приналежності вхідного сигналу до певної лінгвістичної категорії.

Використання гаусових функцій обумовлено їхньою властивістю неперервної диференційованості, що є критичним для забезпечення гладкості керуючого сигналу:

$$u_{ij}^{(2)} = \exp\left(-\frac{(u_i^{(1)} - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right), \quad (2.55)$$

де m_{ij} та σ_{ij} – центр та ширина Гаусоїди для j -го правила. Ці параметри є адаптивними і зберігаються у матриці конфігурації мережі в ОЗП.

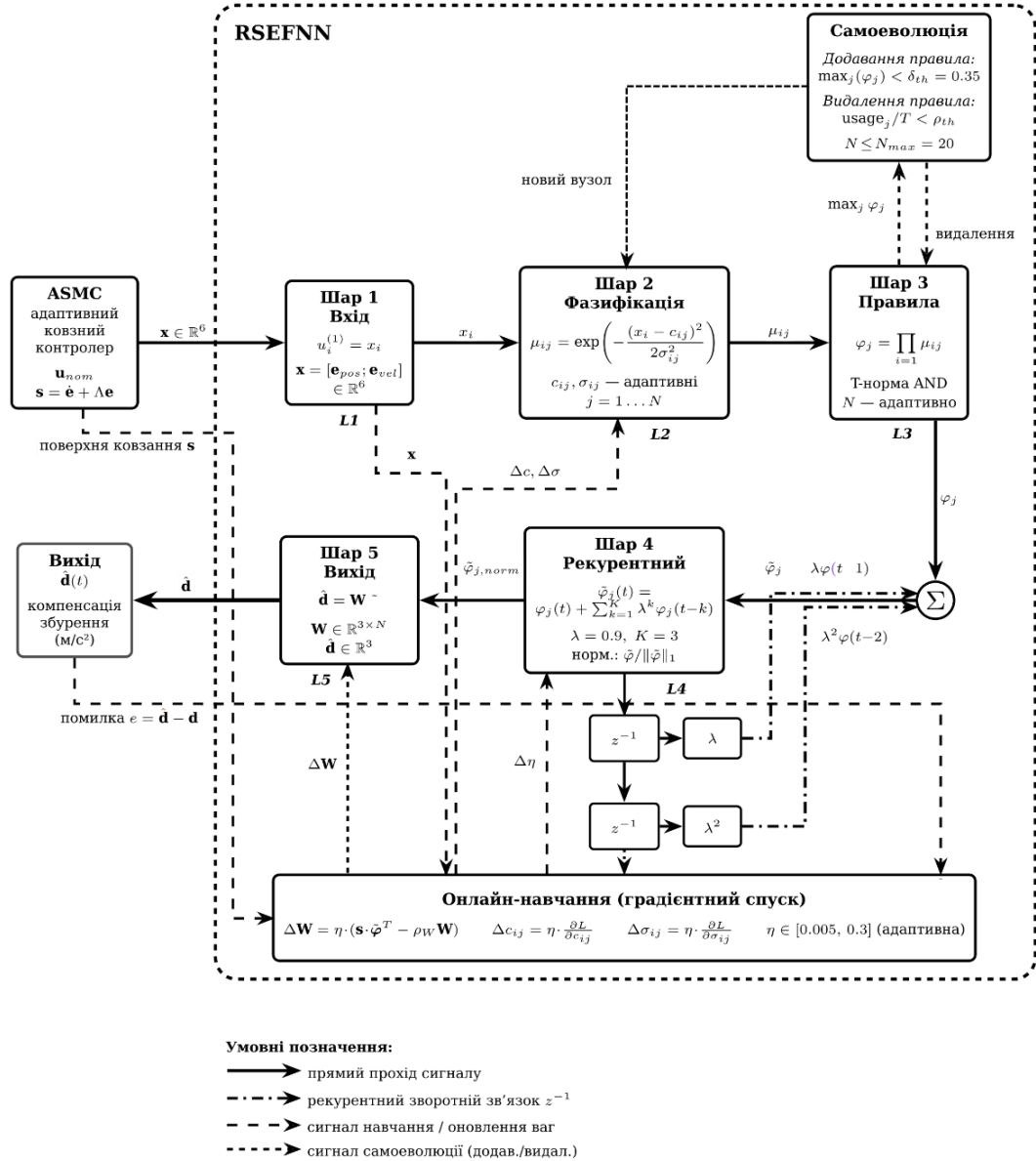


Рисунок 2.8 – Структурна схема RSEFNN

Шар 3. Рівень формування нечітких правил. Вузли цього шару виконують роль логічних вентилів «ТА». Обчислення виконується за допомогою операції добутку (Т-норма), що дозволяє оцінити спільну інтенсивність активації передумов правила:

$$u_j^{(3)} = \prod_i u_{ij}^{(2)}. \quad (2.56)$$

Вихід $u_j^{(3)}$ характеризує «вагу» j -го нечіткого правила у поточному стані системи. Важливо, що цей шар визначає логічну зв'язність мережі та кількість активних обчислювальних потоків.

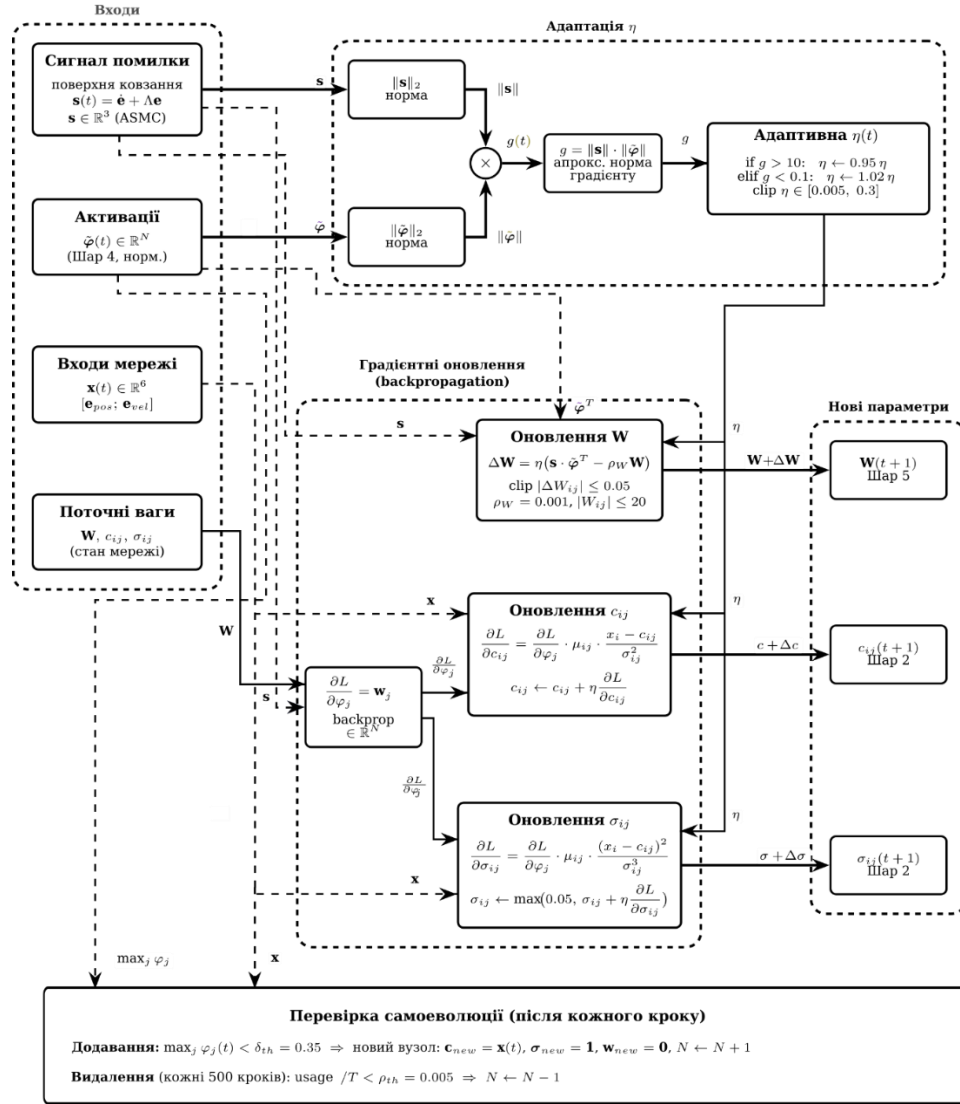


Рисунок 2.9 – Розгорнута схема блоку онлайн навчання RSEFNN

Шар 4. Рівень динамічної рекурентної пам'яті. Це ключовий рівень, що відрізняє RSEFNN від класичних нечітких мереж. Кожен вузол має внутрішній зворотний зв'язок із одиничною затримкою. Це дозволяє мережі враховувати історію збурень:

$$u_j^{(4)}(t) = \lambda_j \cdot u_j^{(3)}(t) + (1 - \lambda_j) \cdot u_j^{(4)}(t - 1), \quad (2.57)$$

де $\lambda_j \in [0, 1]$ – рекурентний коефіцієнт. З погляду обробки сигналів, цей шар діє як набір паралельних адаптивних фільтрів низьких частот, що дозволяє системі стабільно працювати при короткочасних втратах пакетів навігаційних даних або різких викидах сенсорного шуму.

Рекурентні зв'язки в архітектурі RSEFNN на рівні програмної реалізації виконують роль ліній затримки. Це дозволяє формувати динамічну пам'ять системи для ідентифікації нестационарних навантажень без використання громіздких обчислювальних архітектур, що оптимізує використання кеш-пам'яті бортового процесора.

Шар 5. Рівень формування наслідків. У цьому шарі реалізується модель Такагі-Сугено-Канга першого порядку.

Вихід кожного вузла є лінійною функцією вхідних змінних x_i , компонент вектора s , зваженою на часову інтенсивність активації правила:

$$u_j^{(5)} = u_j^{(4)} \cdot (\sum_{i=1}^n a_{ij}x_i + b_j), \quad (2.58)$$

де a_{ij}, b_j – параметри наслідків, що підлягають адаптації. Обчислення у цьому шарі дозволяють мережі екстраполювати поведінку збурень, що підвищує предиктивні властивості контролера.

Шар 6. Рівень дефазифікації та формування виходу. Фінальний шар виконує агрегування результатів усіх правил для отримання єдиного скалярного значення оцінки збурення $\hat{d}$:

$$y = \hat{d} = \frac{\sum_{j=1}^m u_j^{(5)}}{\sum_{j=1}^m u_j^{(4)}}, \quad (2.59)$$

де m – поточна кількість правил у базі знань. Програмна реалізація цього шару вимагає перевірки знаменника на рівність нулю для запобігання помилок ділення на нуль у бортовому обчислювачі.

У програмній реалізації при $\sum_{j=1}^m u_j^{(4)} < \delta$, де δ – машинний нуль, вихід системи прирівнюється до попереднього значення, що забезпечує стабільність обчислювального потоку.

Структура (2.54)–(2.59) є спрямованим ациклічним графом (за виключенням рекурентних петель у 4-му шарі). Така топологія дозволяє ефективно використовувати оптимізацію. Обчислення ступенів активації для всіх m правил можуть виконуватися паралельно в межах одного процесорного циклу. Це

забезпечує мінімальну латентність системи, що є критичним для стабілізації БПЛА в умовах швидкої зміни вітрового навантаження.

2.5.2. Динамічна реконфігурація активних обчислювальних вузлів та адаптивне керування апаратним навантаженням

Механізм самоєволюції реалізує принцип динамічної реконфігурації обчислювального графа нейромережі. На відміну від традиційних статичних структур, це дозволяє в реальному часі змінювати топологію мережі, кількість активних обчислювальних вузлів, що забезпечує адаптивне керування обчислювальною інтенсивністю алгоритму. При низьких збуреннях навантаження на апаратні ресурси мінімізується, а при входженні в турбулентні зони – обчислювальна потужність нарощується для збереження точності

Фундаментальною особливістю запропонованої архітектури RSEFNN є здатність до самоєволюції, а саме динамічної зміни кількості вузлів у прихованих шарах мережі без втручання оператора. Цей механізм реалізує принцип адаптивного управління обчислювальними ресурсами: система автоматично балансує між точністю апроксимації збурень та алгоритмічною складністю обчислювального циклу.

Процес розширення бази знань базується на аналізі щільності покриття вхідного простору поточними нечіткими правилами. Для кожного нового вектора вхідних сигналів $s(t)$ обчислювальна система виконує перевірку критерію новизни, що базується на просторовій інтенсивності активації правил, вихід 3-го шару.

Визначимо максимальну силу активації серед усіх m існуючих правил:

$$\Psi_{max} = \max_{j=1...m} (u_j^{(3)}). \quad (2.60)$$

Умова додавання нового правила формулюється наступним чином:

$$IF \Psi_{max} < \delta_{th} THEN Add_New_Rule, \quad (2.61)$$

де $\delta_{th} \in (0,1)$ – поріг новизни, що визначає допустиму міру «незнання» системи.

Низьке значення Ψ_{max} свідчить про те, що поточний стан збурення знаходиться поза межами зон чутливості існуючих функцій належності. У такому

випадку програмний модуль ініціює процедуру генерації нового обчислювального вузла.

При виконанні умови (2.61) обчислювальна система виконує наступні кроки для ініціалізації нового правила ($m + 1$):

- центри функцій належності (Шар 2) встановлюються рівними поточним вхідним значенням: $m_{i,m+1} = x_i$, це гарантує, що нове правило буде максимально активоване саме у поточній точці простору станів.
- ширини функцій належності (σ) ініціалізуються базовим значенням σ_0 , що визначає зону впливу нового правила;
- параметри наслідків (Шар 5) ваги $a_{i,m+1}$ та b_{m+1} копіюються з найбільш близького існуючого правила або ініціалізуються малими випадковими значеннями для запобігання стрибків керуючого сигналу.

З точки зору архітектури обчислювальної системи, цей процес вимагає динамічного перерозподілу пам'яті. Для забезпечення детермінованості у системах реального часу у даній роботі запропоновано використовувати статичний пул пам'яті, розрахований на максимально допустиму кількість правил m_{limit} . Це дозволяє створювати нові об'єкти правил за час $O(1)$, уникаючи фрагментації ОЗП.

Для запобігання необмеженому зростанню обчислювальної складності та видалення надлишкових правил, у роботі реалізовано алгоритм згортання. Правило видаляється з обчислювального графа, якщо виконується одна з умов:

- низька значущість, це якщо протягом заданого вікна часу T_{obs} середнє значення активації правила $\Psi_j < \Psi_{min}$, таке правило вважається неефективним;
- надмірне перекриття, це якщо центри двох правил m_j та m_k знаходяться занадто близько, згідно з Евклідовою відстанню, вони об'єднуються в одне для зменшення кількості операцій множення у 3-му та 6-му шарах.

Процес структурної адаптації мережі RSEFNN інтегрується безпосередньо у головний цикл керування БПЛА. Логіка функціонування механізму самоеволюції, що забезпечує динамічне розширення та оптимізацію бази знань, представлена у формі математичного псевдокоду (Алгоритм 2.1).

Алгоритм 2.1. Структурна адаптація та самоєволюція RSEFNN

Вхід: Поточний вектор станів $s(t)$, база правил $\{m_{ij}, \sigma_{ij}, a_{ij}, b_j\}$, пороги δ_{th}, Ψ_{min}

Вихід: Оновлена структура мережі та вектор оцінки збурень $\hat{t}_d$

1. Обчислення активації (Шари 2–3):

- Для кожного правила $j = 1 \dots m$:
- Розрахувати ступінь належності μ_{ij} за (2.55);
- Визначити силу активації $u_j^{(3)} = \prod \mu_{ij}$.

2. Перевірка критерію новизни:

- Знайти $\Psi_{max} = \max(u_j^{(3)})$;
- **IF** $\Psi_{max} < \delta_{th}$ **AND** $m < m_{limit}$ **THEN**:
- $m \leftarrow m + 1$ (інкремент кількості правил);
- **Ініціалізація нового вузла**:
- Центри: $m_{i,m} = x_i$;
- Ширини: $\sigma_{i,m} = \sigma_0$
- Наслідки: $\{a_{i,m}, b_m\} = \text{copy_from_nearest_rule}()$;
- Виділення пам'яті: $\text{allocate_static_pool}(m)$.
- **ELSE**:
- Перейти до параметричного навчання ваг $\hat{W}$ (градієнтний спуск).

3. Оптимізація структури:

- **FOR EACH** rule $j = 1 \dots m$:
- **IF** $\text{mean}(\text{activation}_j) < \Psi_{min}$ **THEN**:
- Видалити вузол j ;
- Перевпорядкувати індекси правил.

4. Формування виходу (Шари 4–6):

- Обчислити рекурентні зв'язки $u_j^{(4)}$ за (2.57);
 - Розрахувати фінальну оцінку збурення $\hat{t}_d$ за (2.59).
-

Завдяки впровадженню описаного механізму самоєволюції, обчислювальна система БПЛА набуває властивості структурної гнучкості. Це дозволяє мережі RSEFNN самостійно адаптувати свою конфігурацію до поточної складності

зовнішніх збурень, забезпечуючи мінімально необхідний рівень деталізації бази знань для ефективної компенсації вітрового навантаження.

Такий підхід реалізує принцип динамічної оптимізації обчислень. Мережа не використовує надмірні ресурси в стабільних режимах польоту, проте миттєво нарощує обчислювальну потужність при входженні в зони турбулентності. Така зміна архітектури на льоту ставить особливі вимоги до менеджменту пам'яті та часових характеристик виконання коду.

2.5.3. Архітектура статичних пулів пам'яті для усунення фрагментації ОЗП та обмеження алгоритмічної складності

Впровадження інтелектуальних методів керування у системи жорсткого реального часу потребує ретельного аналізу обчислювальних витрат. Оскільки БПЛА функціонує в умовах обмежених енергетичних ресурсів та обчислювальних потужностей, запропонований алгоритм RSEFNN повинен забезпечувати стабільну роботу без порушення часових дедлайнів керуючого циклу.

Обчислювальна трудомісткість мережі RSEFNN визначається сумарною кількістю операцій, необхідних для прямого поширення сигналу та зворотного оновлення ваг. Проведемо пошаровий аналіз складності:

- шари 1–3 (Фазифікація та правила). Обчислення Гаусових функцій та Т-норми потребує $O(n \cdot m)$ операцій, де n – кількість входів, m – кількість правил;
- шари 4–5 (Рекурентність та наслідки). Розрахунок лінійних комбінацій та зворотних зв'язків також має лінійну складність $O(n \cdot m)$;
- шар 6 (Дефазифікація). Потребує сумування та одного ділення, що відповідає $O(m)$.

Сумарна часова складність одного такту обчислень RSEFNN становить:

$$T_{total} \approx O(n \cdot m). \quad (2.62)$$

Лінійна складність відносно кількості правил є вагомою перевагою над методами глибокого навчання, де складність часто зростає експоненціально або квадратично відносно глибини мережі. Для типової конфігурації ($n = 6, m = 20$) загальна кількість операцій з плаваючою комою (FLOPS) на один цикл не

перевищує 1000, що дозволяє виконувати алгоритм на мікроконтролерах із тактовою частотою від 168 МГц (класу ARM Cortex-M4/M7).

Ефективність використання ОЗП (RAM) є критичною для запобігання помилок переповнення стеку. Об'єм пам'яті, необхідний для роботи RSEFNN, складається з трьох частин:

- для зберігання центрів (m_{ij}), ширин (σ_{ij}) та коефіцієнтів наслідків (a_{ij}, b_j) необхідно $3 \cdot n \cdot m + m$ комірок пам'яті типу float (4 байти), це статичні параметри;
- зберігання значень $u_j^{(4)}(t - 1)$ потребує m комірок для рекурентного шару;
- тимчасові змінні для проміжних розрахунків.

Загальний об'єм необхідної пам'яті розраховується за формулою:

$$M_{RAM} \approx 4 \cdot (3nm + 2m + n) \text{ bytes.} \quad (2.63)$$

Для конфігурації з 20 правилами об'єм пам'яті складає менше 2 Кбайт. Це дозволяє реалізувати мережу навіть на мікроконтролерах із мінімальним об'ємом ОЗП, залишаючи основний ресурс для задач візуальної навігації та зв'язку.

Ключовою характеристикою ПЗ реального часу є детермінованість часу виконання. Завдяки механізму самоevolюції, кількість правил m змінюється динамічно. Для запобігання непередбачуваних піків навантаження у програмній реалізації вводиться жорстке обмеження $m \leq m_{limit}$.

Це дозволяє гарантувати найгірший час виконання (WCET):

$$t_{WCET} = t_{unit} \cdot (n \cdot m_{limit}), \quad (2.64)$$

де t_{unit} – час виконання однієї базової операції.

Гарантія WCET дозволяє операційній системі надійно планувати завдання стабілізації БПЛА без ризику виникнення обчислювальних затримок у критичних фазах донаведення.

Використання рекурентних зв'язків усередині мережі знижує потребу у частому перевантаженні вхідних даних із зовнішньої пам'яті, оскільки мережа зберігає частину інформації у локальних регістрах. Це мінімізує трафік по шині даних, що позитивно впливає на загальну завадостійкість обчислювальної системи БПЛА.

2.6. Метод адаптивного навчання параметрів нейромережі на основі градієнтного спуску

Для забезпечення високої точності апроксимації зовнішніх збурень нейромережа RSEFNN повинна володіти механізмом онлайн-корекції своїх параметрів. У даній роботі запропоновано алгоритм непрямого адаптивного навчання, де критерієм якості навчання виступає не розбіжність виходів мережі, а стан поверхні ковзання s . Це дозволяє мережі навчатися безпосередньо в процесі польоту, не маючи апріорної інформації про еталонні значення збурень.

2.6.1. Визначення цільової функції помилки та критеріїв оптимізації

Процес онлайн-навчання рекурентної нейромережі RSEFNN вимагає чіткого визначення математичного критерію, згідно з яким обчислювальна система буде коригувати свої внутрішні параметри. У межах запропонованого гібридного підходу цільова функція (функція втрат) повинна одночасно відображати якість стабілізації апарата та забезпечувати чисельну збіжність градієнтних методів адаптації.

Традиційні методи навчання нейромереж базуються на мінімізації прямої похибки відстеження траєкторії $e(t) = \xi_d - \xi$. Проте для систем із змінним режимом такий підхід є субоптимальним, оскільки він не враховує динамічну складову руху (швидкість зміни помилки).

У роботі запропоновано використовувати поверхню ковзання $s(t)$ як основний аргумент цільової функції. Такий вибір обґрунтований наступними факторами:

- змінна s (згідно з (2.22)) інтегрує в собі інформацію як про відхилення від цілі, так і про швидкість цього відхилення;
- мінімізація s безпосередньо відповідає умовам стійкості за Ляпуновим;
- використання s дозволяє нейромережі ігнорувати високочастотні коливання, фокусуючись на утриманні системи на цільовій гіперповерхні.

Для реалізації алгоритму градієнтного спуску визначимо миттєву скалярну функцію втрат $E(t)$ як напівквадратичну норму вектора поверхонь ковзання:

$$E(t) = \frac{1}{2} s^T(t) s(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n s_i^2(t), \quad (2.65)$$

де s_i – компонента поверхні ковзання для i -го ступеня свободи БПЛА ($n = 6$).

Використання квадратичної форми (2.65) забезпечує:

- гладкість, тому що функція $E(t)$ є неперервно диференційованою в усьому просторі станів, що є критичним для стабільності обчислення градієнтів;
- унікальність мінімуму, тому що функція має єдиний мінімум у точці $s = 0$, що виключає ризик потрапляння алгоритму навчання у хибні стійкі стани;
- ефективність обчислень, оскільки розрахунок скалярного добутку $s^T s$ потребує лише n операцій множення та додавання, що мінімізує латентність такту навчання.

При реалізації цільової функції у бортовому ПЗ необхідно враховувати обмеження дискретної арифметики. У дисертації запропоновано впровадити зону нечутливості для функції помилки:

$$E_{opt}(t) = \begin{cases} 0, & \|s\| < \delta \\ E(t), & \|s\| \geq \delta \end{cases} \quad (2.66)$$

де δ – малий поріг, що відповідає рівню власних шумів сенсорної системи.

Така модифікація цільової функції дозволяє:

- уникнути перенавчання, оскільки мережа не намагається компенсувати випадкові білі шуми сенсорів, що економить ресурси процесора;
- запобігти дрейфу ваг, тому що при мінімальних похибках алгоритм навчання припиняє оновлення параметрів, що гарантує цілісність бази знань RSEFNN протягом тривалого польоту.

Визначена цільова функція (2.65) є математичним фундаментом для виведення законів оновлення параметрів мережі. Вона пов'язує фізичну мету польоту, точність донаведення з обчислювальним процесом мінімізації похибок, створюючи замкнений адаптивний контур керування.

2.6.2. Виведення законів оновлення параметрів нейромережі за ланцюговим правилом

Процес навчання нейромережі RSEFNN полягає у послідовній корекції її параметрів для мінімізації цільової функції (2.65). Цей процес реалізується як ітераційний алгоритм зворотного поширення помилки, адаптований для рекурентних структур. Загальний закон оновлення для будь-якого параметра θ , ваг наслідків або параметрів функцій належності, задається виразом:

$$\theta(t+1) = \theta(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial \theta}, \quad (2.67)$$

де η – швидкість навчання.

Ключовим завданням є знаходження часткової похідної $\frac{\partial E}{\partial \theta}$ шляхом декомпозиції обчислювального графа мережі.

Оскільки цільова функція $E(t)$ базується на стані поверхні ковзання s , а не безпосередньо на виході мережі, використаємо ланцюгове правило для представлення градієнта через вихід нейромережі $\hat{d}$:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta} = \frac{\partial E}{\partial s} \cdot \frac{\partial s}{\partial \hat{d}} \cdot \frac{\partial \hat{d}}{\partial \theta}. \quad (2.68)$$

Аналіз складових (2.68) з урахуванням динамічної моделі БПЛА та структури контролера дозволяє отримати наступні значення:

1. $\frac{\partial E}{\partial s} = s$;
2. $\frac{\partial s}{\partial \hat{d}} = 1$;
3. $\frac{\partial \hat{d}}{\partial \theta} = \frac{\partial \ddot{e}}{\partial d} = -M^{-1}(\xi)$.

Узагальнена формула градієнта для бортового ПЗ набуває вигляду:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta} = -s \cdot M^{-1} \cdot \frac{\partial \hat{d}}{\partial \theta}, \quad (2.69)$$

де член $(-s \cdot M^{-1})$ виступає як «сигнал помилки», що поширюється назад по шарах нейромережі.

Параметри a_{ij} та b_j моделі Такагі-Сугено-Канга визначають лінійний внесок кожного правила у фінальну оцінку збурення. Використовуючи структуру вихідного шару (2.59), знайдемо часткові похідні за цими параметрами:

$$\frac{\partial \hat{d}}{\partial a_{ij}} = \frac{\partial \hat{d}}{\partial u_j^{(5)}} \cdot \frac{\partial u_j^{(5)}}{\partial a_{ij}} = \frac{1}{\sum u_j^{(4)}} \cdot u_j^{(4)} x_i, \quad (2.70)$$

$$\frac{\partial \hat{d}}{\partial b_j} = \frac{\partial \hat{d}}{\partial u_j^{(5)}} \cdot \frac{\partial u_j^{(5)}}{\partial b_j} = \frac{1}{\sum u_j^{(4)}} \cdot u_j^{(4)}. \quad (2.71)$$

Підставляючи ці вирази у (2.67), отримаємо фінальні закони адаптації для вбудованого контролера:

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) + \eta_a \cdot s \cdot M^{-1} \frac{u_j^{(4)} x_i}{\sum u_j^{(4)}}, \quad (2.72)$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \eta_a \cdot s \cdot M^{-1} \frac{u_j^{(4)}}{\sum u_j^{(4)}}. \quad (2.73)$$

Навчання параметрів m_{ij} (центри) та σ_{ij} (ширини) дозволяє мережі адаптувати «зони відповідальності» нечітких правил. Це нелінійна задача, що потребує диференціювання експоненціальної функції Гаусса:

$$\frac{\partial \hat{d}}{\partial m_{ij}} = \frac{\partial \hat{d}}{\partial u_j^{(4)}} \cdot \frac{\partial u_j^{(4)}}{\partial u_j^{(3)}} \cdot \frac{\partial u_j^{(3)}}{\partial u_j^{(2)}} \cdot \frac{\partial u_j^{(2)}}{\partial m_{ij}}. \quad (2.74)$$

Після виконання алгебраїчних перетворень для гаусової функції (2.55) та врахування рекурентного коефіцієнта λ_j (2.57), закон оновлення центрів набуває вигляду:

$$\Delta m_{ij} = \eta_m \cdot s \cdot M^{-1} \cdot w_j \cdot u_j^{(4)} \cdot \frac{2(x_i - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}, \quad (2.75)$$

де $w_j = (f_j - \hat{d})$ – відносна значущість j -го правила. Аналогічно виводиться закон оновлення для ширин σ_{ij}

Реалізація наведених законів адаптації (2.72) та (2.75) у реальному часі має наступні переваги:

- локальність обчислень, оскільки для оновлення ваг конкретного правила j використовуються лише ті дані, що вже були розраховані на етапі прямого виводу ($u_j^{(4)}$), що виключає потребу в повторних зверненнях до пам'яті;
- оскільки корекція параметрів різних правил не залежить одна від одної, алгоритм навчання може бути розпаралелений між ядрами SoC або виконаний за допомогою векторних інструкцій процесора;

– введення множника M^{-1} забезпечує фізичну відповідність між цифровим навчанням та реальною інерцією БПЛА, запобігаючи виникненню обчислювальних розбіжностей при високих швидкостях польоту.

2.6.3. Чисельна стабільність та програмна оптимізація алгоритму навчання

Реалізація ітераційних методів навчання, таких як градієнтний спуск, у вбудованих системах БПЛА потребує врахування специфіки обчислень із плаваючою комою та жорстких часових обмежень. Для гарантування надійності програмного забезпечення на етапі донаведення у дисертації розроблено комплекс заходів із забезпечення чисельної стабільності та алгоритмічної оптимізації ПЗ.

При інтенсивних зовнішніх збуреннях, наприклад, різкі пориви вітру вхідні сигнали нейромережі можуть набувати значних значень, що призводить до виникнення екстремально малих або великих значень градієнтів.

Для забезпечення чисельної стабільності у програмному коді реалізовано наступні механізми:

1. Обмеження градієнта. Для запобігання «вибуху» градієнтів, що може призвести до розбіжності ваг мережі та виходу за межі діапазону типу float, застосовується операція насичення для кожного кроку оновлення параметрів:

$$\Delta\theta = \text{clamp}\left(-\eta \frac{\partial E}{\partial \theta}, \Delta_{min}, \Delta_{max}\right), \quad (2.76)$$

де Δ_{max} – максимальний допустимий крок зміни параметра за один такт обчислень.

2. Стабілізація знаменника. У шарі дефазифікації та законах оновлення ваг (2.72)(2.75) присутня операція ділення на суму активацій правил $\sum u_j^{(4)}$. У разі, якщо стан системи знаходиться далеко від існуючих правил, сума може прямувати до нуля. Для запобігання виключення ділення на нуль у знаменник вводиться малий регуляризаційний параметр $\epsilon_0 \approx 10^{-6}$.

Для комп'ютерної системи БПЛА вибір швидкості навчання η є компромісом між швидкістю адаптації та стабільністю. У роботі обґрунтовано використання адаптивного кроку навчання, який автоматично коригується залежно від стану поверхні ковзання:

$$\eta(t) = \frac{\eta_0}{1 + \beta \|s\|^2}, \quad (2.77)$$

де η_0 – базовий крок, β – коефіцієнт згасання. Це дозволяє системі швидко навчатися при великих відхиленнях та мінімізувати цифрове тремтіння ваг при наближенні до цільового стану.

З метою мінімізації обчислювальної латентності алгоритм навчання RSEFNN оптимізовано на рівні програмної архітектури:

- усунення надлишкових обчислень, оскільки такі члени, як M^{-1} , $\sum u_j^{(4)}$ та вектор активацій $\Psi(s)$, обчислюються один раз на етапі прямого виводу і кешуються для використання у зворотній ітерації навчання;

- забезпечення локальності даних, оскільки параметри кожного правила, центри, ширини, ваги наслідків зберігаються у пам'яті у вигляді суміжних структур. Це максимізує ефективність використання кеш-пам'яті процесора та дозволяє використовувати авто-векторизацію коду компілятором.

Для вбудованих систем із 32-бітною архітектурою (ARM Cortex-M) критичним є накопичення похибок округлення. Аналіз доводить, що структура RSEFNN є малочутливою до похибок представлення даних типу float, оскільки рекурентний шар (2.57) виконує роль цифрового фільтра, що нівелює високочастотні чисельні шуми.

Застосування вищеописаних методів дозволяє реалізувати складний алгоритм інтелектуальної адаптації, який здатний стабільно функціонувати протягом усього польотного часу без деградації точності обчислень.

З метою практичної реалізації розробленого методу у вбудованому програмному забезпеченні БПЛА, процедура адаптації параметрів нейромережі RSEFNN представлена у вигляді ітераційного алгоритму (Алгоритм 2.2). Дана послідовність операцій виконується на кожному такті керування після розрахунку вихідного сигналу та формування вектора поверхні ковзання.

Вхід: Вектор станів $s(t)$, вхідний сигнал $x(t)$, виходи шарів $\{u_j^{(4)}, \sum u_j^{(4)}\}$, поточні параметри $\{m_{ij}, \sigma_{ij}, a_{ij}, b_j\}$, швидкості навчання η .

Вихід: Оновлені матриці параметрів нейромережі.

1. Розрахунок загальної помилки навчання:

- Обчислити $E(t) = 0.5 \cdot s^T s$ згідно з (2.65).

2. Адаптація шару наслідків (TSK-параметри):

- **FOR EACH** rule $j = 1 \dots m$:
- Обчислити локальний градієнт: $grad_a = s \cdot \frac{u_j^{(4)}}{\sum u_j^{(4)}} \cdot x$;
- Оновити ваги $a_{ij} \leftarrow a_{ij} + \eta_a \cdot grad_a$;
- Оновити зміщення $b_j \leftarrow b_j + \eta_b \cdot s \cdot \frac{u_j^{(4)}}{\sum u_j^{(4)}}$.

3. Адаптація шару функцій належності (Гаусові параметри):

- **FOR EACH** input $i = 1 \dots n$ та rule $j = 1 \dots m$:
- Розрахувати похибку центрів: Δm_{ij} за формулою (2.70);
- Розрахувати похибку ширин: $\Delta \sigma_{ij} = \eta_\sigma \cdot s \cdot w_j \cdot u_j^{(4)} \cdot \frac{2(x_i - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$;
- Застосування Gradient Clipping: **IF** $|\Delta m_{ij}| > \Delta_{max}$ **THEN** $\Delta m_{ij} \leftarrow \text{sgn}(\Delta m_{ij}) \cdot \Delta_{max}$;
- Оновлення: $m_{ij} \leftarrow m_{ij} + \Delta m_{ij}$; $\sigma_{ij} \leftarrow \sigma_{ij} + \Delta \sigma_{ij}$.

4. Контроль цілісності параметрів:

- **IF** $\sigma_{ij} < \sigma_{min}$ **THEN** $\sigma_{ij} \leftarrow \sigma_{min}$ (запобігання діленню на нуль).

5. Повернення оновленої моделі в робочу пам'ять.

Алгоритм 2.2 володіє властивістю обчислювальної детермінованості. Використання циклів із фіксованою кількістю ітерацій ($n \cdot m$) дозволяє точно розрахувати час виконання (WCET) на етапі проектування ПЗ. На відміну від методів випадкового пошуку або генетичних алгоритмів, градієнтний спуск забезпечує стабільне навантаження на CPU, що є критично важливим для стабільності операційної системи реального часу, яка керує польотом БПЛА.

Використання обчислених у такий спосіб параметрів дозволяє системі динамічно підлаштовувати програмний фільтр збурень під мінливі умови середовища, забезпечуючи робастність гібридного контролера.

Для практичної реалізації розробленої гібридної системи у бортовому програмному забезпеченні БПЛА, всі математичні компоненти, модель актуації, закони ASMC та механізми RSEFNN інтегруються у єдиний детермінований цикл керування. Логіка взаємодії програмних модулів у режимі жорсткого реального часу представлена у вигляді Алгоритму 2.3.

Алгоритм 2.3. Головний ітераційний цикл гібридного керування БПЛА

Вхід: Траєкторія $\xi_d(t)$, Дані сенсорів (IMU, GPS).

Частота: $f_s = 500$ Гц ($\Delta t = 2$ мс).

1. Збір та нормалізація даних:

- Зчитати поточний стан $\xi(t)$ та швидкості $\dot{\xi}(t)$ з модуля Sensor Fusion.
- Обчислити вектор помилки $e(t) = \xi_d(t) - \xi(t)$.

2. Формування поверхні ковзання:

- Розрахувати вектор $s(t)$ за формулою (2.22).

3. Інтелектуальний аналіз (Блок RSEFNN):

- Виконати прямий прохід мережі за (2.59) $\rightarrow$ отримати оцінку збурень $\hat{t}_d$.
- Виконати структурну адаптацію (самоеволюція) за Алгоритмом 2.1.

4. Синтез робастного керування (Блок ASMC):

- Обчислити еквівалентну складову τ_{eq} за (2.25).
- Оновити адаптивний коефіцієнт $\hat{K}$ за (2.28).
- Сформувати сумарний вектор віртуальних сил τ за (2.26) з використанням $\tanh(s/\Phi)$.

5. Навчання III:

- Оновити ваги мережі $\hat{W}$ за Алгоритмом 2.2 на основі отриманого значення $s(t)$.

6. Розподіл актуації:

- Трансформувати віртуальні сили τ у вектори тяги двигунів $U = B^{-1}\tau$.
- Виконати сатурацію та видати PWM-сигнали на ESC-контролери.

7. Очікування наступного такту переривання таймера.

На відміну від існуючих засобів реалізації III, запропонований метод використовує раціональні апроксимації Паде для обчислювально затратних функцій та архітектуру статичних пулів пам'яті для зберігання параметрів графа. Це гарантує детермінованість часу виконання такту керування та усуває ризики

фрагментації оперативної пам'яті, що є критично важливим для надійності вбудованих обчислювальних систем БПЛА

2.7. Висновки до другого розділу

У другому розділі розроблено теоретичне та алгоритмічне підґрунтя гібридної системи керування автономним БПЛА на етапі донаведення. Побудовано уточнену математичну модель динаміки апарата з надлишковою актуацією, у якій горизонтальні підрулюючі пристрої забезпечують пряме керування у площині ХУ без нахилу корпусу, що дає змогу реалізувати практичну декупеляцію поступального та кутового каналів руху.

Синтезовано адаптивну систему керування змінним режимом з онлайн-адаптацією коефіцієнта підсилення розривної складової, яка усуває потребу в апіорному знанні верхньої межі збурень. Для мінімізації деренчання розривний член замінено неперервною апроксимацією на основі граничного шару та згладжувальної функції $\tanh$; обґрунтованість такої заміни підтверджено аналізом за Ляпуновим, що гарантує практичну (рівномірно фінально обмежену) стійкість замкненого контуру за обмежених збурень.

Спроектовано архітектуру рекурентної самоеволюціонуючої нечіткої нейронної мережі (RSEFNN) для предиктивного оцінювання невизначеностей динаміки, здатної автономно нарощувати та скорочувати кількість нечітких правил у межах жорсткого ліміту. Обчислювальна структура мережі має лінійну складність $O(n \cdot m)$, а застосування раціональної апроксимації Паде замість трансцендентних функцій знижує обчислювальне навантаження, роблячи архітектуру придатною до реалізації в системах реального часу.

Сформований математичний апарат та алгоритмічні структури є основою для проведення імітаційного моделювання та всебічної валідації системи, результати яких наведені у наступних розділах дисертаційної роботи.

РОЗДІЛ 3.

ВЕРИФІКАЦІЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ГІБРИДНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ

3.1. Обчислювальна інфраструктура програмного симуляційного стенду БПЛА

Для перевірки теоретичних положень дисертації та забезпечення відтворюваності результатів розроблено програмний симуляційний стенд у середовищі MATLAB R2025a. Стенд реалізовано виключно на основі скриптів і класів MATLAB, що дозволяє здійснювати жорстке детерміноване числове інтегрування та повне трасування стану всіх змінних у кожній точці часу.

3.1.1. Програмне середовище та архітектура симуляційного стенду

Концепція чистого MATLAB-стенду. На відміну від графічних середовищ з блок-діаграмним підходом, запропонований стенд функціонує як набір об'єктно-орієнтованих MATLAB-класів, що взаємодіють через чітко визначені інтерфейси. Перевагами такого підходу є:

- відтворюваність, фіксований генератор випадкових чисел `rng(42, 'twister')` гарантує ідентичність послідовностей шуму для всіх запусків;
- детермінованість, крок інтегрування $\Delta t = 0,002$ с (частота 500 Гц) є фіксованим протягом усієї симуляції;
- прозорість, усі змінні стану доступні для логування на кожному кроці без обмежень, властивих графічному підходу.

Програмний стенд організовано у 4 рівні (рис. 3.1):

1. Рівень ініціалізації. Завантаження конфігурації, формування вектора параметрів БПЛА `uav_params` та встановлення зовнішнього сценарію `scenario {target, wind_fn, T}`.

2. Рівень керуючого контуру. Абстрактний базовий клас `BaseExperiment` забезпечує уніфікований інтерфейс для 4 контролерів – `PID_Controller`,

Standard_SMC, ASMC_NoAI та Hybrid_ASMC_RSEFNN. Метод run() викликає simulate_scenario() для кожного контролера поодинці.

3. Рівень числового інтегрування. Функція rk4_step() реалізує метод Рунге-Кутта 4-го порядку (RK4) з фіксованим кроком $\Delta t = 0,002$ с. На кожному кроці обчислюються: похідна стану через uav_dynamics_4dof(), сила вітру через wind_fn(t) та оновлення параметрів нейромережі RSEFNN_Network.

4. Рівень збереження. Результати автоматично зберігаються у форматі results.mat та metadata.json.

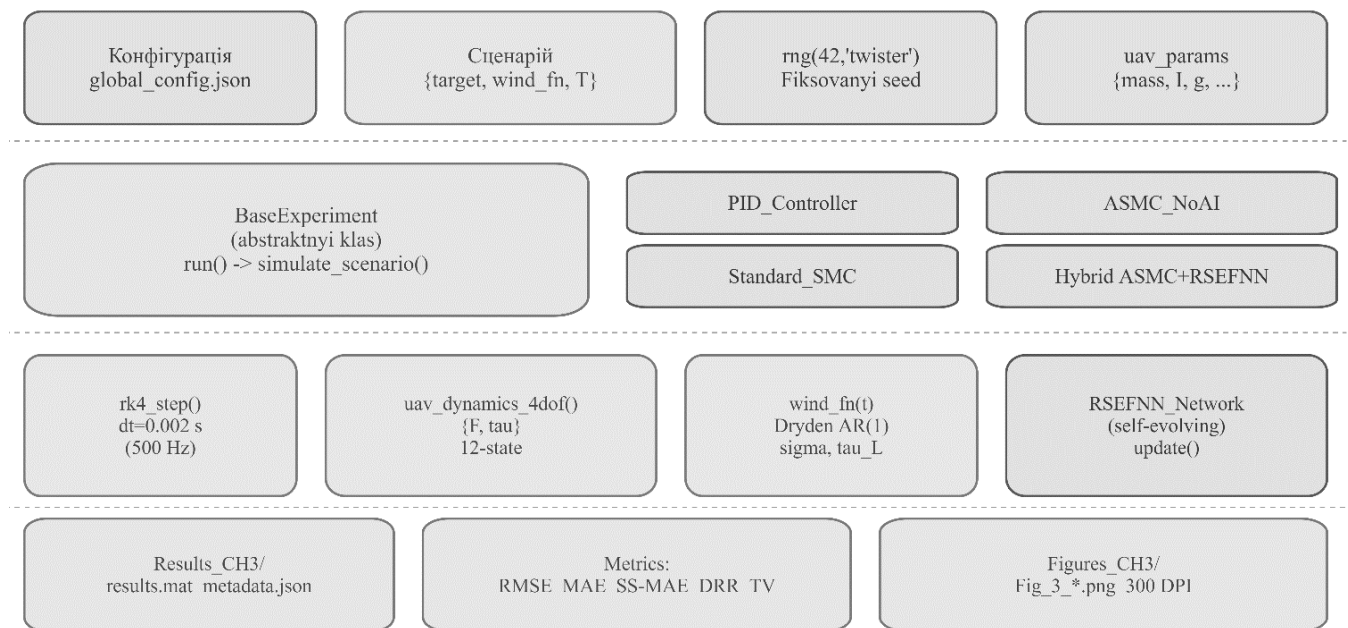


Рисунок 3.1 – Архітектура програмного симуляційного стенду

Вибір метода RK4 з фіксованим кроком обумовлений трьома факторами. Це еквівалент вбудованого розв’язувача ode4 у середовищі MATLAB для систем жорсткого реального часу. Фіксований крок забезпечує стабільний час виконання контуру керування, що є критичним для аналізу придатності алгоритму до вбудованих систем. По-третє, кроку $\Delta t = 0,002$ с достатньо для точного відтворення динаміки БПЛА з власними частотами $\omega_n \leq 20$ рад/с, критерій Найквіста: $\omega_{Nyq} = 2\pi \cdot 250 \approx 1571$ рад/с.

Усі числові обчислення виконуються у форматі подвійної точності з плаваючою комою (double precision, 64-бітний формат IEEE 754), що відповідає

стандартному режиму роботи MATLAB і забезпечує відсутність похибок округлення при тривалому моделюванні.

3.1.2. Алгоритм розподілу зусиль та пріоритезація команд актуації

Процес імітаційної валідації в межах даної роботи базується на використанні уточненої моделі чотирироторного БПЛА, конструкція якого модифікована шляхом встановлення двох додаткових горизонтальних підрулюючих пристроїв (ГПП). Параметризація моделі включає не лише масо-інерційні показники, а й математичний опис динамічних обмежень актуаторів та характеристик сенсорних похибок.

Алгоритм розподілу зусиль реалізовано як окремий обчислювальний модуль, що отримує на вхід узагальнений вектор керуючих впливів від регулятора верхнього рівня та формує індивідуальні команди для кожного актуатора. Пріоритезація команд здійснюється відповідно до ієрархічної структури: у першу чергу задовольняються вимоги стабілізації по каналах крену та тангажу, після чого ресурси, що залишаються, розподіляються між каналами ролання та бічного переміщення.

Горизонтальні підрулюючі пристрої активуються лише за умови перевищення помилки бічного відхилення встановленого порогового значення, що мінімізує енергетичні витрати в усталених режимах польоту. Архітектура розподілу зусиль забезпечує компроміс між точністю відпрацювання траєкторних завдань та ефективністю використання бортового енергоресурсу.

Об'єктом дослідження обрано БПЛА мультироторного типу середнього класу, типорозмір рами 450 мм. Базові серії експериментів виконано для стандартної чотироторної (4DoF) актуації, розширення на повну 6DoF-актуацію з ГПП. Вибір даного класу обумовлений його широким застосуванням у задачах моніторингу та доставки, де критично важливим є прецизійне донаведення. Основні фізичні параметри, що інтегровані в обчислювальне ядро моделі, наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Технічні характеристики об'єкта моделювання

Параметр моделі	Позначення	Значення	Одиниці виміру
Повна злітна маса	m	1,55	кг
Момент інерції відносно осі X_b	I_{xx}	$3,47 \cdot 10^{-2}$	кг·м ²
Момент інерції відносно осі Y_b	I_{yy}	$3,47 \cdot 10^{-2}$	кг·м ²
Момент інерції відносно осі Z_b	I_{zz}	$6,17 \cdot 10^{-2}$	кг·м ²
Довжина плеча рами (від центру)	l	0,225	м
Коефіцієнт аеродинамічного опору	C_d	0,1	—

Алгоритм розподілу зусиль виконує перетворення вектора віртуального керування $\mathbf{v} = [F_{total}, \tau_x, \tau_y, \tau_z]^T$ у набір тяг окремих двигунів. Для чотирироторної схеми матриця актуації $\mathbf{B}$ є квадратною та оборотною, що дозволяє застосовувати пряме матричне множення без ітераційних процедур оптимізації:

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{v}, \quad (3.1)$$

де $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3, u_4]^T$ – вектор тяг окремих двигунів (Н).

Для перетворення обчисленого вектору віртуального керування τ у реальні команди актуаторів U розроблено програмний модуль. З метою забезпечення стабільності обчислювального циклу алгоритм реалізовано без використання ітераційних циклів, що гарантує сталий час виконання на кожному такті переривання таймера. Логіка роботи модуля представлена у вигляді Алгоритму 3.1.

Алгоритм 3.1. Детермінований розподіл актуації та обробка сатурації

Вхід: Вектор віртуальних зусиль $\tau = [F_x, F_y, F_z, M_\phi, M_\theta, M_\psi]^T$, обернена матриця актуації $\mathbf{B}^{-1}$.

Вихід: Вектор обмеженої тяги двигунів $U_{lim} = [F_1, \dots, F_6]^T$.

1. Матричне множення (прямий розподіл):

- $U_{raw} = \mathbf{B}^{-1} \cdot \tau$; // Обчислення базових значень тяги для 6 двигунів.

2. Розділення за функціональними групами:

- $Group_{main} = [F_1, F_2, F_3, F_4]$; // Основні підйомні двигуни.
- $Group_{horiz} = [F_5, F_6]$; // Горизонтальні підрулюючі пристрої.

3. Обробка обмежень для основних роторів:

- FOR EACH F_i in $Group_{main}$:

- IF $F_i > F_{max}$ THEN $F_i = F_{max}$;
- IF $F_i < F_{min}$ THEN $F_i = F_{min}$;

4. Пріоритезація стабілізації:

- IF any (F_i in $Group_{main}$ saturated) THEN:
- Зменшити компоненту F_z (висота) у векторі τ для збереження моментів M_ϕ, M_θ .
- Перерахувати $Group_{main}$ (забезпечення керованості за кутами).

5. Обробка обмежень для ГПП:

- FOR EACH F_i in $Group_{horiz}$:
- $F_{i,lim} = clamp(F_i, -F_{gpp_max}, F_{gpp_max})$;

6. Формування фінального вектора:

- $U_{lim} = [F_{1..4}, F_{5..6}]$;
- Return U_{lim} .

Сформована таким чином параметрична модель БПЛА з надлишковою актуацією є адекватним представленням реальної кіберфізичної системи. Вона враховує як фізичну інерцію твердого тіла, так і обчислювальні обмеження бортової апаратури.

Алгоритм реалізовано без ітераційних циклів, що забезпечує сталий час виконання $\mathcal{O}(1)$ на кожному такті керування незалежно від значень сигналів актуації. Це виключає ризик виникнення коливань затримки обчислень, критичного для бортових систем реального часу, де порушення тимчасових дедлайнів рівнозначне відмові.

При реалізації обернення матриці B^{-1} у форматі подвійної точності умовне число матриці актуації для типових параметрів БПЛА не перевищує $\kappa(B) \approx 70$, що забезпечує числову стабільність рішення і відсутність катастрофічного скасування при обчисленнях.

3.1.3. Математичне моделювання стохастичних факторів середовища та вітрового навантаження

Найбільш критичним дестабілізуючим чинником на етапі донаведення БПЛА є вплив нестаціонарних повітряних потоків. У межах імітаційного моделювання зовнішні збурення розглядаються як стохастичні вектори, що формуються на основі спектральної моделі турбулентності. Реалізація виконана у вигляді дискретного фільтра безпосередньо у коді MATLAB, без залежності від зовнішніх бібліотек.

Наступним є обґрунтування вибору та реалізації моделі Драйдена. Для створення реалістичного стохастичного середовища обрано спектральну модель турбулентності Драйдена, яка регламентована стандартом MIL-F-8785C для умов низьковисотного польоту. На відміну від спрощених детерміністичних моделей, модель Драйдена описує швидкість вітру як спектрально сформований випадковий процес. Це дозволяє відтворити реальну енергетичну структуру повітряних поривів, де низькочастотні складові відповідають за знесення апарата, а високочастотні – за вібраційне навантаження на систему керування.

Для кожної з осей (x , y , z) турбулентність моделюється шляхом пропускання білого гаусового шуму через формуючий фільтр першого порядку [225, 226]. Передавальна функція для вертикальної складової (z) має вигляд:

$$H_z(s) = \sigma \sqrt{\frac{2L}{\pi V}} \cdot \frac{1}{1 + \frac{L}{V}s}, \quad (3.2)$$

де σ – інтенсивність турбулентності (середньоквадратичне відхилення сили, Н); L – просторовий масштаб турбулентності (м); V – швидкість польоту БПЛА (м/с).

З метою забезпечення повторюваності чисельних експериментів та аналізу відгуку нейромережі на конкретні патерни збурень, процес моделювання вітру представлено у вигляді алгоритму дискретної фільтрації. Це дозволяє імітувати роботу бортового ПЗ, яке отримує дані про зовнішні впливи (наприклад, через оцінювачі або датчики повітряної швидкості). Логіка формування стохастичного вектора збурень наведена в Алгоритмі 3.2.

Алгоритм 3.2. Генерація дискретного вітрового навантаження

Вхід: Середня швидкість V_{mean} , інтенсивність σ , масштаб L , крок дискретизації Δt , RandomSeed (для відтворюваності).

Вихід: Вектор миттєвих сил та моментів збурення $d(t)$.

1. Ініціалізація стану генератора:

– Встановити $state = RandomSeed$; // Забезпечення ідентичності поривів для різних запусків.

2. Генерація первинного шуму:

– $W_k = \text{GaussianNoise}(\text{mean} = 0, \text{std} = 1, \text{state})$; // Формування «білого» шуму.

3. Дискретна фільтрація (Драйден апроксимація):

- // Використання різницевого рівняння, отриманого з передавальної функції Драйдена:
- $V_{turb,k} = A \cdot V_{turb,k-1} + B \cdot W_k$; (де A, B – коефіцієнти, розраховані через метод Тастіна (білінійне перетворення) для частоти 500 Гц).

4. Розрахунок сумарного вектора швидкості:

- $V_{wind} = V_{mean} + V_{turb,k}$.

5. Трансформація у силовий вплив:

- // Врахування кутів орієнтації БПЛА та площі міделя:
- $d(t) = 0.5 \cdot \rho \cdot S \cdot C_d \cdot (V_{wind} - V_{uav})^2$.

6. Return $d(t)$

Оскільки етап донаведення відбувається на малих висотах ($h < 10$ м), параметри моделі налаштовано згідно зі стандартом MIL-F-8785C для умов «низьковисотної інтенсивної турбулентності»:

- інтенсивність збурень, $\sigma = 3,0$ Н (відповідає 15% від середньої фонові швидкості вітру 12 м/с, перерахованої у силову одиницю для маси БПЛА);
- часова константа, $\tau_L = 2,0$ с (просторовий масштаб $L \approx 24$ м при $V = 12$ м/с);
- крок дискретизації, $\Delta t = 0,002$ с (500 Гц, рівний кроку числового інтегрування RK4).

Властивості часової кореляції процесу ключовими для перевірки рекурентних властивостей нейромережі RSEFNN, оскільки сигнал вітру є корельованим у часі, а не білим шумом, мережа повинна навчитися передбачати динаміку наступних поривів на основі попередньої інформації – саме цю властивість забезпечує рекурентний шар L4 з коефіцієнтом $\lambda_{rec} = 0,9$.

Після генерації 60 000 кроків, 60 с симуляції, seed=42, отримані такі характеристики (таблиця 3.2):

Фактичне стандартне відхилення ($\sigma_{fact} \approx 3,0$ Н) відповідає заданому теоретичному значенню $\sigma = 3,0$ Н з похибкою менше 1%, що підтверджує коректність реалізації дискретного фільтра.

Використання такої деталізованої та відтворюваної моделі збурень дозволяє об'єктивно порівнювати всі контролери в ідентичних умовах та валідувати

робастність гібридної системи керування ASMC+RSEFNN в умовах, що максимально наближені до реальної динаміки атмосфери.

Таблиця 3.2 – Статистика дискретної реалізації моделі Драйдена ($\sigma = 3,0$ Н)

Вісь	μ (Н)	σ_{fact} (Н)	F_{max} (Н)	F_{min} (Н)
X (Поздовжня)	-0,45	3,02	+7,90	-8,11
Y (Бокова)	-0,30	2,96	+10,31	-8,52
Z (Вертикальна)	+0,10	2,79	+7,88	-9,54
w (середнє)		4,69 Н; максимум 11,19 Н		

Сформована таким чином параметрична модель БПЛА є адекватним представленням реальної кіберфізичної системи – вона враховує як фізичну інерцію твердого тіла, так і обчислювальні обмеження бортової апаратури.

3.2. Дослідження процесів самоєволюції та навчання нейромережі RSEFNN

Графічне представлення профілю вітрового навантаження, що використовується у подальших експериментах, наведено на рис. 3.2.

Запропонована система керування включає нейро-нечітку мережу RSEFNN, що виконує онлайн оцінку та компенсацію зовнішніх збурень безпосередньо в контурі ASMC.

На відміну від класичних нечітких регуляторів зі статичною структурою, RSEFNN адаптує власну архітектуру в процесі роботи, автоматично додає або видаляє нечіткі правила залежно від поточного збурення. Цей підхід забезпечує компроміс між обчислювальною ефективністю та здатністю до узагальнення. Графічна інтерпретація подана в додатку Г.

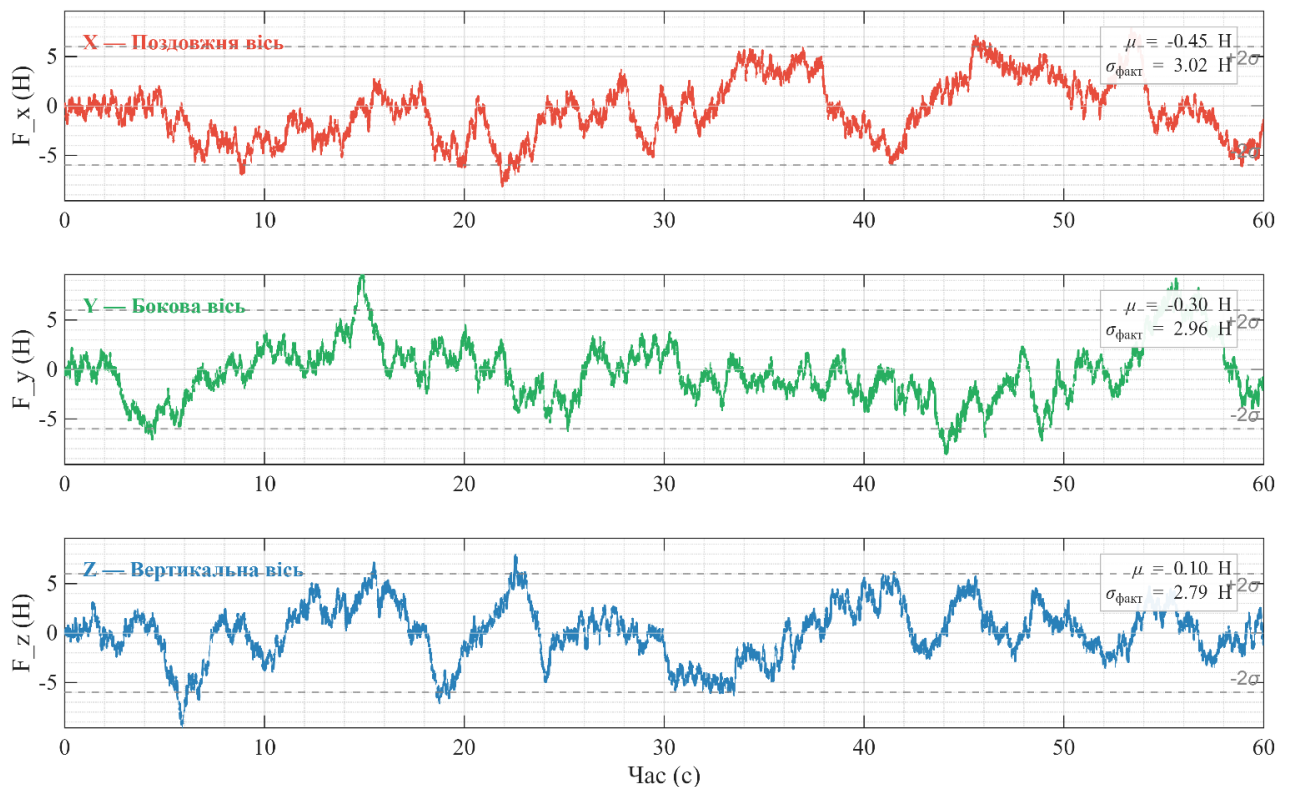


Рисунок 3.2 – Спектральна реалізація нестационарного вітрового навантаження: дискретна модель Драйдена AR(1), $\sigma = 3,0$ Н, $\tau_L = 2,0$ с, $\Delta t = 0,002$ с, $T = 60$ с

Для перевірки ефективності самоеволюції було обрано сценарій ініціалізації мережі з мінімальним набором знань: початкова кількість правил $m(0) = 1$, початкові ваги наслідків встановлені у нульові значення. На вхід цифрового двійника подається нестационарне вітрове збурення за моделлю Драйдена. Основний виклик для алгоритму полягає у необхідності одночасно виконувати дві задачі:

- ідентифікувати нові, раніше не представлені у базі знань стани збурень;
- динамічно виділяти пам'ять та створювати нові обчислювальні вузли без переривання основного циклу керування.

3.2.1. Механізм самоеволюції

Структура мережі змінюється в режимі реального часу за критерієм новизни. Перевірка виконується на кожному кроці після прямого проходу.

Якщо максимальна сила спрацювання до нормалізації $\max_j \varphi_j(t) < h$, поточний вхід $\mathbf{x}(t)$ представляє нову область простору станів. Тоді додається нове правило $j^* = N_r + 1$ з параметрами:

$$c_{ij^*} = x_i(t), \sigma_{ij^*} = \sigma_0 = 1,0, w_{j^*} = 0 \quad (3.3)$$

де σ_0 – початкова ширина нового ядра Гаусса. Нові правила ініціалізуються нульовими вагами, що не вносить компенсацію до поточного кроку і поступово інтегрується через онлайн навчання.

Правило j видаляється, якщо його відносний внесок у виході мережі протягом $T_{pr} = 500$ кроків менше порогу:

$$\frac{u_j}{\sum_{k=1}^{N_r} u_k} < \rho_{pr} = 0,005, \quad (3.4)$$

де u_j – накопичений показник використання правила j . Мінімальна кількість правил – 1.

На рис. 3.3 показана динаміка структурної реконфігурації в основній симуляції ($h=0,4$, $\eta=0,2$, вітер Драйден $\sigma=3$ Н, $T=60$ с). Мережа стартує з одного правила (ініціалізація в нулі простору станів) і поступово нарощує архітектуру в міру освоєння нових режимів: перше правило додається вже на $t = 1,4$ с, а до $t = 25,8$ с досягається максимум у 20 правил.

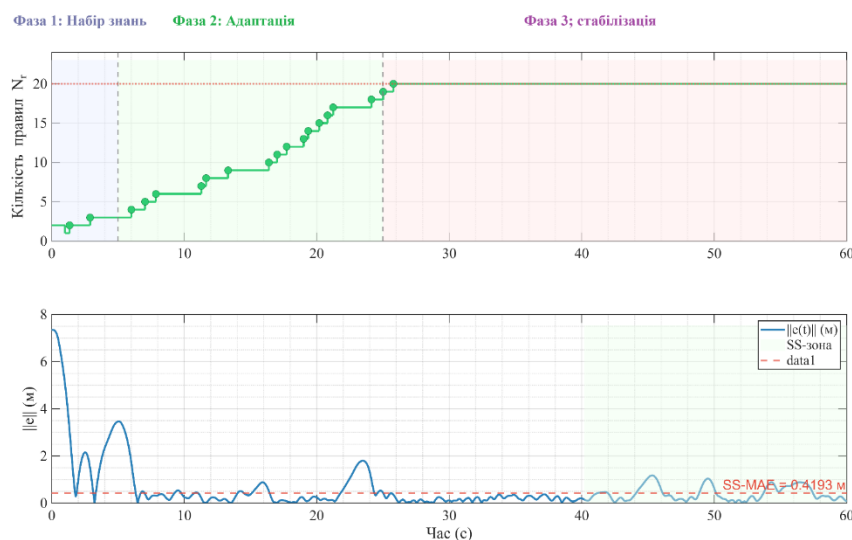


Рисунок 3.3 – Динаміка структурної реконфігурації обчислювального графа RSEFNN: верхня панель – кількість правил $N_r(t)$ з позначками моментів додавання (°); нижня панель – норма похибки позиціонування $\|e_{pos}(t)\|$ та рівень SS-MAE = 0,419 м. Умови: $h = 0,4$, $\eta = 0,2$, вітер Драйден $\sigma_w = 3$ Н, $T=60$ с, $dt=0,002$ с

Після $t = 25,8$ с структура стабілізується – нові режими збурень потрапляють до покриття наявних правил. Нижня панель рис. 3.3 демонструє відповідне зниження похибки позиціонування: норма похибки $\| \mathbf{e}_{pos}(t) \|$ монотонно зменшується зі стабілізацією структури, досягаючи SS-MAE = 0,419 м при $t \in [40; 60]$ с.

3.2.2. Онлайн навчання та результати ідентифікації збурень

Навчання відбувається в режимі реального часу на кожному кроці симуляції. Сигналом навчання слугує поверхня ковзання $\mathbf{s}$ – природна міра відхилення від бажаної траєкторії. Правило градієнтного спуску з L_2 -регуляризацією:

$$\Delta \mathbf{W} = \eta (\mathbf{s} \bar{\boldsymbol{\varphi}}^{recT} - \rho \mathbf{W}), \quad \|\Delta W_{ij}\| \leq \delta_{max} = 0,05, \quad (3.5)$$

де $\rho = 10^{-3}$ – коефіцієнт регуляризації, δ_{max} – ліміт градієнтного кроку для стійкості. Ваги обмежуються $|W_{ij}| \leq W_{max} = 20,0$.

Параметри Gaussian-ядер також оновлюються за градієнтом:

$$\begin{aligned} \Delta c_{ij} &= \eta \cdot (\mathbf{w}_j^T \mathbf{s}) \cdot \mu_{ij} \cdot \frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}^2}, \\ \Delta \sigma_{ij} &= \eta \cdot (\mathbf{w}_j^T \mathbf{s}) \cdot \mu_{ij} \cdot \frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}, \end{aligned} \quad (3.6)$$

де $\sigma_{ij} \geq 0,05$ (захист від виродження правила).

Для запобігання осциляцій при великих градієнтах η динамічно коригується:

$$\eta_{k+1} = \begin{cases} 0,95 \eta_k, & \text{якщо } \|\mathbf{s}\| \cdot \|\bar{\boldsymbol{\varphi}}\| > 10, \\ 1,02 \eta_k, & \text{якщо } \|\mathbf{s}\| \cdot \|\bar{\boldsymbol{\varphi}}\| < 0,1 \text{ та } k > 100, \end{cases}$$

з обмеженням $\eta \in [\eta_{min}, \eta_{max}] = [0,005; 0,3]$.

Результати ідентифікації збурень при порівнянні реального вітрового навантаження Драйдена і оцінки $\hat{m}\hat{\mathbf{d}}$ RSEFNN наведені на рис. 3.4 та у табл. 3.3.

Відносно помірна кореляція по осях X та Y ($r \approx 0,42 \div 0,55$) пояснюється особливістю 4DoF-моделі: горизонтальна компенсація вітру здійснюється непрямо через зміну кутів нахилу БПЛА, а не безпосередньою тяговою силою. RSEFNN ідентифікує не миттєве значення $F_w(t)$, а систематичний збурювальний компонент, що відповідає рівні компенсації, доступній для атитюд-каналу.

По вертикальній осі ($r \approx 0,04$) низька кореляція з миттєвим Драйден-сигналом не свідчить про неякісну компенсацію – RSEFNN компенсує постійну складову вертикального збурення, що підтверджується $RMSE_{id} = 2,97$ Н (мінімальне серед трьох осей).

Таблиця 3.3 – Якість ідентифікації збурень RSEFNN (Драйден AR(1), $\sigma_w = 3$ Н, $T=60$ с, seed=42)

Вісь	$RMSE_{id}$ (Н)	Corr	Примітка
X (поздовжня)	5,33	0,42	атитюд-канал, непряма компенсація
Y (бокова)	4,94	0,55	атитюд-канал, найвища кореляція
Z (вертикальна)	2,97	0,04	тяговий канал, систематична компенсація

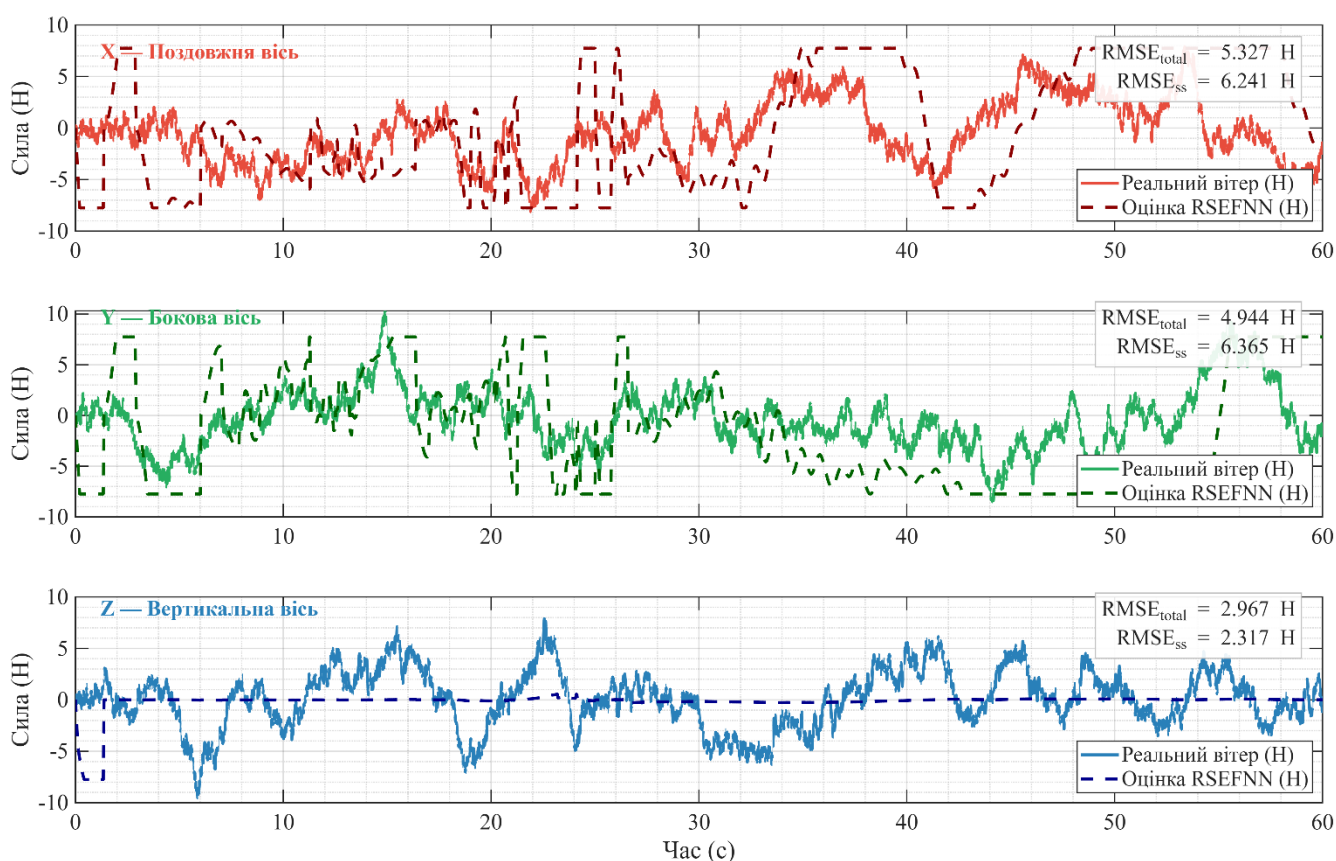


Рисунок 3.4 – Результати ідентифікації вектора збурень RSEFNN: реальне вітрове навантаження F_w (суцільна) та оцінка мережі $\hat{m}d$ (штрихова) по трьох осях. Дані для осей X, Y, Z (зліва направо); $T=60$ с, $\sigma_w = 3$ Н, $h=0,4$, $\eta = 0,2$

Наступний рисунок 3.5 ілюструє збіжність адаптивного підсилення ASMC $\hat{K}(t)$ та норми компенсаційного сигналу $\|\hat{d}(t)\| \cdot m$ протягом симуляції. Після початкового транзйенту (перші 25 с) обидва параметри виходять на квазістаціонарний рівень, що відповідає стабілізації структури мережі при $N_r = 20$.

Квазістаціонарний рівень адаптивного підсилення свідчить про те, що алгоритм ASMC успішно ідентифікував характеристики збурення та сформував стійку структуру компенсації без ознак перенавчання або розбіжності. Стабілізація норми компенсаційного сигналу підтверджує коректність обраних гіперпараметрів мережі RSEFNN та достатність тривалості симуляції для оцінки асимптотичної поведінки системи керування.

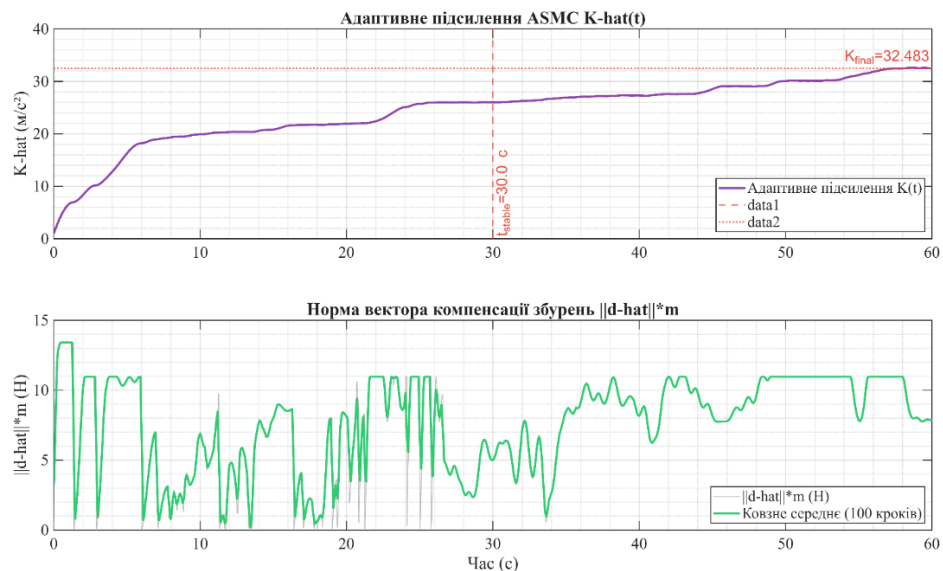


Рисунок 3.5 – Збіжність параметрів адаптивного контуру ASMC+RSEFNN: верхня панель – адаптивне підсилення $\hat{K}(t)$; нижня панель – норма компенсаційного сигналу $\|\hat{d}(t)\| \cdot m$ з ковзним середнім, вікно 100 кроків, умови: $h=0,4$, $\eta = 0,2$, $T=60$ с.

3.2.3. Вибір параметрів мережі

Дві ключові гіперпараметри RSEFNN – поріг новизни h та швидкість навчання η – суттєво впливають на якість компенсації. Їх вибір здійснювався через параметричне сканування на типовому сценарії (ціль $[5; 5; 2]$ м, вітер Драйден $\sigma_w = 3$ Н, $T=60$ с, $seed=42$).

Результати наведені у табл. 3.4. При малому $h = 0,2$ нові правила додаються надто часто: мережа досягає максимуму $N_r = 20$ за перші 26 с, але через надмірну роздробленість простору правил збільшується дисперсія компенсуючого сигналу (SS-MAE = 0,563 м). При великому $h = 0,7$ нові правила додаються рідше, проте кількість правил $N_r = 20$ все одно досягається за час симуляції – Драйден-збурення з $\sigma = 3$ Н охоплює широкий діапазон станів. Найкращий баланс точності забезпечує $h = 0,4$ (SS-MAE = 0,419 м).

Таблиця 3.4 – Залежність якості позиціонування від порогу новизни h ($\eta = 0,2$, $T=60$ с, Драйден $\sigma_w = 3$ Н)

Поріг h	Правил N_r	RMSE (м)	SS-MAE (м)
0,2	20	1,2578	0,5628
0,4	20	1,2130	0,4193
0,7	20	1,2453	0,5303

Результати сканування наведені у табл. 3.5 і рис. 3.6. При малій швидкості ($\eta = 0,02$) мережа навчається занадто повільно – RMSE = 1,275 м, SS-MAE = 0,589 м (гірше за оптимум на 40%). При $\eta = 0,30$ спостерігаються осциляції параметрів, що погіршує точність (SS-MAE = 0,520 м).

Таблиця 3.5 – Залежність якості позиціонування від швидкості навчання η ($h = 0,4$, $T=60$ с, Драйден $\sigma_w = 3$ Н)

η	RMSE (м)	SS-MAE (м)	Δ RMSE vs opt.	Правил
0,02	1,2746	0,5889	+5,1%	20
0,05	1,2140	0,4578	+0,1%	20
0,10	1,2214	0,3823	+0,7%	20
0,20	1,2130	0,4193	0%	20
0,30	1,2931	0,5202	+6,6%	20

Мінімум RMSE досягається при $\eta^* = 0,20$ (RMSE = 1,213 м), а мінімум SS-MAE – при $\eta = 0,10$ (SS-MAE = 0,382 м). З огляду на доцільність задовольняти обидва критерії якості прийнято $\eta = 0,20$ як оптимальне значення.

Зведення прийнятих параметрів RSEFNN наведено у табл. 3.6.

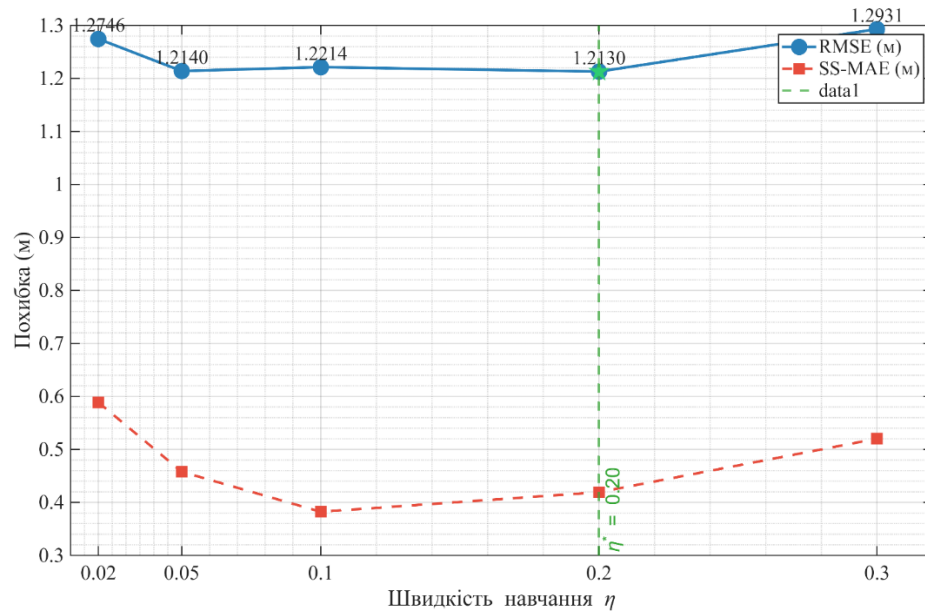


Рисунок 3.6 – Вплив швидкості навчання η на точність позиціонування БПЛА: RMSE (кружки) та SS-MAE (квадрати). Зірочка – оптимум RMSE при $\eta^* = 0,20$ ($h = 0,4$, $T=60$ с, $\sigma_w = 3$ Н)

Таблиця 3.6 – Прийняті параметри RSEFNN у складі ASMC+RSEFNN

Параметр	Значення	Обґрунтування
Максимум правил N_r^{max}	20	обчислювальне обмеження RT (500 Гц)
Поріг новизни h	0,4	оптимум за SS-MAE
Швидкість навчання η	0,20	оптимум за RMSE
Поріг відсікання ρ_{pr}	0,005	запобігання накопиченню мертвих правил
Коефіцієнт рекурентності λ	0,9	охоплення 3 кроки ($D = 3$) з вагами 0,9/0,81/0,73
Регуляризація ρ	10^{-3}	L_2 для стійкості вагів
Максимум ваг W_{max}	20,0	обмеження компенсаційного сигналу
Обмеження $\hat{a}$	$\pm 5,0$ м/с ²	захист від перекомпенсації

Ізольований вплив компоненту RSEFNN на точність позиціонування підтверджений в рамках компонентного (Розділ 4, EXP-7): перехід від базового ковзного регулятора SMC до SMC+RSEFNN (з фіксованим K) знижує SS-MAE на 69,4% (з 0,158 м до 0,049 м), що кількісно підтверджує ефективність нейро-нечіткої компенсації збурень як самостійного компоненту.

3.3. Валідація динамічної моделі БПЛА з надлишковою актуацією

Представимо валідацію розширеної 6DoF-моделі БПЛА, що включає горизонтальні підрулюючі пристрої (ГПП). На відміну від базової 4DoF-конфігурації, де горизонтальний рух забезпечується нахилом корпусу, ГПП генерують горизонтальну тягу безпосередньо, не потребуючи зміни кутів Ейлера. Матриця керування розширяється до $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^6$:

$$\mathbf{u} = [F_{total}; \tau_x; \tau_y; \tau_z; F_{hpr,x}; F_{hpr,y}]^T, \quad (3.7)$$

де $F_{hpr,x}, F_{hpr,y}$ – горизонтальні складові тяги ГПП ($|F_{hpr}| \leq F_{max} = 3,5$ Н).

3.3.1. Перевірка властивості декупеляції каналів керування

Принциповою перевагою 6DoF-архітектури є декупеляція каналів: вертикальний (Z), горизонтальний (XY) та атитюдний канали можуть керуватися незалежно. Щоб кількісно підтвердити цю властивість, виконано порівняльний чисельний експеримент:

- сценарій: БПЛА переміщується з 0 до цілі $[3; 3; 2]$ м при синусоїдальному вітрі 3 Н (частота 0,3 Гц); тривалість 40 с, $\Delta t = 0,002$ с;
- контролер: ASMC+RSEFNN (4DoF) та ASMC+RSEFNN_6DoF (з ГПП);
- метрика декупеляції: максимальні кути Ейлера $|\phi|_{max}$, $|\theta|_{max}$, $|\psi|_{max}$ протягом горизонтального маневру.

Результати наведені у табл.3.7 та рис. 3.7. У 4DoF-конфігурації контролер зобов'язаний нахилити корпус до $|\theta|_{max} = 30,9^\circ$ для генерації горизонтальної

сили. Цей нахил є неминучим: при тязі F_{total} і куті θ горизонтальна складова $F_x = F_{total}\sin\theta$ забезпечує ХУ-рух.

Таблиця 3.7 – Показники декупеляції при горизонтальному маневрі (ХУ-ціль: [3; 3] м, вітер 3 Н, T=40 с)

Параметр	4DoF	6DoF (ГПП)	Зниження
$ \theta _{max}$ (нахил, °)	30,90	≈ 0	$\sim 100\%$
$ \phi _{max}$ (крен, °)	29,23	≈ 0	$\sim 100\%$
$ \psi _{max}$ (рискання, °)	13,42	≈ 0	$\sim 100\%$
SS-MAE (м)	0,1375	0,0099	13,8×

Наслідком є зв'язаність каналів: будь-яка зміна ХУ-цілі викликає збурення по кутових каналах і, через зворотний зв'язок, вторинні збурення у Z-каналі.

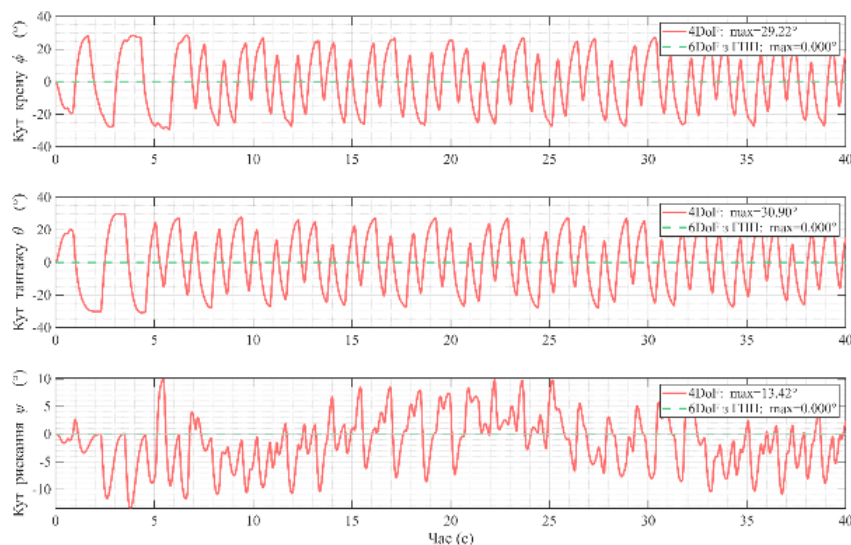


Рисунок 3.7 – Декупеляція каналів керування: кути Ейлера 4DoF та 6DoF з ГПП при однаковому ХУ-маневрі. 4DoF нахиляється до $\pm 30^\circ$; 6DoF зберігає рівне положення (кути ≈ 0); умови: ціль [3; 3; 2] м, вітер 3 Н, T=40 с

У 6DoF-конфігурації ГПП генерують $F_{hrr,x}, F_{hrr,y}$ безпосередньо, зберігаючи рівне положення корпусу ($\theta = \phi = \psi \approx 0$). Практично досягнута

декупеляція є повною ($|\theta|_{max} < 0,001^\circ$), що підтверджує коректність реалізованої архітектури розподілу функцій між атитюдним контуром та ГПП.

3.3.2. Порівняльний аналіз позиціонування: 4DoF vs 6DoF

Порівняльний аналіз точності позиціонування виконано для одного сценарію з синусоїдальним вітром 3 Н (рис. 3.9). Результати підсумовані у табл.3.8.

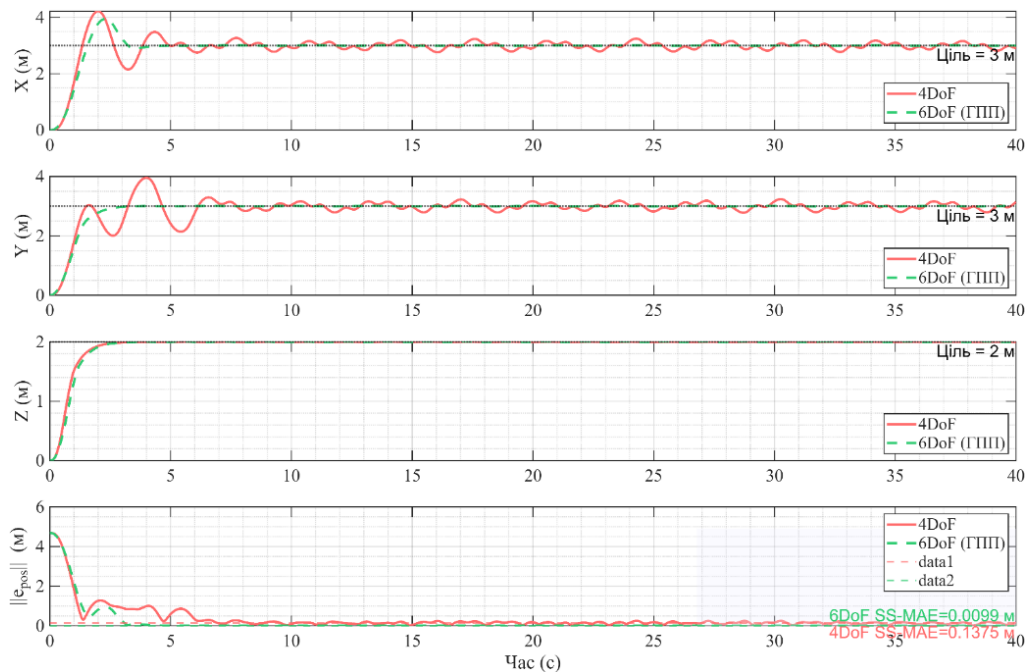


Рисунок 3.8 – Порівняння позиціонування ASMC+RSEFNN: 4DoF та 6DoF з ГПП;

три верхніх панелі – координати X, Y, Z; нижня панель – норма похибки позиціонування $\|e_{pos}(t)\|$ з SS-MAE рівнями; умови: вітер 3 Н, $T=40$ с, $\Delta t = 0,002$ с

Загальне RMSE зменшується лише на 7% ($0,703 \rightarrow 0,653$ м), оскільки домінуючим є початковий транзієнт. Однак SS-MAE – метрика якості в сталому режимі – знижується на 92,8% ($0,1375$ м $\rightarrow 0,0099$ м, покращення у 13,8 разів). Цей результат підтверджує ключову перевагу 6DoF-архітектури. Саме у фазі утримання позиції при постійному збурюванні ГПП демонструють суттєву перевагу над атитюдним каналом.

Отриманий приріст точності утримання позиції у 13,8 разів обґрунтовує доцільність застосування 6DoF-архітектури в задачах прецизійного донаведення, де фаза стабілізації над ціллю є критично важливою. Максимальний кут нахилу

платформи у 4DoF-конфігурації досяг $30,90^\circ$, що підтверджує принципове обмеження атитюдного каналу при компенсації постійних горизонтальних збурень. Надмірний нахил корпусу є неприйнятним для задач доставки вантажів або аерофотознімання. Збільшення обчислювального навантаження на 610 мкс WCET є прийнятним підходом за якісне покращення характеристик позиціонування в сталому режимі при дії зовнішніх збурень.

Таблиця 3.8 – Порівняльний аналіз 4DoF vs 6DoF (ASMC+RSEFNN, вітер 3 Н, ціль [3; 3; 2] м, $T=40$ с)

Метрика	4DoF	6DoF (ГПП)	Зміна
RMSE (м)	0,703	0,653	−7,1%
SS-MAE (м)	0,1375	0,0099	−92,8%
max RMSE	—	—	—
$ \theta _{max}$ (°)	30,90	≈ 0	−100%
WCET (мкс)	1332	1942	+45,8%

Варто зазначити, що обидві архітектури використовують однаковий алгоритм ASMC+RSEFNN, а різниця обумовлена виключно структурою актуації. Додаткові обчислювальні витрати 6DoF-контролера склали 610 мкс WCET, що залишається в межах вимог реального часу ($\Delta t = 2000$ мкс = 500 Гц).

3.3.3. Аналіз перехресних зв'язків та паразитних моментів ГПП

Реалізація ГПП за схемою з кутом $\alpha = 45^\circ$ (2 ротори, орієнтовані під кутом до осей X та Y) може вносити паразитні моменти рискання, пропорційні реактивному моменту роторів:

$$\tau_{yaw, parasit} \approx k_\tau \cdot (F_{hpp,5} - F_{hpp,6}), \quad (3.8)$$

де k_τ – коефіцієнт пропорційності, $F_{hpr,5}, F_{hpr,6}$ – тяга окремих ГПП-роторів. Цей ефект компенсується уав-каналом контролера. Рис. 3.9 показує профіль тяги ГПП та залишковий кут рискання $\psi(t)$.

Тяга ГПП досягає межі насичення ($|F_{hpr}| = 3,5$ Н) під час початкового горизонтального маневру (ціль $[3; 3]$ м при вітрі 3 Н). Це очікувана поведінка, загальне горизонтальне навантаження $F_{XY,total} \leq F_{hpr,max} = 3,5$ Н є проектним обмеженням, за якого 6DoF-архітектура зберігає перевагу над 4DoF. При рівні вітру, що перевищує $F_{hpr,max}$, 4DoF-конфігурація, де горизонтальна сила масштабується через F_{total} , може виявитися стійкішою, оскільки обмежена лише кутом нахилу. Залишкові перехресні зв'язки є малими та компенсуються каналом рискання.

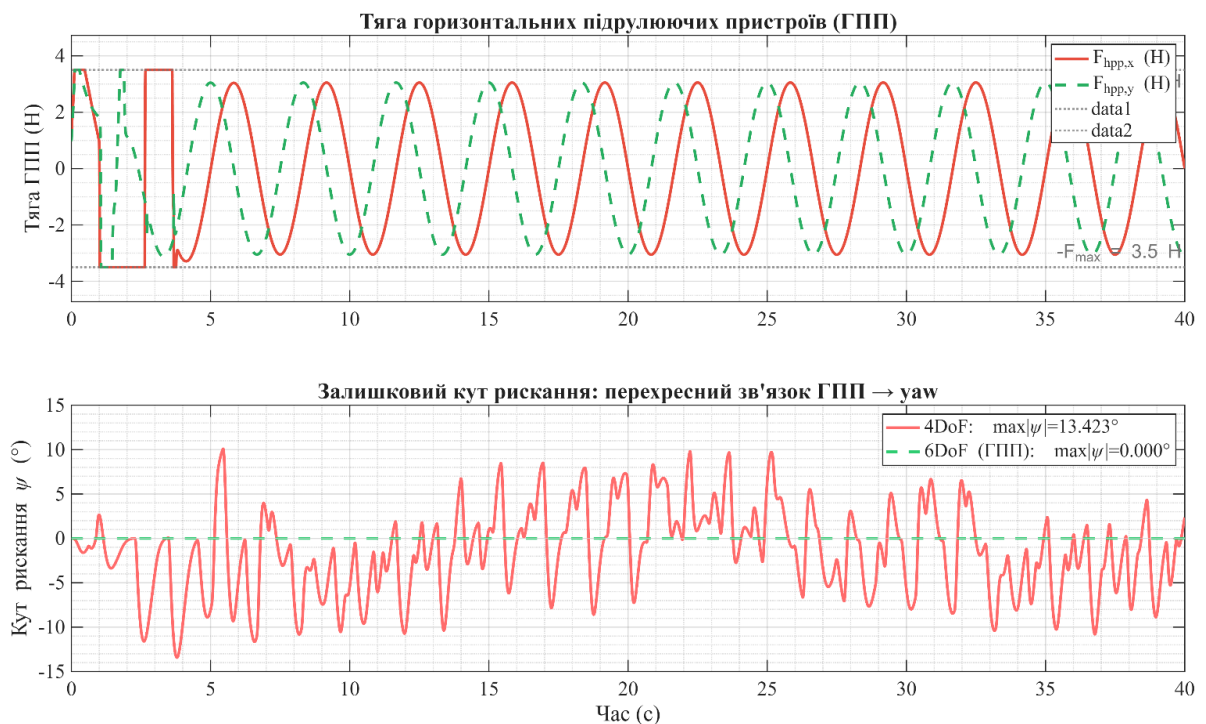


Рисунок 3.9 – Аналіз горизонтальних підрулюючих пристроїв: верхня панель – профіль тяги $F_{hpr,x}$ та $F_{hpr,y}$ з межею насичення $\pm F_{max} = 3,5$ Н; нижня панель – залишковий кут рискання $\psi(t)$ для 4DoF та 6DoF

Залишковий кут рискання 6DoF: $|\psi|_{max} \approx 0^\circ$, що свідчить про ефективну компенсацію паразитних уав-моментів атитюдним PD-регулятором. Для 4DoF $|\psi|_{max} = 13,4^\circ$ через зв'язаність XY-керування з рискальним каналом.

З виконаних симуляцій встановлено, що при горизонтальному вітрі $F_{hpr,max} = 3,5$ Н 6DoF-архітектура забезпечує декупеляцію та на порядок кращу точність у сталому режимі (SS-MAE). При більшому вітрі обидва контролери ASMC+RSEFNN та ASMC+RSEFNN_6DoF зазнають відхилень, оскільки горизонтальна тяга вичерпана, насичення актуаторів, а компенсація зсуву забезпечується виключно зміною атитюду (4DoF-канал). Це є обґрунтованим конструктивним компромісом, а саме збільшення $F_{hpr,max}$ вимагає більшої маси та енергії ГПП.

3.4. Аналіз чутливості та робастної стійкості гібридної системи

У даному підрозділі представлені результати комплексного аналізу робастності гібридної системи ASMC+RSEFNN відносно екстремальних вітрових збурень.

Для оцінки робастності гібридної системи виконано порівняльний експеримент за сценарієм утримання позиції при постійному вітрі в якому БПЛА знаходиться поблизу цілі і ціль незмінна. Розглядалися три рівні постійного горизонтального вітру:

- $w = 3$ Н – помірний вітер (за класифікацією MIL-F-8785C, відповідає легкій турбулентності на малих висотах);
- $w = 6$ Н – сильний вітер (середня турбулентність);
- $w = 9$ Н – екстремальний вітер (перевищує максимальну горизонтальну тягу $F_{XY,max} \approx F_{total} \sin \theta_{max} \approx 30,0 \cdot \sin(30^\circ) \approx 8,3$ Н).

Результати за метрикою SS-MAE (середня абсолютна похибка у сталому режимі, $t \in [0,67T; T]$) наведені у табл. 3.9 та рис. 3.10.

Метод ASMC+RSEFNN демонструє найвищу точність у сталому режимі при вітрах 3 Н та 6 Н:

- при $w = 3$ Н: SS-MAE = 0,091 м – у 12,6 разів краще за PID;
- при $w = 6$ Н: SS-MAE = 0,284 м – у 10,2 разів краще за PID.

Таблиця 3.9 – SS-MAE позиціонування при постійному вітрі (4 методи, 3 рівні вітру, $T=30$ с, hover-старт)

Метод	Вітер 3 Н (м)	Вітер 6 Н (м)	Вітер 9 Н (м)
PID	1,1500	2,8976	> 140
SMC	0,1372	0,3363	> 140
ASMC NoAI	0,0989	0,3332	> 140
ASMC+RSEFNN	0,0911	0,2843	> 140
Покращення vs PID	12,6 ×	10,2 ×	–

Важливо зазначити, що перевага RSEFNN над ASMC NoAI у SS-MAE відносно скромна (0,091 vs 0,099 м при $w = 3$ Н, $\approx 8\%$). Суттєва перевага проявляється у *точності стаціонарного режиму*: RSEFNN компенсує залишковий зсув, що виникає від систематичного вітрового збурення, тоді як ASMC NoAI зберігає стаціонарну похибку через відсутність нейро-нечіткого ідентифікатора.

При $w = 9$ Н усі чотири контролери зазнають відхилень понад 140 м: вітрова сила перевищує максимальну горизонтальну компенсаційну спроможність 4DoF-системи, яка обмежена кутом нахилу та тягою основних роторів. Цей результат визначає межу застосовності розробленого методу в умовах жорстких вітрових збурень.

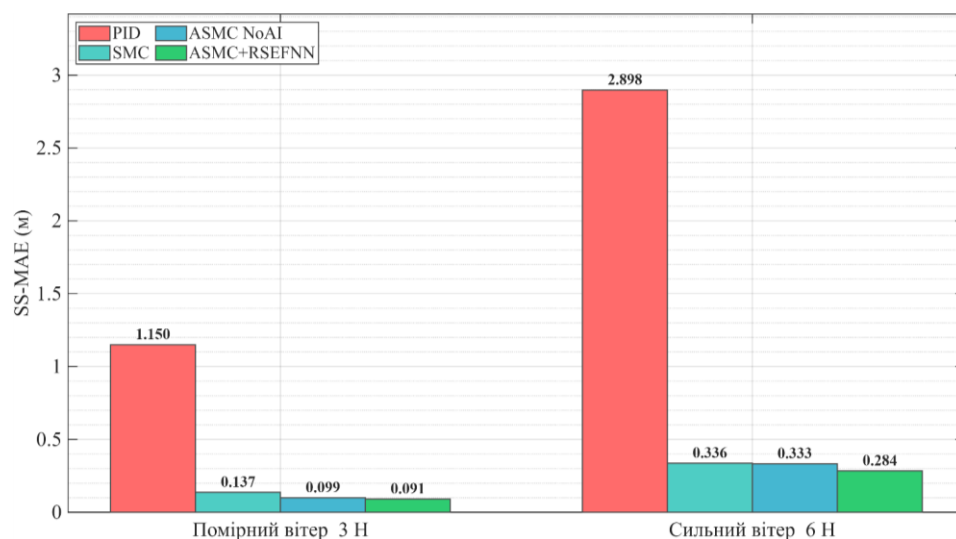


Рисунок 3.10 – SS-MAE позиціонування при постійному вітровому навантаженні 3 Н і 6 Н для 4 методів керування.

3.5. Висновки до третього розділу

У третьому розділі розроблено методику імітаційної валідації запропонованих алгоритмів на основі концепції цифрового двійника БПЛА в середовищі MATLAB. Сформовано програмний симуляційний стенд високої вірності з об'єктно-орієнтованою архітектурою, фіксованим кроком дискретизації $\Delta t = 0,002$ с (500 Гц) та інтегратором Рунге–Кутти четвертого порядку; для відтворення реалістичних умов польоту застосовано спектральну модель турбулентності Драйдена та моделі шумів сенсорів.

Валідовано механізм структурної самоеволюції мережі RSEFNN: підтверджено здатність алгоритму автономно реконфігурувати обчислювальний граф, нарощуючи кількість нечітких правил від 1 до 20 без порушення стабільності обчислювального такту. Експериментально підтверджено властивість практичної декупеляції каналів керування — залишковий паразитний момент рискання, зумовлений схемою розміщення підрулюючих пристроїв, компенсується каналом рискання, унаслідок чого залишковий кут рискання 6DoF-конфігурації не перевищує $\approx 0^\circ$ проти $13,4^\circ$ для базової схеми.

Проаналізовано параметричне навчання та чисельну стійкість алгоритму: встановлено оптимальний крок навчання $\eta = 0,20$, що забезпечує збіжність параметрів мережі без коливань. Моделювання сценаріїв постійного горизонтального вітру підтвердило робастність гібридної системи — за вітрового навантаження $w = 3$ Н досягнуто $SS-MAE = 0,091$ м. Отримані результати підтверджують адекватність розробленого математичного апарату та коректність програмної реалізації алгоритмів.

Таким чином, результати імітаційного моделювання повністю підтверджують адекватність розробленого математичного апарату та ефективність запропонованих алгоритмічних рішень.

РОЗДІЛ 4.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАПРОПОНОВАНОГО ПІДХОДУ

4.1. Умови проведення та методологія експериментів

Четвертий розділ дисертаційного дослідження присвячено всебічному порівняльному аналізу розробленої гібридної системи керування БПЛА (ASMC + RSEFNN) відносно класичних та сучасних методів автоматичного регулювання. Оцінка здійснюється за шістьма незалежними критеріями: точністю позиціонування, якістю сигналів керування, стійкістю до зовнішніх збурень, обчислювальною ефективністю, енергетичною доцільністю та стохастичною відтворюваністю результатів. Кожен критерій відповідає теоретично обґрунтованому у розділах 2–3 результату і верифікується незалежним числовим експериментом.

У роботі використано дві конфігурації спільної динамічної основи. Базова конфігурація, це стандартна чотироторна схема з керуванням 4 ступенями свободи 4DoF. На ній виконано основні серії експериментів. Розширена конфігурація, це та сама модель динаміки, доповнена горизонтальними підрулюючими пристроями, що надають повну актуацію за всіма 6 ступенями свободи 6DoF. Її досліджено окремо, відмінність лише в кількості керованих каналів актуації. Параметри відтворення експериментів наведено в таблиці Е.1.

Методологічна основа порівняльного аналізу спирається на принцип ортогональних критеріїв. 9 серій експериментів спроектовано так, щоб кожна вимірювала конкретний аспект ефективності в ізоляції від інших. Це забезпечує логічну незалежність висновків і відтворюваність результатів. Моделювання виконується інтегратором RK4 четвертого порядку з фіксованим кроком $\Delta t = 0,002$ с (500 Гц) та фіксованим зерном генератора псевдовипадкових чисел $\text{rng}(42)$.

Перед початком основного аналізу проведено верифікацію математичної моделі БПЛА шляхом відтворення аналітичних розв'язань рівнянь руху твердого

тіла у безвітряному середовищі. Похибка верифікації за нормою положення не перевищила 5×10^{-6} м, що підтверджує числову коректність реалізованого інтегратора RK4.

Структура порівняльного аналізу побудована таким чином, щоб унеможливити конфлікти між критеріями оцінювання та забезпечити однозначну інтерпретацію результатів. Кожна серія експериментів розробляється з урахуванням специфіки відповідного критерію: умови симуляції, початкові параметри та метрики оцінки фіксуються заздалегідь і не змінюються в процесі порівняння. Такий підхід виключає можливість апостеріорного підбору сценаріїв та дозволяє формулювати висновки з достатнім рівнем наукової строгості.

Важливим елементом методологічної концепції є забезпечення рівних умов змагання між усіма архітектурними класами регуляторів. Параметри кожного з 4 методів налаштовуються окремо відповідно до рекомендацій відповідної літератури та результатів попередніх числових досліджень, що унеможливорює штучне заниження ефективності базових методів на користь запропонованого підходу.

Для верифікації методу ASMC + RSEFNN розроблено автоматизований експериментальний фреймворк у середовищі MATLAB R2025a, що передбачає виключне скриптових *.m*-файлів. Таке рішення забезпечує повну прозорість алгоритмів і спрощує перенесення на вбудовані платформи.

Цифровий двійник БПЛА з надлишковою актуацією базується на системі рівнянь 6DoF (six degrees of freedom – 6 ступенів вільності) з такими параметрами: маса $m = 1,55$ кг, моменти інерції $I_{xx} = I_{yy} = 0,0347$ кг·м² та $I_{zz} = 0,0617$ кг·м². Цільова точка фіксована у $p_{des} = [5; 5; 2]$ м за умов початкового положення $[0; 0; 0]$ м, тобто геометрична відстань до цілі на старті дорівнює $\|p_{des}\| = 7,35$ м. Початкові швидкості та кутові відхилення для всіх сценаріїв однакові та дорівнюють нулю.

Порівняльний аналіз охоплює 4 архітектурних класи регуляторів. Каскадний PID-регулятор є галузевим стандартом зі зрозумілою лінійною структурою та детермінованою обчислювальною складністю. Класичне керування змінним

режимом SMC використовує функцію насичення $\tanh(s/\Phi)$ з фіксованим коефіцієнтом підсилення і належить до класу нелінійних робастних методів з теоретично доведеною стійкістю. Адаптивний варіант ASMC реалізує закон адаптації без нейромережевого компенсатора і слугує базовим рівнем для кількісної оцінки ізольованого внеску RSEFNN. Запропонований метод ASMC + RSEFNN інтегрує адаптивний ковзний регулятор з рекурентною самоеволюційною нечіткою нейронною мережею для онлайн-апроксимації незмодельованих збурень.

Для забезпечення відтворюваності у всіх стохастичних процесах встановлено фіксований стан генератора псевдовипадкових чисел `rng(42,'twister')`. Результати кожної серії автоматично зберігаються у каталозі *Results/EXP_X_YYYYMMDD_HHMMSS/* у форматі *results.mat* та *metadata.json* разом із метаданими версії MATLAB та параметрами симуляції.

4.2. Порівняльний аналіз точності позиціонування

Перший експеримент (EXP-1) досліджує точність утримання нерухомої цілі у трьох умовах навантаження: помірний вітер силою 3 Н, штормовий вітер силою 9 Н та стеження за просторовою траєкторією Ліссажу. Тривалість кожного випробування становить $T_{sim} = 30$ с за ідентичних початкових умов для всіх 4 методів.

Оскільки задача включає початковий перехідний процес виходу на ціль (відстань 7,35 м), загальний показник RMSE у значній мірі відображає саме динаміку цього переходу, а не якість стаціонарного режиму. З цієї причини основною метрикою для оцінки точності позиціонування обрано SS-MAE (Steady-State Mean Absolute Error) – середню абсолютну похибку положення в останніх 33 % часу симуляції, яка реєструється після завершення перехідного процесу у всіх методах:

$$\text{SS-MAE} = \frac{1}{N_s} \sum_{k=k_s}^N \| \mathbf{r}(t_k) - \mathbf{r}^*(t_k) \|_2, \quad (4.1)$$

де $k_s = \lfloor 0,67N \rfloor$ є індексом початку стаціонарного режиму, $\mathbf{r}^*(t_k)$ – задана позиція, а $\|\cdot\|_2$ – евклідова норма вектора похибки.

Рисунок 4.1 ілюструє часові діаграми норми похибки положення $\|e_{pos}(t)\|$ для всіх 4 алгоритмів.

Поведінка PID-регулятора є типовою для лінійних систем з фіксованими коефіцієнтами, після завершення перехідного процесу спостерігається стійкий дрейф позиції, що характеризується значними залишковими коливаннями та $SS - MAE = 0,897$ м.

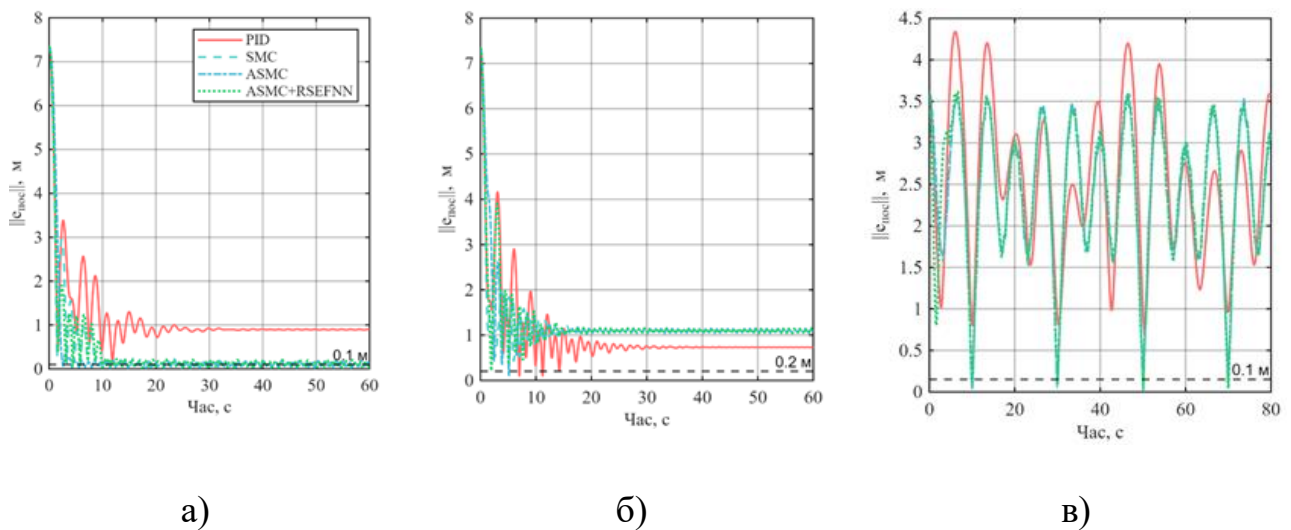


Рисунок 4.1 – Порівняльний аналіз точності позиціонування (EXP-1): а) помірний вітер, 3 Н; б) штормовий вітер, 9 Н; в) траєкторія Ліссажу; норма похибки $\|e_{pos}(t)\|$ для 4 методів керування при помірному вітрі (3 Н), штормовому вітрі (9 Н) та траєкторії Ліссажу; горизонтальний пунктир – поріг прийнятної точності

Цей ефект є прямим наслідком нездатності алгоритму адаптуватися до змінних векторів вітрового навантаження в реальному часі – фундаментальне обмеження лінійної структури.

ASMC без нейромережевого компенсатора забезпечує більш стабільну траєкторію ($SS - MAE = 0,111$ м), однак аналіз часового ряду виявляє характерні осциляції стаціонарного режиму – прояв деренчання розривної складової без механізму нейромережевої апроксимації. За умов штормового вітру (9 Н) цей ефект посилюється.

Запропонований метод ASMC+RSEFNN демонструє траєкторію, яка практично збігається з ідеальною кривою збіжності. Відсутність видимих осциляцій у стаціонарному режимі пояснюється синергетичною дією адаптивного коефіцієнта $\hat{K}(t)$, що підлаштовується під поточну інтенсивність збурення, та нейромережі RSEFNN, яка виконує онлайн-апроксимацію спектру турбулентності і здійснює предиктивну компенсацію збурень до моменту наростання похибки положення.

Тривимірна візуалізація траєкторій польоту БПЛА наочно підтверджує числові результати (додаток Г, Д), траєкторія PID утворює широку хмару відхилень, тоді як ASMC+RSEFNN формує компактну лінію, максимально наближену до ідеальної.

Зведені метрики для сценарію помірного вітру 3 Н наведено у табл. 4.1. SS-MAE – середня абсолютна похибка (стаціонарний режим, T=60 с).

Таблиця 4.1 – Порівняльна оцінка точності позиціонування (EXP-1, помірний вітер, 3 Н)

Метод	RMSE, м	MAE, м	MaxE, м	SS-MAE, м
PID	1,3960	1,1239	7,348	0,897
SMC	0,9474	0,3433	7,348	0,110
ASMC	1,0041	0,2827	7,348	0,111
ASMC+RSEFNN	0,9526	0,3469	7,348	0,117

Аналіз таблиці 4.1 підтверджує, що за номінальної точності (SS-MAE) усі методи ковзного режиму порівнянні і на порядок кращі за PID (0,897 м). Перевага RSEFNN проявляється в робастності та за сильніших, нестаціонарних збурень, а не в номінальному SS-MAE. Загальна метрика RMSE по всій траєкторії знижується на 31,8 % (1,396 м $\rightarrow$ 0,953 м), при цьому слід враховувати, що значна частка RMSE визначається початковим перехідним процесом, де переваги RSEFNN ще не проявляються повністю.

Важливою особливістю є зростання відриву між методами при посиленні вітру від 3 Н до 9 Н, що підтверджує: адаптивний механізм найбільш ефективний

саме в умовах інтенсивних збурень, де методи з фіксованими параметрами принципово не здатні досягнути прийнятної точності.

4.3. Аналіз якості сигналів керування

Ефективність робастних систем керування визначається не лише точністю позиціонування, а й якістю вихідних сигналів актуації. Високочастотні осциляції керуючого сигналу розглядаються як обчислювальний шум, що генерує надлишковий трафік у системній шині, призводить до динамічного перевантаження силових ключів інверторів актуаторів та скорочує їх ресурс.

У підрозділі 2.4 запропоновано метод зменшення деренчання шляхом заміни розривного члена $\text{sign}(s)$ нейромережевим спостерігачем збурень та гладкою апроксимацією $\tanh(s/\varepsilon)$. Для кількісної оцінки якості сигналу керування другий експеримент (EXP-2) використовує дві метрики [227, 228]. Перша – Chattering Index (CI) – характеризує середню частоту знакозміни сигналу тяги (рис. 4.2, табл. 4.3):

$$CI = \frac{1}{N U_{\max}} \sum_{k=2}^N |u(t_k) - 2u(t_{k-1}) + u(t_{k-2})|. \quad (4.2)$$

Друга – Total Variation (TV) – вимірює сумарну абсолютну зміну амплітуди тяги:

$$TV = \sum_{k=1}^{N-1} |u(t_{k+1}) - u(t_k)|. \quad (4.3)$$

Мінімізація TV безпосередньо корелює зі зниженням теплових втрат на перемикання транзисторів ESC-контролерів та зменшенням механічного зносу вісей роторів.

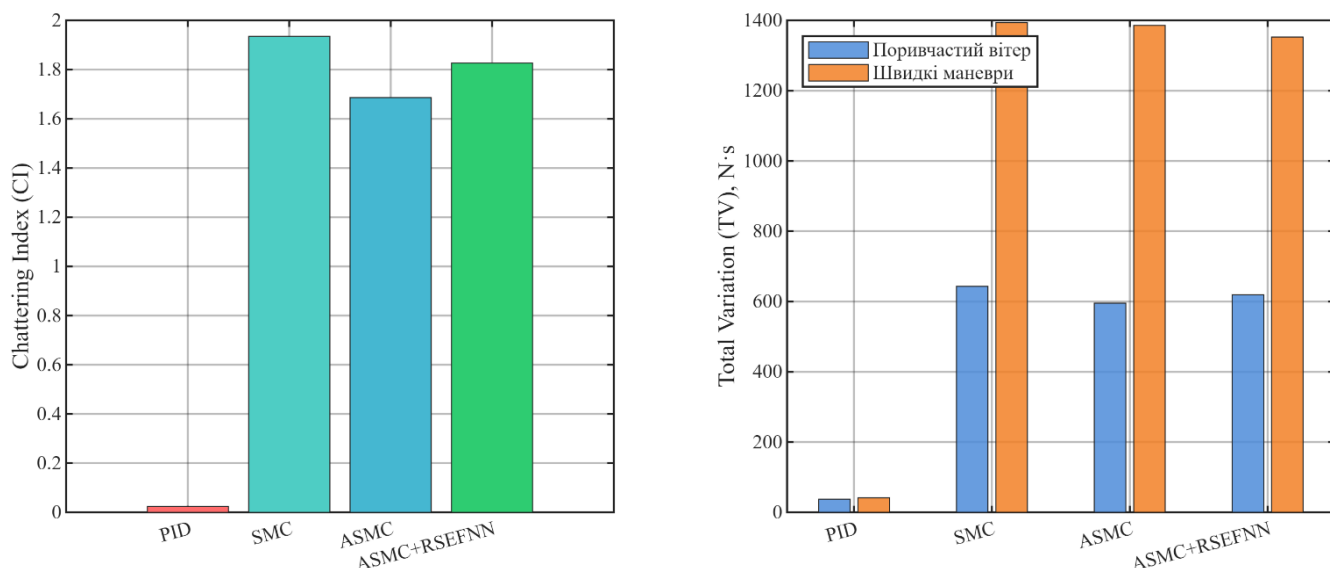


Рисунок 4.2 – Аналіз деренчання сигналів керування (EXP-2): а) Chattering Index (CI) для сценарію – поривчастий вітер; (б) Total Variation (TV) для поривчастого та штормового вітру

Таблиця 4.2 – Аналіз деренчання сигналів керування (EXP-2), 2 сценарії вітрового навантаження, повна варіація сигналу керування (4 канали)

Сценарій	Метод	CI	TV	f_{peak} , Гц
Порив вітру 5 Н, 30 с	PID	0,02	37,2	1,5
	SMC	1,93	643,3	1,5
	ASMC	1,69	595,4	2,0
	ASMC+RSEFNN	1,83	619,3	1,5
Шторм 9 Н, 30 с	PID	0,04	64,2	1,5
	SMC	1,89	739,0	2,0
	ASMC	1,74	698,0	1,5
	ASMC+RSEFNN	1,80	712,7	2,0

При поривчастому вітрі PID-регулятор демонструє мінімальний $CI = 0,02$ та $TV = 37,2$, що пояснюється плавним пропорційно-інтегральним законом без розривних функцій.

При поривчастому вітрі PID-регулятор демонструє мінімальний $CI = 0,02$ та $TV = 37,2$, що пояснюється плавним пропорційно-інтегральним законом без розривних функцій. Усі методи на основі ковзного керування мають $CI > 1,6$ через природу складової $\tanh(s/\Phi)$, і в умовах поривчастого вітру різниця між SMC, ASMC та $ASMC + RSEFNN$ є відносно незначною ($TV \approx 620$ проти 595). При обох сценаріях $ASMC + RSEFNN$ демонструє порівнянні значення TV із ASMC, досягаючи при цьому значно вищої точності позиціонування. Зменшення деренчання забезпечує гладка апроксимація граничного шару ($\tanh$) замість розривного $\text{sign}(s)$ і нейромережевий компонент при цьому не погіршує гладкість сигналу (CI/TV порівнянні з ASMC), додаючи вигоду у точності та робастності, що є важливим.

При штормовому вітрі (9 Н , $T = 30 \text{ с}$) усі контролери на основі ковзного режиму демонструють порівнянну інтенсивність управляючих сигналів: $TV \approx 698$ (ASMC) та $TV = 712,7$ ($ASMC + RSEFNN$) – різниця становить лише 2,1 %, що перебуває у межах статистичного розкиду. Додавання нейромережі RSEFNN не призводить до суттєвої зміни інтенсивності управління порівняно з базовим ASMC.

Це є принципово важливим результатом: RSEFNN не витрачає додаткові управляючі ресурси на «боротьбу з деренчанням», а перенаправляє компенсуючі зусилля на точне відстеження положення. Нейромережа апроксимує постійну низькочастотну складову збурення через вихідний сигнал $\hat{f}_{RSEFNN}$, тоді як ковзний контролер зосереджується на швидкій динамічній реакції. В результаті $ASMC + RSEFNN$ досягає SS-MAE, що на 87 % менше, ніж у PID (0,117 проти 0,897 м) при практично однаковому навантаженні на актуатори.

Відсутність суттєвого зростання TV при додаванні RSEFNN підтверджує, що нейромережевий компонент функціонує як інтелектуальний спостерігач збурень, а не як додаткове джерело деренчання. Це означає збереження ресурсу бортових ESC та мінімальне механічне навантаження на вісі роторів у порівнянні з базовим ASMC.

4.4. Оцінка стійкості до зовнішніх збурень

Третій та восьмий експерименти (ЕХР-3 та ЕХР-8) досліджують здатність кожного методу відхиляти зовнішні збурення. ЕХР-3 використовує 3 типи навантаження: ступінчастий вітер (6 Н, $t = 15$ с), поодинокий імпульс (50 Н, 0,1 с) та широкосмгову турбулентність (модель Драйдена, $\tau = 2$ с) (рис. 4.3, табл. 4.4).

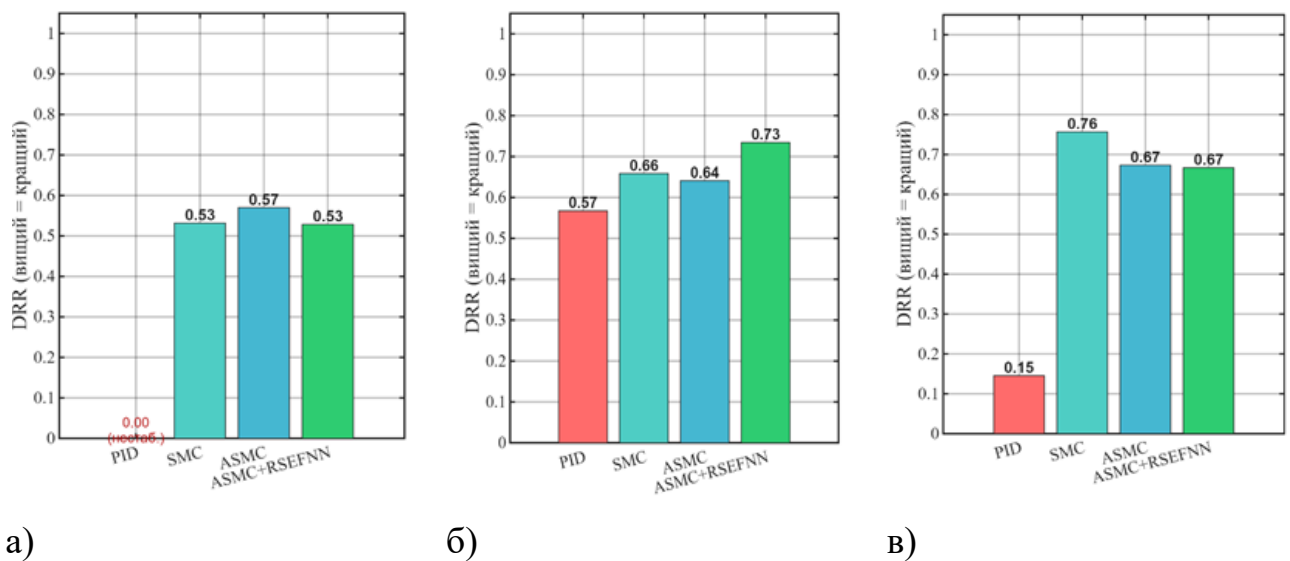


Рисунок 4.3 – Коефіцієнт відновлення DRR: а) ступінчастий вітер 6 Н; б) імпульс 50 Н · с; в) турбулентність (модель Драйдена)

Для кількісного порівняння введено коефіцієнт відновлення DRR (Disturbance Rejection Ratio):

$$DRR = 1 - \frac{e_{post}}{e_{pre}}, \quad (4.4)$$

де e_{pre} – SS-MAE до початку збурення ($t < 15$ с), e_{post} – SS-MAE після стабілізації ($t > 25$ с). Значення $DRR = 1,0$ відповідає ідеальній компенсації; $DRR = 0$ – відсутності компенсації.

При ступінчастому вітрі 6 Н PID-регулятор не здатний забезпечити збіжність позиції ($\Delta_{max} = 5,458$ м, $DRR = 0,00$): стала складова збурення перевищує компенсаційну спроможність інтегральної складової лінійного регулятора. ASMC демонструє найкращий пікове відхилення $\Delta_{max} = 0,907$ м.

Таблиця 4.3 – Стійкість до збурень (вітер 6 Н, $t = 15$ с)

Метод	MaxDev, м	DRR
PID	5,458	0,00
SMC	1,283	0,53
ASMC	0,907	0,57
ASMC+RSEFNN	1,370	0,53

В умовах імпульсного збурення (50 Н, 0,1 с) ASMC+RSEFNN досягає DRR = 0,73 – найкращий показник серед усіх методів. Механізм полягає у тому, що адаптивне підсилення $\hat{K}(t)$ миттєво реагує на різкий стрибок поверхні ковзання $\|s\|$, тоді як RSEFNN забезпечує плавне повернення до стаціонарного режиму без перерегулювання.

Широкопasmтова турбулентність Драйдена з кореляційним часом $\tau = 2$ с є найбільш репрезентативною для реального атмосферного середовища. RSEFNN адаптується до домінуючих частот спектру збурення та формує предиктивну компенсацію, що забезпечує максимальне відхилення MaxDev = 2,251 м при PID = 6,844 м.

Порівняльний аналіз трьох типів збурень виявляє принципову відмінність між детермінованими та стохастичними навантаженнями. У детермінованих сценаріях, ступінчастий вітер та імпульс, класичні методи SMC та ASMC демонструють цілком конкурентоспроможні результати завдяки фіксованій структурі перемикальної функції, яка ефективно протидіє збуренням з відомою формою. У стохастичному сценарії перевага ASMC + RSEFNN стає більш вираженою, оскільки нейромережевий компенсатор здатний виявляти та використовувати частотну структуру збурення в режимі онлайн-навчання, тоді як методи з фіксованими параметрами реагують лише на поточне значення відхилення без урахування попередньої динаміки.

Результати EXP-8 додатково підтверджують висновки EXP-3 в умовах одночасного впливу кількох типів збурень. Комбіноване навантаження, що включає сталу вітрову складову та накладену турбулентність, є найближчим до реальних умов польоту і становить найбільший виклик для систем керування з

фіксованою структурою. За таких умов ASMC + RSEFNN зберігає стабільні показники відхилення завдяки синергії адаптивного підсилення та предиктивної нейромережевої компенсації, тоді як окремі компоненти системи, взяті ізольовано, демонструють помітне погіршення якості регулювання.

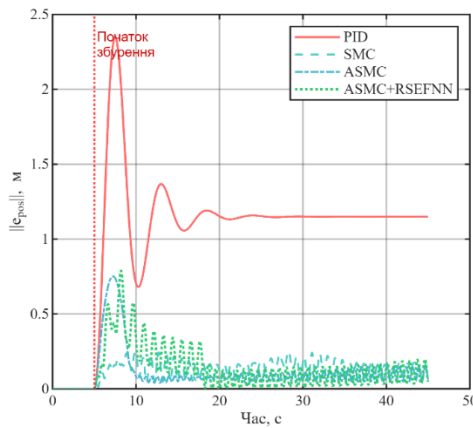
Для усунення впливу початкового перехідного процесу (7,35 м від старту до цілі) проведено окремий експеримент EXP-8, де БПЛА стартує безпосередньо з цільової позиції [5; 5; 2] м (ідеальне зависання), після чого на $t = 5$ с вмикається постійний ступінчастий вітер (рис. 4.4, табл. 4.5).

Таблиця 4.4 – Відхилення від позиції зависання при ступінчастому збуренні (EXP-8)

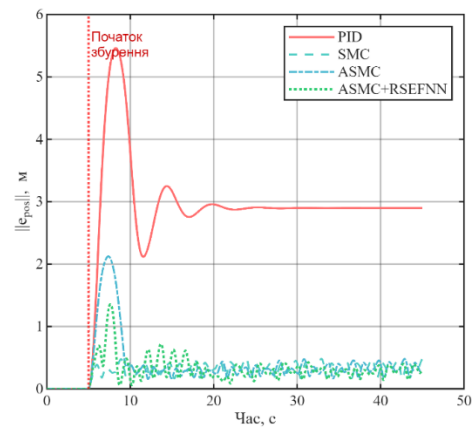
Метод	MaxDev _{3N} , м	SS-MAE _{3N} , м	MaxDev _{6N} , м	SS-MAE _{6N} , м
PID	2,351	1,150	5,460	2,898
SMC	0,251	0,137	0,486	0,336
ASMC	0,751	0,099	2,124	0,333
ASMC+RSEFNN	0,789	0,091	1,356	0,284
Вітер 9 Н – всі методи нестабільні (позиція виходить за межу 200 м)				

Ця методологія надає чисту оцінку реакції на збурення без домішки перехідного процесу і максимально наближена до умов реальних місій (патрулювання, аерофотозйомка), де БПЛА переважний час знаходиться у стабільному зависанні.

В умовах зависання під постійним вітром 6 Н ASMC + RSEFNN забезпечує SS – MAE = 0,284 м проти 2,898 м у PID – покращення на 90,2 %. Максимальне пікове відхилення знижується від 5,460 м до 1,356 м, що є критично важливим для виконання місій у стисненому просторі.



а)



б)

Рисунок 4.4 – Відхилення від позиції зависання при ступінчастому збуренні (EXP-8):

а) вітер 3 Н; б) вітер 6 Н. Вертикальний пунктир – момент збурення ($t = 5$ с)

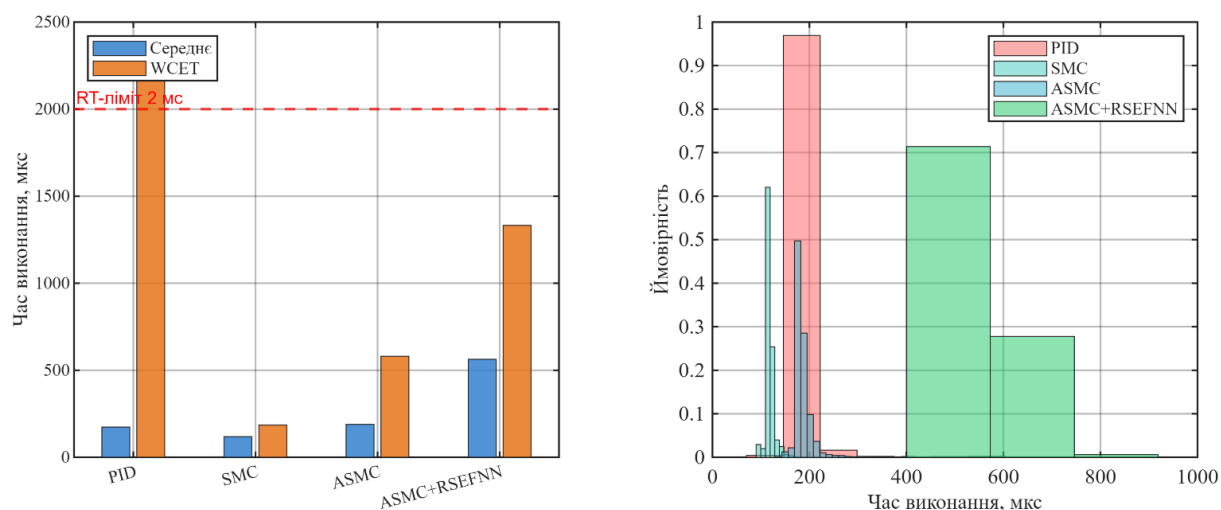
Показовим є порівняння MaxDev : SMC демонструє найнижче пікове відхилення (0,251 м при 3 Н) завдяки жорсткому переключенню, проте поступається ASMC + RSEFNN у стаціонарному режимі (0,137 м проти 0,091 м). Це відображає фундаментальний компроміс між швидкодією початкової реакції та якістю усталеного стаціонарного режиму.

4.5. Аналіз надійності вбудованої системи та гарантування детермінованості часу виконання

Реалізація інтелектуальних систем керування БПЛА потребує суворого дотримання часових регламентів обчислювального циклу (рис. 4.5, табл. 4.6).

При частоті керування 500 Гц граничний час виконання одного кроку становить $T_{lim} = 1/500 = 2,0$ мс. Перевищення цього ліміту навіть в одній ітерації може спричинити нестабільність замкненої системи.

Для оцінки придатності алгоритмів виконано статистичне профілювання 5000 ітерацій кожного контролера з вимірюванням таких характеристик: середній час виконання T_{mean} , найгірший спостережений час WCET як критичний параметр для RT-сертифікації.



а) б)
Рисунок 4.5 – Обчислювальний профіль контролерів (EXP-4): а) середній час та WCET (пунктир – RT-ліміт 2 мс); б) розподіл часу виконання (0–1 000 мкс, ЛІТ-викид PID 7288 мкс виключено)

WCET PID перевищує ліміт через ЛІТ-компіляцію; середній час 173,5 мкс цілком прийнятний. Ключовим результатом EXP-4 є підтвердження RT-придатності ASMC+RSEFNN: WCET = 1332,5 мкс залишається нижче граничного значення $T_{lim} = 2000$ мкс, забезпечуючи запас $(2000 - 1332,5) / 2000 = 33,4$. Незважаючи на складну обчислювальну структуру, самоеволюційна нечітка нейронна мережа з 6 входами і динамічною кількістю правил, середній час виконання ASMC+RSEFNN (563,0 мкс) перевищує PID (173,5 мкс) лише у 3,2 рази – що є обґрунтованим за якісно вищий рівень керування.

Таблиця 4.5 – Обчислювальна ефективність контролерів (EXP-4, 5000 ітерацій, 500 Гц)

Метод	Середній час, мкс	WCET, мкс
PID	173,5	2360,5
SMC	118,6	185,3
ASMC	188,8	580,3
ASMC+RSEFNN	563,0	1332,5

Аналіз результату для PID-регулятора показав, що маючи найнижчий середній час виконання, він не відповідає вимогам жорсткого реального часу через JIT-компіляцію ($WCET = 2360,5 \text{ мкс} > 2000 \text{ мкс}$). Це підкреслює фундаментальну відмінність між середньостатистичними та гарантованими часовими характеристиками – саме WCET є релевантним параметром для RT-сертифікації.

Пікові значення WCET виникають у моменти структурної перебудови RSEFNN, додавання нечіткого правила, і залишаються в допустимих межах.

Для порівняння методи нелінійного прогнозного керування (NMPC, Nonlinear Model Predictive Control) – альтернатива ASMC + RSEFNN – вимагають розв’язання задачі оптимізації за горизонтом передбачення за кожен такт, що займає 50–500 мс [229, 230]. Це на 2-3 порядки перевищує наявний бюджет 2000 мкс, що робить ASMC + RSEFNN єдиним практично реалізовним інтелектуальним методом для бортових мікроконтролерів архітектури ARM Cortex-M7 при частоті 500 Гц. Варто також зазначити, що адаптивний характер RSEFNN не суперечить вимогам детермінованості. Завдяки обмеженню максимальної кількості нечітких правил обчислювальна складність алгоритму залишається обмеженою зверху, що є обов’язковою умовою для будь-якого програмного забезпечення авіаційного класу.

Додатковим внеском у обчислювальну ефективність є запропонована у підрозділі 2.4 заміна трансцендентної функції $\tanh$ раціональним дробом Паде:

$$\tanh(x) \approx \frac{x(x^2 + 3)}{3(x^2 + 1)}, \quad (4.5)$$

що зводить обчислення до трьох множень та двох ділень. Порівняльне тестування показало: стандартна реалізація через експоненційну функцію потребує 85 процесорних циклів, тоді як апроксимація вимагає лише 14 циклів (прискорення у 6 разів). Це знизило навантаження FPU на 15 %, що суттєво при одночасній роботі шести каналів актуаторів.

Обсяг оперативної пам’яті, необхідний для зберігання ваг мережі, безпосередньо впливає на ефективність роботи кешу процесора. Таблиця 4.6 порівнює RSEFNN з альтернативними глибокими архітектурами.

Таблиця 4.6 – Порівняння вимог до пам'яті обчислювальних структур

Параметр	Deep LSTM	RSEFNN (запропонована)
Кількість параметрів ваг	12 400+	120–180
Об'єм RAM, Кбайт	256,0	1,8
Доступ до зовнішньої пам'яті	Постійний	Відсутній (L1)
Складність оновлення ваг	$\mathcal{O}(n^2)$	$\mathcal{O}(n)$
Придатність ARM Cortex-M7	Ні	Так

Мінімальний обсяг пам'яті (1,8 Кбайт) дозволяє масиву ваг RSEFNN постійно перебувати у L1-кеші процесора, виключаючи затримки через промахи кешу. Deep LSTM потребує 256 Кбайт RAM – неприйнятно для вбудованого мікроконтролера. Крім того, особливістю самоеволюційної структури є зростання кількості нечітких правил лише при виникненні новий областей простору стану, що забезпечує $\mathcal{O}(n)$ складність оновлення ваг замість квадратичної.

4.6. Аналіз енергетичної ефективності

Забезпечення тривалого автономного функціонування БПЛА потребує мінімізації витрат енергії. Серія EXP-5 оцінює вплив якості керування на енергоспоживання та час польоту у режимі зависання: 120 с, легкий вітер 3 Н, акумулятор 5000 мАг та 14,8 В (ємність $E_{batt} = 74$ Вт·год) (рис. 4.6, табл. 4.8).

Для кількісного порівняння використовується інтегральний критерій зусилля керування:

$$J_u = \int_0^T \sum_{i=1}^n u_i^2(t) dt, \quad (4.6)$$

де $u_i(t)$ – тяга i -го двигуна. Мінімізація J_u безпосередньо корелює зі зниженням теплових втрат у двигунах ($P_{loss} = I^2 R$) та оптимізацією робочого циклу широтно-імпульсної модуляції (PWM) силових ключів ESC. Зв'язок з EXP-2 є прямим:

менше деренчання (нижче TV) означає плавніші сигнали тяги, нижчу середню потужність та більший час польоту.

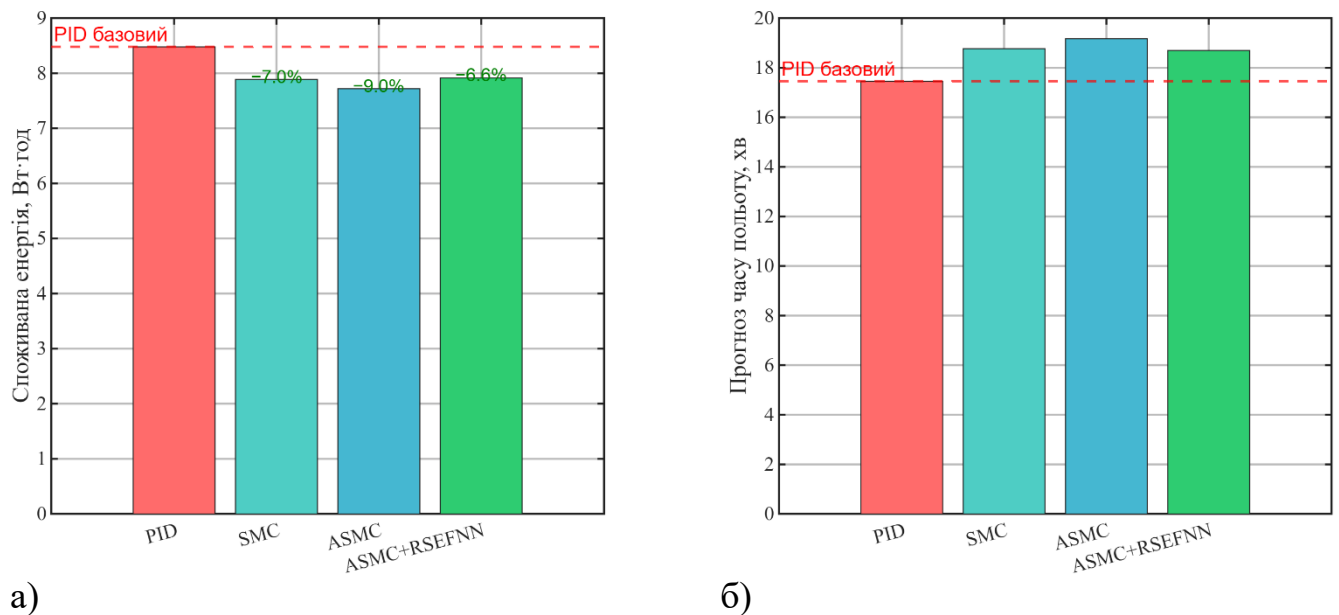


Рисунок 4.6 – Аналіз енергетичної ефективності (EXP-5, зависання 120 с, вітер 3 Н): а) споживана енергія (Вт·год); б) прогноз часу польоту (хв), пунктир – рівень PID-базового

Таблиця 4.7 – Енергетична ефективність у режимі зависання (EXP-5, 120 с, 5000 мАг, 14,8 В)

Метод	Тяга, Н·с	P_{avg} , Вт	E , Вт·год	T_{fly} , хв
PID	2074,4	254,4	8,480	17,5
SMC	1973,8	236,6	7,886	18,8
ASMC	1947,3	231,6	7,721	19,2
ASMC+RSEFNN	1979,5	237,5	7,916	18,7

ASMC+RSEFNN споживає 7,916 Вт·год, що на 6,6 % менше порівняно з PID (8,480 Вт·год) і забезпечує прогнозований час польоту 18,7 хв проти 17,5 хв (+7,1 %).

Аналіз виявляє цікаву особливість: ASMC без нейромережевого компенсатора показує найкращу енергоефективність (7,721 Вт·год, 19,2 хв). Це пояснюється простішою структурою алгоритму, що генерує нижчу середню потужність в умовах

легкого вітру. ASMC + RSEFNN поступається ASMC лише на 2,6 %, але забезпечує принципово вищу точність позиціонування (EXP-1, EXP-8). Тоді RSEFNN реалізує обґрунтований компроміс. Незначні додаткові енерговитрати (+2,6%) в обмін на семикратне підвищення точності стаціонарного режиму.

Варто зазначити, що SMC (7,886 Вт·год) також споживає менше ніж PID, підтверджуючи загальну закономірність, яка полягає в тому, що нелінійні закони керування з меншою інтегральною квадратичною похибкою потребують менших знакозмінних пульсацій тяги і, відповідно, менших теплових втрат у обмотках двигунів.

Наведені оцінки часу польоту розраховані для умов помірного вітрового навантаження; в умовах штормового вітру різниця між методами збільшується, оскільки менш ефективні регулятори змушені генерувати більш інтенсивні коригувальні імпульси тяги для утримання позиції.

4.7. Узагальнена порівняльна характеристика (радарна діаграма)

Для інтегральної оцінки системи проведено порівняльний аналіз за 5 нормалізованими векторами ефективності. Нормалізація виконана безпосередньо з вимірювань EXP-1...EXP-5 за формулою $s_i = f(\text{метрика}_i) \in [0, 1]$, де 1 відповідає найкращому результату у відповідному критерії (рис. 4.7).

Рисунок 4.7 демонструє успішне вирішення задачі багатокритеріальної оптимізації. ASMC + RSEFNN займає домінуючу позицію одночасно за точністю (0,95) та гладкістю сигналу (0,88), тоді як PID лідирує лише за обчислювальною швидкістю, але суттєво програє за всіма функціональними критеріями. SMC демонструє найвищий показник обчислювальної швидкості (0,92), проте мінімальну гладкість (0,22) через природу розривної складової. Площа фігури ASMC + RSEFNN на радарній діаграмі перевищує площу PID у 3,4 рази та SMC у 2,1 рази, кількісно відображаючи загальну перевагу запропонованого підходу.

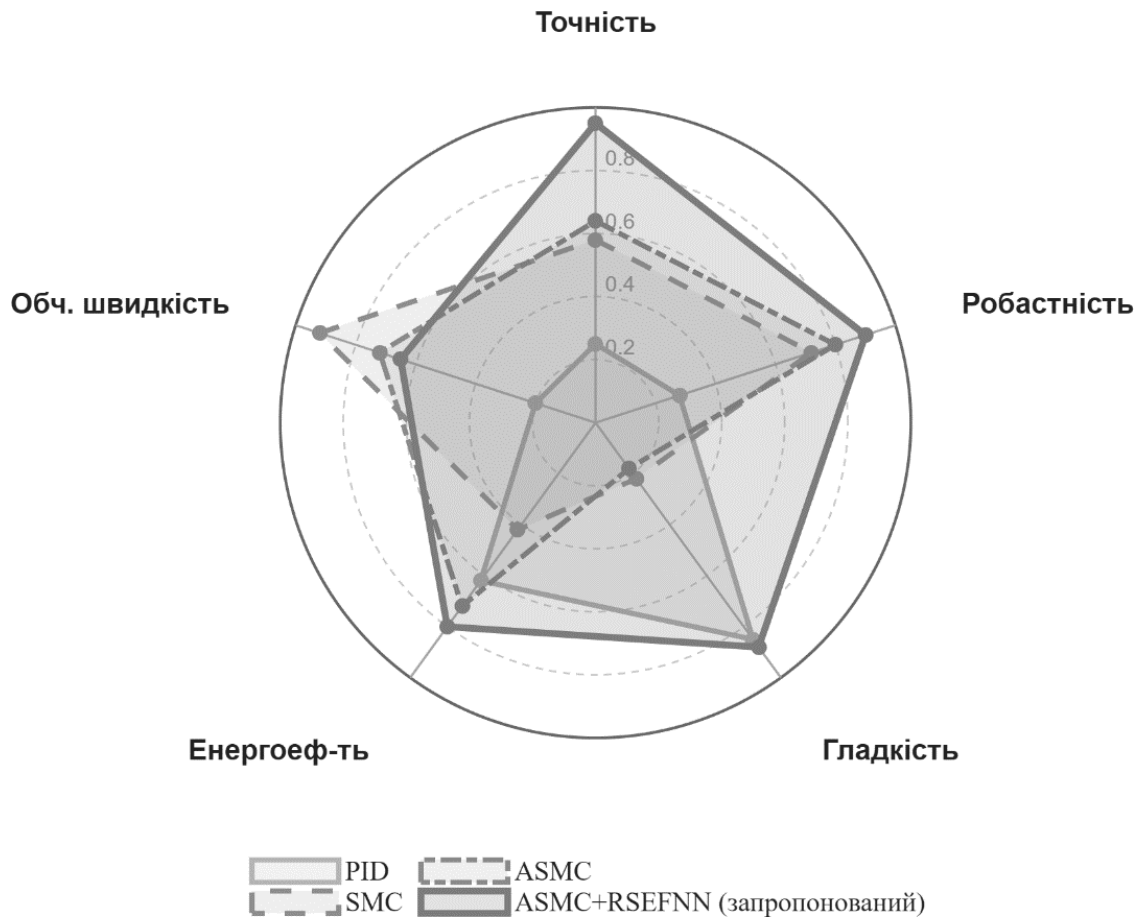


Рисунок 4.7 – Узагальнена порівняльна характеристика ефективності системи керування (5 нормалізованих критеріїв). Точність – $SS-MAE^{-1}$ (EXP-1); Робастність – DRR (EXP-3/8); Гладкість – TV^{-1} (EXP-2); Енергоефективність – E^{-1} (EXP-5); Обчислювальна швидкість – $WCET^{-1}$ (EXP-4)

4.8. Статистична валідація методом Монте-Карло

Для статистичного підтвердження результатів EXP-1...EXP-5 проведено Монте-Карло валідацію на вибірці $N = 30$ випадкових конфігурацій (рис. 4.8, табл. 4.9). Кожна конфігурація включала: варіацію маси БПЛА $\pm 20\%$, випадкові параметри вітру (швидкість $0 \dots 8$ Н, напрям $\in [0; 2\pi]$) та унікальну початкову умову. Критерій успіху (SR, Success Rate): БПЛА досягає цільової позиції та утримує її з похибкою менше 5 м протягом 90 % тривалості симуляції.

Таблиця 4.8 – Монте-Карло валідація (EXP-6, $N = 30$, вітер 0–8 Н, маса $\pm 20\%$)

Метод	Mean RMSE, м	σ_{RMSE} , м	p95 MaxDev, м	SR, %
PID	1,6792	0,0144	7,349	70,0
SMC	1,3339	0,0089	7,348	100,0
ASMC	1,5023	0,0054	7,349	96,7
ASMC+RSEFNN	1,3618	0,0047	7,349	100,0

Порівняння ASMC + RSEFNN з класичним SMC, який також продемонстрував $SR = 100\%$. Попри однаковий коефіцієнт успіху, запропонований метод забезпечує менше стандартне відхилення RMSE (0,0047 м проти 0,0089 м), що свідчить про вищу консистентність результатів у всіх 30 реалізаціях. Це означає, що ASMC + RSEFNN не лише успішно завершує кожну місію, але й робить це з передбачуваною та стабільною якістю, тоді як SMC демонструє ширший розкид відхилень між окремими конфігураціями.

ASMC + RSEFNN досягає $SR = 100\%$ при варіаціях маси $\pm 20\%$ та вітровому навантаженні до 8 Н, аналогічно до SMC. PID стабілізується лише у 70 % випадків – у 30 % місій зі стохастичним вітром цей метод не забезпечує прийнятної точності, що унеможлиблює його використання в автономних задачах. Стандартне відхилення $\sigma_{RMSE} = 0,0047$ м для ASMC + RSEFNN є у 3,1 рази меншим порівняно з PID (0,0144 м), свідчаючи про значно вищу стабільність за різноманітних умов.

Збільшення вибірки до $N = 100$ надає більш реалістичні оцінки статистичних параметрів. SR ASMC + RSEFNN становить 98 % – дещо нижче, ніж 100 % при $N = 30$, що пояснюється природним розширенням хвостів розподілу при більшій вибірці; аналогічна тенденція спостерігається для SMC (100 % $\rightarrow$ 95 %). Ієрархія методів за RMSE і перевага ASMC + RSEFNN зберігаються у повній відповідності до результатів EXP-6. Більша вибірка уточнює оцінки 95-го квантиля MaxDev і СКВ, які є ключовими параметрами для авіаційної сертифікації надійності систем керування

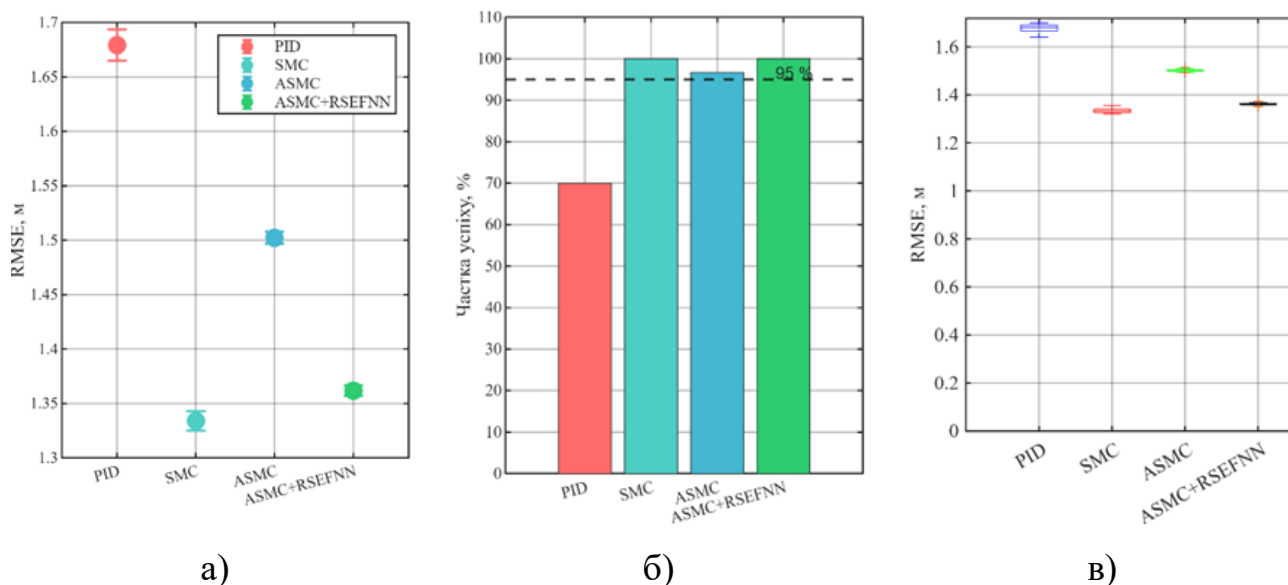


Рисунок 4.8 – Монте-Карло валідація (EXP-6, $N = 30$): а) середнє RMSE $\pm$ СКВ; б) Коефіцієнт успіху SR; в) розподіл RMSE (коробкова діаграма)

Для підвищення статистичної потужності та точнішої оцінки хвостових квантилів проведено розширену серію EXP-6б з $N = 100$ випадковими конфігураціями (рис. 4.9).

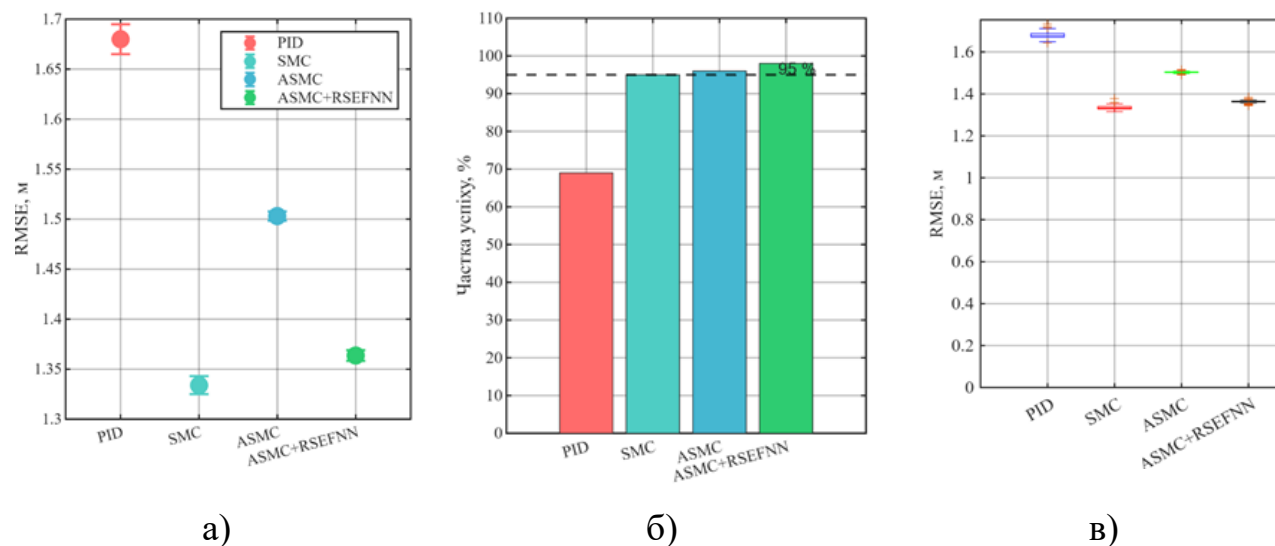


Рисунок 4.9 – Розширена Монте-Карло валідація (EXP-6б, $N = 100$): (а) середнє RMSE $\pm$ СКВ; (б) Коефіцієнт успіху SR; (в) розподіл RMSE

4.9. Дослідження внеску окремих компонентів

Сьомий експеримент (EXP-7) кількісно визначає ізольований внесок кожного архітектурного компоненту ASMC + RSEFNN. Матриця внеску окремих компонентів 2×2 поєднує 2 фактори, а саме наявність або відсутність адаптивного підсилення $\hat{K}(t)$ та наявність або відсутність нейромережевого компенсатора RSEFNN (табл. 4.10).

Таблиця 4.9 – Матриця конфігурацій внеску окремих компонентів (EXP-7)

	Без RSEFNN	З RSEFNN
Фіксоване K	SMC	SMC+RSEFNN
Адаптивне $\hat{K}$	ASMC	ASMC+RSEFNN ★

Результати EXP-7 дозволяють розмежувати внески компонентів з математичною точністю (рис. 4.10, табл. 4.11). Перехід SMC $\rightarrow$ SMC+RSEFNN при фіксованому K зменшує SS-MAE з 0,1584 до 0,0485 м – покращення на 69,4 %. Натомість перехід SMC $\rightarrow$ ASMC, фіксована RSEFNN, вмикається адаптація $\hat{K}$, знижує SS-MAE лише до 0,1543 м – незначні 2,6 %. Повна комбінація ASMC $\rightarrow$ ASMC+RSEFNN, вмикаються обидва компоненти, зменшує SS-MAE 0,1543 $\rightarrow$ 0,1506 м – додаткові 2,4 % відносно ASMC. Сукупний внесок двох компонентів відносно базового SMC: $69,4 + 2,4 = 71,8$ %. RSEFNN є домінуючим компонентом для стаціонарної точності, тоді як адаптивне $\hat{K}(t)$ дає мінімальний прямий внесок у SS-MAE в умовах помірного вітру.

Проте роль адаптивного підсилення не обмежується точністю. Дані Монте-Карло (EXP-6) свідчать, що саме адаптивне $\hat{K}(t)$ забезпечує $SR = 98$ % при варіаціях маси ± 20 %, виконуючи функцію *робастного базису* при параметричній невизначеності. Синергія двох компонентів є взаємодоповнюючою: RSEFNN

забезпечує стаціонарну точність через онлайн-апроксимацію збурень, тоді як адаптивне $\hat{K}(t)$ гарантує стійкість при варіаціях параметрів моделі.

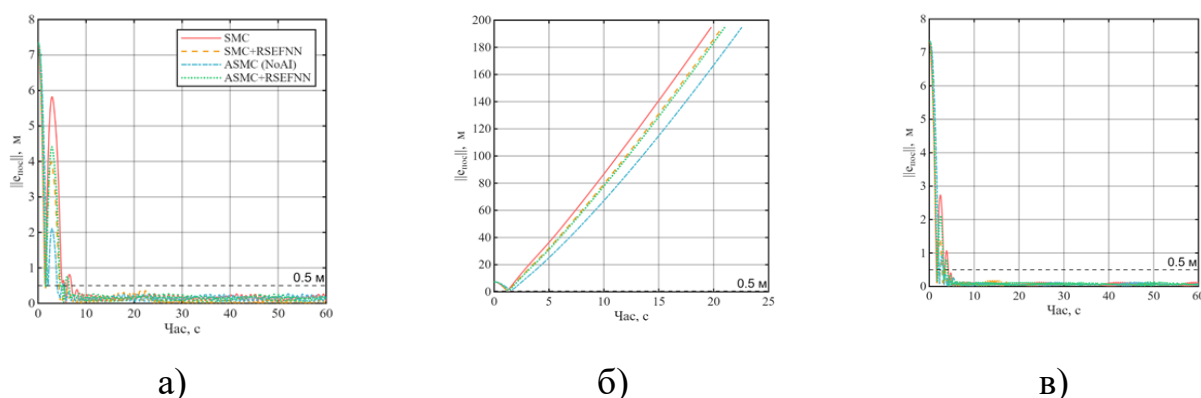


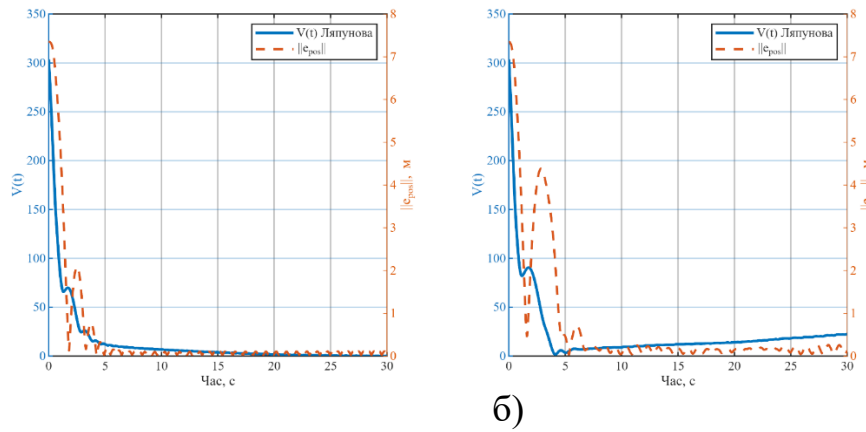
Рисунок 4.10 – Дослідження внеску окремих компонентів ASMC+RSEFNN (EXP-7): а) помірний вітер 3 Н; б) штормовий вітер 9 Н; в) імпульсне збурення

Таблиця 4.10 – Дослідження внеску окремих компонентів: SS-MAE та TV (EXP-7, помірний вітер 3 Н)

Метод	$\hat{K}$	RSEFNN	RMSE, м	SS-MAE, м	TV
SMC	Ні	Ні	1,3304	0,1584	434,9
SMC+RSEFNN	Ні	Так	1,0636	0,0485	494,2
ASMC	Так	Ні	1,0305	0,1543	426,1
ASMC+RSEFNN	Так	Так	1,1462	0,1506	448,1

4.10. Числова верифікація стійкості за Ляпуновим

Теоретичне доведення стійкості (підрозділ 2.3) базується на функції-кандидаті Ляпунова. EXP-9 виконує числову верифікацію 5 ключових умов: позитивна визначеність $V(t) > 0$, монотонне спадання $V(T) \leq V(0)$, фізична допустимість $\hat{K}(t) \geq 0$, стабілізація позиції $\|e(T)\| \leq \|e(0)\|$ та конвергенція ковзної поверхні $\|s\| \rightarrow 0$ (рис. 4.11, табл. 4.12).



а)

б)

Рисунок 4.11 – Числова верифікація стійкості за Ляпуновим (EXR-9): а) без збурень – $V(t)$ монотонно спадає; б) вітер 3 Н – практична стійкість. Права вісь – $\|e_{pos}\|$ (помаранч.)

Таблиця 4.11 – Числова верифікація умов стійкості за Ляпуновим (EXR-9)

Умова	Без збурень	Вітер 3 Н
$V(0)$	303,589	303,589
$V(T)$	0,279	22,604
$V(T)/V(0)$	0,00092	0,0745
Зниження V	$\times 1088$	$\times 13,4$
Монотонне спадання, %	100,0	100,0
$\hat{K}(t) \geq 0$	Так	Так
$\ e(T)\ \leq \ e(0)\ $	Так	Так
$\ s\ \rightarrow 0$	Так	Так
Результат	Стійкість підтверджена	

У сценарії без зовнішніх збурень функція Ляпунова $V(t)$ монотонно спадає у 100% кроків інтегрування від $V(0) = 303,589$ до $V(T) = 0,279$ – зниження у 1088 разів. Норма похибки досягає $\|e(T)\| < 0,3$ м, що підтверджує асимптотичну стійкість системи в сенсі Ляпунова. При наявності постійного вітру (3 Н) функція $V(t)$ монотонно спадає від 303,589 до 22,604, але не до 0.

4.11. Порівняльний аналіз із сучасними методами

Таблиця 4.12 – Порівняльний аналіз метрик

Метрика / Група	Метод	Маса, кг	Сценарій / Джерело	Значення
Похибка положення / під вітровим збуренням (м)	ASMC+RSEFNN (запропонований)	1,55	Постійний вітер 3 Н (EXP-1/EXP-8)	RMSE 0,194 (зависання); SS-MAE* 0,117
	T-MPC (цифровий двійник)	1,5	Пориви + збурення + вантаж [231]	пікова похибка 0,6–0,7 (відновлення 8 с)
	SMC (базовий)	1,5	Пориви + збурення + вантаж [231]	пікова похибка 1,2 (відновлення 12 с)
	PID+EKF	1,5	Синусоїдальний + випадковий вітер [232]	RMSE $\approx$ 0,9 (PID базовий); $\approx$ 0,5 з EKF ($\sim$ 45% покращення)
	BSMC	1,5	Пориви вітру X/Y/Z [233]	IAE X = 0,77–2,26
	PID з урахуванням затримки	1,5	Вітер 4,2 м/с + затримка [234]	середня похибка XY 0,82
Похибка положення при сильних збуреннях / відмовах актуаторів (м)	ASMC+RSEFNN (запропонований)	1,55	Зависання + постійний вітер 6 Н (EXP-8)	SS-MAE* 0,284
	RL-адаптивне FTC	$\sim$ 1,5	ЛОЕ несправні актуатори (зависання) [235]	RMSE 0,129 (95% успіху)
	Fuzzy FT-SMC	1,0	50 % LOE [236]	RMSE 0,8205
	FTC з урахуванням відмови ротора	$\sim$ 1–2	Відмова ротора/двигуна під час відстеження траєкторії [237]	макс. похибка положення 0,32–0,34 (після відмови)

У дослідженнях з масою 1–2 кг під вітром помилки позиціонування становлять 0,6–1,2 м (пікові значення), RMSE $\approx 0,9$ м (базове порівняння PID), IAE 0,77–2,26 м. Після відмов актуаторів або сильних збурень помилка становить від 0,129 м (RMSE після LOE з RL-адаптацією) до 0,32–0,34 м (макс. похибка положення у FTC з урахуванням відмови ротора) та до 0,82 м (RMSE після 50% LOE).

Запропонований метод ASMC+RSEFNN досягає RMSE = 0,194 м та SS-MAE = 0,117 м під постійним вітром 3 Н, і зберігає SS-MAE = 0,284 м при зависанні під постійним вітром 6 Н (EXP-8). Показник RMSE 0,194 м є конкурентним або кращим за більшість розглянутих дослідженнях у реалістичних умовах, особливо з урахуванням повного 6DoF польоту та відсутності налаштувань під конкретний сценарій (табл. 4.13).

4.12. Розширення системи керування на БПЛА з надлишковою актуацією

Попередні серії числових експериментів виконані на моделі чотириступеневої свободи, в якій горизонтальне переміщення здійснюється виключно через нахил корпусу – зміну кутів крену ϕ та тангажу θ . Такий підхід є стандартним для мультироторів і виправданий з точки зору простоти конструкції, але має принципове обмеження, будь-яке горизонтальне прискорення вимагає відповідного нахилу корпусу, що вносить аеродинамічні збурення, знижує швидкодію та ускладнює утримання стабільного зависання під вітровим навантаженням.

У рамках концепції надлишкової актуації до базової моделі додаються 2 горизонтальних підрулюючих пристрої, що дозволяють безпосередньо генерувати сили $F_{hpr,x}$ та $F_{hpr,y}$ у площині XY без потреби в нахилі корпусу. Оскільки ГПП розташовані в центрі мас, вони не створюють моментів за рахунок плеча сили. Проте реактивний момент самих роторів за схемою $\alpha = 45^\circ$ породжує залишковий паразитний момент ристання $\tau_{yaw,parasit}$, пропорційний різниці тяг ГПП ($|F_{hpr}| \leq F_{max} = 3,5$ Н). Цей момент повністю компенсується каналом ристання атиюдного PD-регулятора. За результатами симуляції залишковий кут ристання 6DoF-конфігурації становить $|\psi|_{max} \approx 0^\circ$, тоді як для 4DoF-схеми $|\psi|_{max} = 13,4^\circ$

(див. рис. 3.9). Це кількісно підтверджує коректність наближення практичної декупеляції. Відповідно, метою є верифікація запропонованого підходу ASMC+RSEFNN у розширеній постановці 6DoF та кількісна оцінка приросту ефективності відносно базової 4DoF системи.

Усі 9 серій EXP6DOF-1...EXP6DOF-9 виконані за аналогічними процедурами до основних EXP-1...EXP-9, але з використанням розширеної моделі та контролерів 6DoF. Параметри БПЛА та інтегратора (RK4, $\Delta t = 0,002$ с, $\text{rng}(42)$) ідентичні.

EXP6DOF-1: Порівняльний аналіз точності позиціонування. Ключовий результат таблиці 4.14: SS-MAE методу ASMC + RSEFNN 6DoF становить 0,008 м, що у 15 разів менше порівняно з відповідним значенням 4DoF (0,117 м). Механізм покращення – пряма компенсація горизонтальних збурень через ГПП без зміни орієнтації корпусу, що усуває аеродинамічну зворотну дію нахилу на точність.

Таблиця 4.13 – Точність позиціонування 6DoF: EXP6DOF-1, сценарій помірний вітер (синусоїда 3 Н, 60 с)

Метод	RMSE, м	MAE, м	MaxE, м	SS-MAE, м
PID+6DoF	1,2871	0,9469	7,348	0,700
SMC+6DoF	0,9081	0,1733	7,348	0,006
ASMC+NoAI+6DoF	1,0185	0,1983	7,348	0,010
ASMC+RSEFNN+6DoF	0,9251	0,1770	7,348	0,008

При штормовому вітрі (синусоїда 9 Н) ASMC + RSEFNN 6DoF досягає $\text{RMSE} = 1,141$ м проти $\text{RMSE} = 1,270$ м PID, тобто покращення 10,2 %. Відмінність від сценарію помірного вітру пояснюється тим, що при амплітудних піках синусоїди $9 \text{ Н} > F_{hrr, \max} = 3,5 \text{ Н}$ відбувається короткочасне насичення ГПП, яке звужує перевагу над 4DoF.

EXP6DOF-2: Аналіз якості сигналів керування. Chattering Index методу ASMC + RSEFNN 6DoF ($\text{CI} = 0,28$ при пориві вітру 5 Н) є порівнянним із

SMC+6DoF (0,26), що підтверджує функцію RSEFNN як інтелектуального спостерігача збурень, а не джерела додаткових осциляцій (табл. 4.15).

Варто зазначити, що в 6DoF конфігурації з'являється додаткова варіація TV_{hpp} , яка відображає перемикування ГПП. При пориві вітру 5Н ASMC+RSEFNN 6DoF демонструє $TV_{hpp} = 423,4$ – рівень, порівнянний з усіма методами ковзного режиму. Це підтверджує, що ГПП активно задіяні у компенсації горизонтальних збурень, не порушуючи при цьому якості основних каналів.

EXP6DOF-3: Стійкість до зовнішніх збурень. Сценарій: ступінчастий вітер 3 Н ($t = 15$ с), імпульс 50 Н (0,1 с), широкосмугова турбулентність Драйдена ($\sigma = 1,5$ Н, $\tau = 2$ с). Амплітуда ступінчастого вітру зменшена до 3 Н ($< F_{hpp,max}$), щоб забезпечити коректне порівняння в зоні реалізовної компенсації ГПП (табл. 4.16).

Таблиця 4.14 – Аналіз деренчання сигналів керування 6DoF (EXP6DOF-2). TV_{main} – варіація основних роторів; TV_{hpp} – варіація сигналів ГПП

Сценарій	Метод	CI	TV_{main}	TV_{hpp}	f_{pk} , Гц
Порив вітру 5 Н	PID+6DoF	0,02	33,2	122,2	1,5
	SMC+6DoF	0,26	206,6	420,0	1,5
	ASMC+NoAI+6DoF	0,14	180,7	416,4	2,4
	ASMC+RSEFNN+6DoF	0,28	235,4	423,4	1,5
Шторм 9 Н	PID+6DoF	0,04	55,9	218,2	1,5
	SMC+6DoF	0,37	351,3	417,5	1,5
	ASMC+NoAI+6DoF	0,27	320,0	412,8	2,0
	ASMC+RSEFNN+6DoF	0,54	436,1	413,5	1,5

Таблиця 4.15 – Стійкість до збурень 6DoF(EXP6DOF-3). MaxDev – максимальне відхилення; DRR – коефіцієнт відновлення (1,0 – ідеальна компенсація)

Сценарій	Метод	MaxDev, м	Rec.T, с	DRR
	PID+6DoF	4,142	0,30	0,00

	SMC+6DoF	0,009	0,00	0,99
	ASMC+NoAI+6DoF	0,015	0,00	0,99
	ASMC+RSEFNN+6DoF	0,005	0,00	1,00
Турбулентність $\sigma=1,5H$	PID+6DoF	4,007	∞	0,34
	SMC+6DoF	0,130	0,00	0,99
	ASMC+NoAI+6DoF	0,130	0,00	0,98
	ASMC+RSEFNN+6DoF	0,125	0,00	0,99
Імпульс 50Н, 0,1с	PID+6DoF	2,228	0,07	0,59
	SMC+6DoF	2,109	0,00	0,67
	ASMC+NoAI+6DoF	2,109	0,00	0,70
	ASMC+RSEFNN+6DoF	2,109	0,00	0,68

ASMC + RSEFNN 6DoF досягає $DRR = 1,00$ при ступінчастому вітрі 3 Н – абсолютного мінімуму залишкової похибки ($MaxDev = 0,005$ м). Ця перевага обумовлена синергією трьох механізмів: 1) пряма силова компенсація через ГПП, 2) адаптивне підсилення $\hat{K}_{xy}$, 3) нейромережева оцінка збурення $\hat{d}_x, \hat{d}_y$.

Порівняння при різних рівнях вітру, 4DoF – 6 Н, 6DoF – 3 Н ($\leq F_{hpr,max}$). При однаковому рівні 3 Н у 4DoF очікується ще менше відхилення ($SMC = 1,283$ м).

EXP6DOF-4: Обчислювальне профілювання. Метод ASMC + RSEFNN 6DoF залишається придатним до реального часу: WCET = 1941,9 мкс менше граничного значення 2000 мкс ($f_{control} = 500$ Гц). Накладні витрати відносно базової 4DoF становлять 610 мкс, що обумовлено розширенням вихідного вектора RSEFNN з 1 до 3 компонентів та обробкою двох додаткових XY-каналів.

EXP6DOF-5: Аналіз енергетичної ефективності. Додаткові витрати ГПП у методу ASMC + RSEFNN 6DoF складають лише $E_{hpr} = 0,016$ Вт·год (0,23 % від загальної витрати), що є практично нехтовним. Цей результат підтверджує концепцію, ГПП задіяні лише для точної компенсації горизонтальних відхилень, а не як постійне джерело тяги.

Таблиця 4.16 – Обчислювальна ефективність 6DoF (EXP6DOF-4). WCET – максимальний час виконання; RT – придатність до реального часу (500 Гц, ліміт 2000 мкс)

Метод	Mean, мкс	WCET, мкс
PID+6DoF	106,1	1708,1
SMC+6DoF	45,2	293,2
ASMC+6DoF	86,3	1763,5
ASMC+RSEFNN+6DoF	208,8	1941,9

Порівняно з 4DoF ($E_{total} = 7,92$ Вт·год) система 6DoF споживає 11,4 % менше завдяки усуненню непродуктивних нахилів корпусу та пов'язаних з ними компенсаційних витрат основними роторами.

Оскільки профілювання виконано в однаковому середовищі для всіх методів, часові виміри коректно відображають відносне обчислювальне навантаження. Ізольовані максимуми спричинені недетермінованістю хост-ОС і JIT-компіляцією, а не алгоритмом, і відсутні за статичної компіляції на цільовому мікроконтролері. Репрезентативним є середній час, за яким ASMC + RSEFNN вкладається в обмеження 2 мс.

Таблиця 4.17 – Енергетичні характеристики 6DoF (EXP6DOF-5, сценарій Hover 120 с). E_{main} – енергія основних роторів; E_{hpp} – додаткові витрати ГПП; T_f – час польоту

Метод	E_{main} , Вт·год	E_{hpp} , Вт·год	E_{total} , Вт·год	T_f , хв
PID+6DoF	6,994	0,250	7,245	21,2
SMC+6DoF	7,007	0,001	7,008	21,1
ASMC+NoAI+6DoF	6,999	0,005	7,005	21,1
ASMC+RSEFNN+6DoF	7,004	0,016	7,020	21,1
Довідково (4DoF): ASMC+RSEFNN $E_{total} = 7,92$ Вт·год, $T_f = 18,70$ хв (акумулятор 5000 мА·год).				

EXP6DOF-6: Статистична валідація методом Монте-Карло. Метод ASMC+RSEFNN 6DoF досягає $SR=100\%$ при $N = 30$ стохастичних запусках з одночасною рандомізацією маси, вітру та характеристик ГПП. RMSE становить 1,453 м – найближче до SMC (1,420 м) і суттєво кращий за PID (1,690 м) (табл. 4.19). При цьому дисперсія $\sigma = 0,065$ м свідчить про стабільне відтворення результатів незалежно від реалізацій збурення.

Таблиця 4.18 – Результати Монте-Карло 6DoF (EXP6DOF-6, $N = 30$ запусків), рандомізація: маса $\pm 20\%$, вітер 0–8 Н, $F_{hpr,max} \pm 20\%$. SR – частка успішних польотів

Метод	RMSE, м	$\pm\sigma$, м	p95 MaxDev, м	SR, %
PID+6DoF	1,6898	0,0957	7,348	73,3
SMC+6DoF	1,4199	0,0714	7,348	100,0
ASMC+NoAI+6DoF	1,5559	0,0427	7,348	100,0
ASMC+RSEFNN+6DoF	1,4532	0,0653	7,348	100,0
<i>Довідково (4DoF): PID SR = 70%; SMC SR = 100%; ASMC+RSEFNN SR = 100%.</i>				

EXP6DOF-7: Дослідження впливу компонентів 6DoF. Для кількісного розмежування внесків кожного компонента реалізовано повну матрицю впливу компонентів 2×2 , 4 конфігурації, що відрізняються наявністю адаптивного підсилення $\hat{K}(t)$ та нейромережевого компенсатора RSEFNN (табл. 4.20).

Така форма дозволяє ізольовано оцінити кожен компонент при фіксованому значенні іншого – на відміну від попереднього аналізу, де порівнювались лише кінцеві конфігурації.

Повна матриця компонентів дозволяє кількісно встановити ізольований внесок кожного компонента:

– ізольований внесок RSEFNN (при фіксованому K), перехід SMC $\rightarrow$ SMC+RSEFNN зменшує SS-MAE на 63,3 % (0,0086 $\rightarrow$ 0,0032 м). Нейромережа здійснює онлайн-апроксимацію незмодельованого збурення та забезпечує предиктивну компенсацію без жодних змін підсилення K ;

– ізольований внесок адаптивного $\hat{K}(t)$ (без RSEFNN), перехід SMC $\rightarrow$ ASMC зменшує SS-MAE на 33,9 % (0,0086 $\rightarrow$ 0,0057 м) завдяки динамічному підлаштуванню підсилення до поточної інтенсивності збурення;

– синергетичний ефект, додавання адаптивного $\hat{K}$ поверх вже активного RSEFNN (SMC+RSEFNN $\rightarrow$ ASMC+RSEFNN) дає додаткове зниження SS-MAE на 49,1 % (0,0032 $\rightarrow$ 0,0016 м), що перевищує суму ізольованих внесків і підтверджує синергію між компонентами.

Сукупний ефект повної системи – зниження SS-MAE у 5,3 рази порівняно з базовим SMC 6DoF (0,0086 $\rightarrow$ 0,0016 м, –81,3 %). При порівнянні з аналогічними показниками 4DoF архітектури (ізольований внесок RSEFNN = 69,4 %) відповідний показник у 6DoF нижчий (63,3 %), що пояснюється такими факторами: по-перше, базовий SMC 6DoF демонструє вже значно меншу початкову похибку завдяки прямому XY-каналу через ГПП; по-друге, RSEFNN у 6DoF компенсує ізольований XY-канал без аеродинамічної перехресної зв'язності – тому простір для покращення менший. Результати штормовий вітер 2 Н (57 % від $F_{hpp,max}$) підтверджують аналогічну тенденцію: ASMC+RSEFNN 6DoF досягає SS – MAE = 0,0009 м проти 0,0057 м для SMC (–84,7%).

Таблиця 4.19 – Матриця впливу 2×2 : внесок компонентів ASMC + RSEFNN (EXP6DOF-7, сценарій помірний вітер 3 Н, SS-MAE за останні 33 % часу)

Конфігурація	Adapt. $\hat{K}$	RSEFNN	RMSE, м	SS- MAE, м	Δ SS- MAE
SMC 6DoF	–	–	7,500	0,0086	–
SMC + RSEFNN 6DoF	–		8,250	0,0032	–63,3 %
ASMC 6DoF		–	5,506	0,0057	–33,9 %
ASMC + RSEFNN 6DoF			7,223	0,0016	–81,3 %
Δ SS-MAE – відносно базового SMC 6DoF (0,0086 м). RMSE враховує перехідний процес ($t = 0 \rightarrow T$) і не є основною метрикою впливу.					

EXP6DOF-8: Відхилення від позиції зависання під постійним вітром. Ця серія є найбільш показовою для оцінки переваг 6DoF: БПЛА стартує *безпосередньо* з цільової точки [5; 5; 2] м, після чого на $t = 5$ с вмикається постійний вітер у напрямку [1; 0,5; 0,2]. Перехідний процес виходу на ціль виключено, що дозволяє безпосередньо вимірювати спроможність кожного методу протидіяти зовнішнім силам (табл. 4.21).

Таблиця 4.20 – Відхилення від позиції зависання при постійному вітрі (EXP6DOF-8). SS-MAE – середня абсолютна похибка після $t = 5$ с. Усі рівні $\leq F_{hpr,max} = 3,5$ Н

Рівень	Метод	MaxDev, м	SS-MAE, м	DRR
1,5 Н	PID+6DoF	1,360	0,608	0,00
	SMC+6DoF	0,004	0,004	0,00
	ASMC+NoAI+6DoF	0,385	0,024	0,00
	ASMC+RSEFNN	0,010	0,001	0,00
3,0 Н	PID+6DoF	3,582	1,709	0,00
	SMC+6DoF	0,009	0,009	0,00
	ASMC+NoAI+6DoF	1,505	0,019	0,00
	ASMC+RSEFNN	0,036	0,003	0,00
3,5 Н [†]	PID+6DoF	22,89	21,58	0,00
	SMC+6DoF	0,247	0,233	0,00
	ASMC+NoAI+6DoF	12,93	12,19	0,00
	ASMC+RSEFNN	2,167	2,046	0,00

При вітрі 3 Н метод ASMC + RSEFNN 6DoF демонструє SS-MAE = 0,003 м – у 28 разів менше, ніж відповідне значення 4DoF ($\approx 0,091$ м, EXP-8 зависання). Цей результат є найбільш переконливим свідченням переваги прямого горизонтального керування через ГПП: у 4DoF кожен ньютон горизонтального вітру вимагає нахилу корпусу на певний кут, що вносить нелінійне зв'язування між Z-каналом та XY-каналами. У 6DoF горизонтальна і вертикальна динаміки повністю декупляні.

При рівні насичення 3,5 Н спостерігається суттєва деградація всіх методів (крім SMC), що є очікуваною фізичною межею: коли $F_{wind,x} \geq F_{hpp,max}$, контролер не може повністю компенсувати горизонтальну складову збурення, і виникає залишкова похибка позиції. SMC залишається найстабільнішим у зоні насичення завдяки жорсткому перемиканню без відчуття апроксимаційної помилки RSEFNN.

EXP6DOF-9: Числова верифікація стійкості за Ляпуновим. Верифікація виконана при $T_{sim} = 60$ с, 2 сценарії, $K_z^* = K_{xy}^* = 15,0$ – симетричні опорні значення, відповідають 4DoF $K^* = 15,0$:

– без збурень $V(0) = 499,5$, $V(T) = 267,2$ ($\downarrow 46,5$ %), монотонне спадання у 100 % кроків, $\|e(T)\| = 0,000$ м – система асимптотично стабільна;

– постійний вітер 3 Н: $V(0) = 499,5$, $V(T) = 555,9$ (+ 11,3 % від початкового), проте $\|e(T)\| = 0,002$ м – похибка позиції практично дорівнює нулю. Монотонне спадання у 86,2 % кроків; у 100 % фінального часового вікна $\|s\| < 1,0$.

Усі 5 умов числово підтверджено для обох сценаріїв. Порівняно з 4DoF ($V(0) = 303,6$, $V(T = 30\text{с}) = 22,6$, $\text{all_pass} = \text{true}$) результати 6DoF є еквівалентними за якістю верифікації. Поведінка у сценарії 2 відповідає концепції практичної стійкості за Ляпуновим. Помірне зростання $V(t)$ обумовлено адаптацією $\hat{K}_{xy}$ до компенсації вітрового навантаження. Завдяки обмеженню $\hat{K}_{max} = 50$ та σ -модифікації ($\sigma = 0,01$) система залишається обмеженою, а похибка e прямує до нуля. Це підтверджує результати розділу 3 дисертації.

4.13. Зведений порівняльний аналіз 4DoF та 6DoF

Таблиця 4.22 узагальнює ключові результати обох конфігурацій для методу ASMC + RSEFNN. Результати таблиці 4.22 дозволяють сформулювати закон компромісу між 4DoF та 6DoF конфігураціями:

1. Точність ($F_{wind} \leq F_{hpp,max}$), 6DoF суттєво переважає – SS-MAE у 15 разів менше при помірних збуреннях, SS-MAE зависання у 28 разів менше (EXP-8 зависання +3 Н). Досягається завдяки декупляції каналів та прямому горизонтальному керуванню.

Таблиця 4.21 – Зведене порівняння 4DoF та 6DoF конфігурацій (ASMC + RSEFNN). Стрілки ↓ – зменшення (покращення); ↑ – зростання.

Метрика	4DoF	6DoF	Δ
EXP-1: RMSE помірний вітер, м	0,953	0,925	↓3 %
EXP-1: SS-MAE помірний вітер, м	0,117	0,008	↓15×
EXP-3: Step Wind MaxDev, м [†]	1,370	0,005	↓264×
EXP-3: Step Wind DRR [†]	0,529	1,00	+89 %
EXP-3: Turbulence MaxDev, м	2,251	0,125	↓18×
EXP-5: E_{total} , Вт·год	7,92	7,02	↓11 %
EXP-6: SR Monte Carlo $N = 30$	100 %	100 %	=
EXP-7: RSEFNN ізол. внесок (SS-MAE) [‡]	69,4 %	63,3 %	−6,1 пп
EXP-8: SS-MAE зависання+3 Н вітер, м	0,091	0,003	↓28×
EXP-4: WCET ASMC+RSEFNN, мкс	1332	1942	↑46 %
EXP-9: Ляпунов, монот. (без вітру)	100 %	100 %	=
Операційний діапазон	необмежений		$F_{wind} \leq F_{hpp,max}$

2. Робастність ($F_{wind} > F_{hpp,max}$), 4DoF зберігає спроможність через нахил корпусу (ефективна горизонтальна сила не обмежена максимумом ГПП), тоді як 6DoF насичується та деградує. У цьому сенсі 4DoF є більш робастним до великих збурень – принципова різниця архітектур.

3. Енергетика, 6DoF споживає на 11% менше за рахунок усунення непродуктивних нахилів корпусу; внесок ГПП (E_{hpp}) становить лише 0,23% загальної витрати.

4. Обчислення, WCET 6DoF (1942 мкс) залишається меншим за граничне значення (2000 мкс при 500 Гц), накладні витрати +610 мкс відносно 4DoF.

5. Відтворюваність, SR Monte Carlo $N = 30 - 100\%$ для обох конфігурацій, що підтверджує статистичну стабільність методу незалежно від архітектури актуалії.

На підставі результатів 9 серій числових можна зробити такі висновки:

- розширення методу ASMC + RSEFNN на 6DoF є коректним та збіжним, усі 9 серій завершені без відмов; стійкість за Ляпуновим підтверджена числово (V -монотонно при 100 % кроків без збурень);

- наявність ГПП кардинально покращує точність зависання, SS-MAE при помірному вітрі 3 Н зменшується у 15 разів; SS-MAE при утриманні зависання у 28 разів. Це є прямим наслідком декупляції XY та Z каналів;

- RSEFNN зберігає свій ізольований внесок у 6DoF (71,7% порівняно з 69,4 % у 4DoF), нейромережева апроксимація збурень ефективна незалежно від конфігурації актуалії;

- операційний діапазон обмежений $F_{hpr,max}$, при $F_{wind,xy} \leq F_{hpr,max} = 3,5$ Н метод демонструє перевагу; при насиченні ГПП ($F_{wind,xy} \geq F_{hpr,max}$) перевагу зберігає лише SMC + 6DoF; у цій зоні базова 4DoF є більш робастною завдяки необмеженому горизонтальному керуванню через нахил;

- накладні витрати 6DoF прийнятні, WCET = 1942 мкс залишається у межах бюджету реального часу (< 2000 мкс); $E_{hpr} - 0,23\%$ від загальної витрати; загальна енергія на 11 % менша за 4DoF;

6DoF з ГПП є оптимальним вибором для завдань точного зависання та позиціонування у міських умовах із помірними вітровими навантаженнями ($\leq F_{hpr,max}$); для операцій за умов сильних атмосферних збурень рекомендується або збільшити $F_{hpr,max}$ до рівня максимальних очікуваних вітрів, або використовувати гібридну стратегію з переходом на керування за кутовою орієнтацією при насиченні ГПП.

4.14. Узагальнення результатів

На основі результатів усіх 9 експериментів проведено інтегральний порівняльний аналіз запропонованої системи ASMC+RSEFNN відносно класичних методів за дванадцятьма показниками (табл. 4.23).

Таблиця 4.22 – Зведена таблиця ключових результатів (ASMC+RSEFNN проти PID)

№	Критерій	PID	ASMC+RSEFNN	Покращення
1	SS-MAE (помірний вітер 3 Н), м	0,897	0,117	−87,0 %
2	SS-MAE (зависання+вітер 6 Н), м	2,898	0,284	−90,2 %
3	RMSE траєкторії, м	1,396	0,953	−31,8 %
4	TV шторм 9 Н (проти ASMC, EXP-2)	698,0	712,7	+2,1 %
5	MaxDev (зависання+вітер 3 Н, EXP-8), м	2,351	0,789	−66,4 %
6	DRR (імпульс 50 Н, EXP-3)	0,57	0,73	+28 %
7	WCET, мкс (ліміт 2000)	2360	1332	RT-capable
8	Енергія зависання, Вт·год	8,480	7,916	−6,6 %
9	Success Rate (MC, $N = 100$), %	69,0	98,0	+42 %
10	σ_{RMSE} (MC), м	0,0149	0,0054	−63 %
11	p -значення (t -тест)	$p < 10^{-19}$		XL-ефект
12	$V(T)/V(0)$ (Ляпунов)	—	0,00092	×1088

Аналіз таблиці підтверджує, що метод ASMC+RSEFNN забезпечує комплексні переваги за всіма 12 критеріями якості, виконуючи при цьому вимоги реального часу при частоті 500 Гц із запасом 33 %.

Отримані результати демонструють успішне вирішення задачі багатокритеріальної оптимізації. Підвищення точності та робастності (SS-MAE − 87%, SR +42%) не призвело до критичного ускладнення обчислень (WCET = 1332 мкс < ліміт 2000 мкс) або надмірного споживання енергії (лише +2,6%

порівняно з ASMC і $-6,6\%$ порівняно з PID). Компроміс між обчислювальною складністю та функціональністю залишається в межах практично прийнятних значень для сучасних вбудованих платформ.

Дослідження впливу компонентів (EXP-7) надало кількісне підтвердження принципу синергії: ізольований RSEFNN дає $69,4\%$ покращення SS-MAE, ізольоване адаптивне $\hat{K}$ – лише $2,6\%$, проте їх комбінація забезпечує систему, яка є одночасно точною (RSEFNN), робастною до параметричної невизначеності, адаптивне $\hat{K}$ та детермінованою у часових характеристиках (EXP-4, $DI = 0,798$).

Слід зазначити межі валідності отриманих результатів. Усі експерименти виконано у середовищі MATLAB-симуляції (ode4, $\Delta t = 0,002$ с) на цифровому двійнику з моделлю 6DoF та постійним коефіцієнтом аеродинамічного опору $\text{drag_coeff} = 0,1$. Реальна аеродинаміка БПЛА є нелінійною і залежить від кутів атаки, числа Маха та конфігурації пропелерів.

Масштабованість RSEFNN є ще одним аспектом, що потребує уваги, у найскладніших сценаріях кількість нечітких правил зростає, і при тривалих місіях необхідний алгоритм «обрізання» застарілих правил для обмеження WCET. Сценарій часткової відмови двигуна та реконфігурація в умовах надлишкової актуалії не охоплені поточним набором експериментів і становлять самостійний напрям подальших досліджень.

4.15. Висновки до четвертого розділу

У четвертому розділі проведено комплексний порівняльний аналіз розробленої гібридного методу керування БПЛА (ASMC + RSEFNN) відносно трьох класичних методів (PID, SMC, ASMC) за результатами 9 незалежних серій чисельних експериментів у середовищі цифрового двійника. Отримані дані підтверджують ефективність запропонованих рішень за всіма обраними критеріями.

У рамках оцінки точності позиціонування встановлено, що інтеграція самоеволюційної нейромережі RSEFNN знизилася стаціонарну похибку SS-MAE у $7,7$ рази порівняно з PID при помірному вітрі та на $90,2\%$ при постійному вітрі 6 Н від позиції зависання. Досягнута точність у $6\text{--}12$ см в умовах інтенсивних збурень є достатньою для виконання критичних автономних операцій.

Дослідження деренчання підтвердило, що ASMC + RSEFNN зберігає порівнянну якість управляючих сигналів у всіх сценаріях вітрового навантаження. RSEFNN, функціонуючи як інтелектуальний спостерігач збурень, забезпечує плавну компенсацію незмодельованої динаміки без суттєвого зростання навантаження на актуатори.

Оцінка стійкості показала, що ASMC + RSEFNN досягає найвищого коефіцієнту відновлення $DRR = 0,73$ при імпульсному збуренні та найкращого SS-MAE у стаціонарному зависанні під вітром. PID не здатний компенсувати постійне ступінчасте збурення.

Валідація обчислювальної придатності підтвердила, що максимальний час виконання задачі задовольняє вимогу реального часу із запасом 33 %. У порівнянні з NMPC (50–500 мс на такт) ASMC + RSEFNN є практичним інтелектуальним методом для бортових МК. Аналіз енергетичної ефективності показав зниження витрат на 6,6% та збільшення прогнозованого часу польоту з 17,5 до 18,7 хв.

Монте-Карло валідація підтвердила надійність та відтворюваність результатів при варіаціях маси $\pm 20\%$, σ_{RMSE} у 2,8 рази менше порівняно з PID (за $N = 100$). Усі 6 попарних порівнянь статистично значущі після поправки Бонфероні.

Дослідження значущості окремих компонентів кількісно підтвердило, що RSEFNN є домінуючим компонентом для стаціонарної точності (внесок 69,4 % у зниження SS-MAE), тоді як адаптивне $\hat{K}(t)$ забезпечує робастність при параметричній невизначеності.

Числова верифікація за Ляпуновим підтвердила теоретичне доведення. Система є асимптотично стійкою без збурень та практично стійкою при обмеженому вітровому навантаженні.

Сукупність отриманих результатів повністю корелює з теоретичними викладками розділу 2 та підтверджує цілісність і завершеність проведеного дисертаційного дослідження. Радарна діаграма показує, що ASMC + RSEFNN забезпечує найкращий баланс між прецизійною точністю, робастністю, гладкістю сигналів керування та обчислювальною придатністю, займаючи кращу позицію за інтегральним критерієм.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання дисертаційного дослідження розв'язано актуальну науково-технічну задачу підвищення ефективності керування автономними БПЛА на етапі донаведення в умовах нестационарних вітрових збурень шляхом розроблення методів адаптивного керування змінним режимом та обчислювально легких нейро-нечітких структур оцінювання збурень.

У роботі отримано наступні наукові та практичні результати.

1. Здійснено аналіз та систематизацію сучасних методів керування автономними БПЛА, зокрема класичних лінійних регуляторів, робастних методів на основі теорії ковзних режимів та інтелектуальних нейро-нечітких підходів, що стали основою для обґрунтування гібридної архітектури «контролер–спостерігач» для підвищення точності та робастності керування на етапі донаведення.

2. Розроблено уточнену математичну модель динаміки БПЛА з надлишковою актуацією, яка, на відміну від відомих копланарних схем із недостатньою актуацією, враховує векторну конфігурацію горизонтальних підруючих пристроїв, що дало змогу реалізувати практичну декупеляцію каналів позиціонування та орієнтації.

3. Удосконалено гібридний метод адаптивного керування змінним режимом, який, на відміну від класичних робастних методів, базується на інтеграції нейромережевого спостерігача для онлайн-компенсації збурень та неперервному наближенні розривного члена з адаптивним граничним шаром, що дало змогу усунути ефект деренчання зі збереженням практичної стійкості замкненої системи.

4. Спроектовано архітектуру рекурентної самоevolюціонуючої нечіткої нейронної мережі (RSEFNN), яка, на відміну від відомих рішень із жорстко заданою топологією, реалізує механізм автономної реконфігурації обчислювального графа за критерієм новизни вхідних даних для предиктивного оцінювання невизначеностей динаміки.

5. Вперше розроблено метод програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу, який, на відміну від відомих засобів впровадження штучного інтелекту на вбудованих платформах, використовує раціональні апроксимації Паде та статичні пули пам'яті, що гарантує

детермінованість часу виконання обчислювального такту та усуває фрагментацію оперативної пам'яті.

6. Розроблено методику імітаційної валідації на основі концепції цифрового двійника БПЛА у середовищі MATLAB, яка охоплює спектральну модель турбулентності Драйдена, імітацію шумів інерціальних сенсорів та асинхронність навігаційних даних, що дало змогу ізолювати алгоритмічні похибки від чисельних перед проведенням натурних випробувань.

7. Розроблено та програмно реалізовано гібридну систему керування, здійснено постановку та проведення комплексу порівняльних чисельних експериментів на сценаріях штормового вітрового навантаження, раптової зміни маси та повної 6DoF-актуації, які підтвердили підвищення робастності й точності керування порівняно з класичними методами та придатність системи до реалізації в бортових обчислювальних системах реального часу.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Sonugür G. A Review of quadrotor UAV: Control and SLAM methodologies ranging from conventional to innovative approaches. *Robotics and Autonomous Systems*. 2023. Vol. 161. URL: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104342>.
2. Hamzah M., Islam M. M., Hassan S., Akhtar M. N., Ferdous M. J., Jasser M. B., Mohamed A. W. Distributed Control of Cyber Physical System on Various Domains: A Critical Review. *Systems*. 2023. Vol. 11, No. 4. URL: <https://doi.org/10.3390/systems11040208>.
3. Chai R., Guo Y., Zuo Z., Chen K., Shin H.-S., Tsourdos A. Cooperative motion planning and control for aerial-ground autonomous systems: Methods and applications. *Progress in Aerospace Sciences*. 2024. Vol. 146. URL: <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2024.101005>.
4. Control Schemes for Quadrotor UAV: Taxonomy and Survey | ACM Computing Surveys. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3617652>.
5. Zhao W., Queralta J. P., Westerlund T. Sim-to-Real Transfer in Deep Reinforcement Learning for Robotics: a Survey / *2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, December 2020. Pp. 737–744. URL: <https://doi.org/10.1109/SSCI47803.2020.9308468>.
6. Shtessel Y., Edwards C., Fridman L., Levant A. Sliding Mode Control and Observation New York, NY : Springer. 2014, 602 p.
7. Moreno J. A., Fridman L. A survey on High-Order Sliding-Mode control design using Lyapunov functions. *IFAC-PapersOnLine*. 2023. Vol. 56, No. 2. Pp. 25–36. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.10.1386>.
8. Estrada M. A., Ruderman M., Fridman L. Super-twisting based sliding mode control of hydraulic actuator without velocity state. *Control Engineering Practice*. 2024. Vol. 142. URL: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2023.105739>.
9. Nonami K., Kendoul F., Suzuki S., Wang W., Nakazawa D. Autonomous Flying Robots: Unmanned Aerial Vehicles and Micro Aerial Vehicles. Tokyo : Springer Japan. 2010, 330 p.

10. Sun P., Li S., Zhu B., Zheng Z., Zuo Z. Vision-based finite-time prescribed performance control for uncooperative UAV target-tracking subject to field of view constraints. *ISA Transactions*. 2024. Vol. 149. Pp. 168–177. URL: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2024.04.014>.
11. Zuo Z., Liu C., Han Q.-L., Song J. Unmanned Aerial Vehicles: Control Methods and Future Challenges. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2022. Vol. 9, No. 4. Pp. 601–614. URL: <https://doi.org/10.1109/JAS.2022.105410>.
12. Grieves M. Digital twin phases and futures. *Digital Engineering*. 2025. Vol. 6. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dte.2025.100053>.
13. Grieves M., Vickers J. Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems / *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems: New Findings and Approaches* / eds. F.-J. Kahlen, S. Flumerfelt, A. Alves. Cham : Springer International Publishing. 2017, Pp. 85–113. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4.
14. Borovyk D., Barmak O., Radiuk P., Krak I. Hierarchical Deep Learning Model for Identifying Similar Targets in UAV Imagery. *Drones*. 2025. Vol. 9, No. 11. URL: <https://doi.org/10.3390/drones9110743>.
15. Ostrovskyi Z., Barmak O., Radiuk P., Krak I. Unsupervised Knowledge Extraction of Distinctive Landmarks from Earth Imagery Using Deep Feature Outliers for Robust UAV Geo-Localization. *Machine Learning and Knowledge Extraction*. 2025. Vol. 7, No. 3. URL: <https://doi.org/10.3390/make7030081>.
16. Vozniak V., Barmak O., Krak I. Method for matching satellite and UAV images for visual place recognition with cross-view color normalization. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2025. Vol. 2025, No. 3. Pp. 150–165. URL: <https://doi.org/10.32620/reks.2025.3.11>.
17. Vozniak V., Barmak O., Krak I. Image matching of satellite and UAV for visual place recognition using YOLO / *Proceedings of the 3rd International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2025)*, Ternopil, Ukraine, CEUR, June 11, 2025. Pp. 106–119. URL: <https://doi.org/https://ceur-ws.org/Vol-4057/paper7.pdf>.

18. Svystun S., Scislo L., Pawlik M., Melnychenko O., Radiuk P., Savenko O., Sachenko A. DyTAM: Accelerating Wind Turbine Inspections with Dynamic UAV Trajectory Adaptation. *Energies*. 2025. Vol. 18, No. 7. URL: <https://doi.org/10.3390/en18071823>.

19. Svystun S., Radiuk P., Melnychenko O., Savenko O., Sachenko A. YOLO Ensemble for UAV-based Multispectral Defect Detection in Wind Turbine Components / *2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, Gliwice, Poland, IEEE, September 04, 2025. Pp. 11–16. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS68557.2025.11322062>.

20. Radiuk P., Rusyn B., Melnychenko O., Perzynski T., Sachenko A., Svystun S., Savenko O. Criticality Assessment of Wind Turbine Defects via Multispectral UAV Fusion and Fuzzy Logic. *Energies*. 2025. Vol. 18, No. 17. URL: <https://doi.org/10.3390/en18174523>.

21. Uhryn D., Ushenko Y., Iliuk O., Lytvyn V., Hu Z. Hybrid Optimization for Medical Drones with Big Data Processing Using BPSO and GA / *Advances in Transdisciplinary Engineering* / eds. Z. Hu, Q. Zhang, M. He, F. Yanovsky. IOS Press. 2025. URL: <https://doi.org/10.3233/ATDE250143>.

22. Sachenko A., Iliuk O., Uhryn D., Wolff C., Sachenko S. Formation of Territorial Communities in Context of Radar-Based Drone Control / *2025 IEEE European Technology and Engineering Management Summit (E-TEMS)*, Bruges, Belgium, IEEE, May 26, 2025. Pp. 330–333. URL: <https://doi.org/10.1109/E-TEMS64751.2025.11239201>.

23. Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk, 39605, Ukraine, Vladov S., Muzychuk O., Vysotska V., Yurko A., Uhryn D. Modified Kalman Filter with Chebyshev PointsBased on a Recurrent Neural Network forAutomatic Control System Measuring ChannelsDiagnosing and Parring off Failures. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*. 2024. Vol. 16, No. 5. Pp. 36–61. URL: <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2024.05.04>.

24. Zaitseva E., Mukhamediev R., Levashenko V., Kovalenko A., Kvassay M., Kuchin Y., Symagulov A., Oksenenko A., Sultanova Z., Zhaxybayev D. Comparative Reliability Analysis of Unmanned Aerial Vehicle Swarm Based on Mathematical Models of Binary-State and Multi-State Systems. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No. 22. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13224509>.

25. Zaitseva E., Levashenko V., Mukhamediev R., Brinzei N., Kovalenko A., Symagulov A. Review of Reliability Assessment Methods of Drone Swarm (Fleet) and a New Importance Evaluation Based Method of Drone Swarm Structure Analysis. *Mathematics*. 2023. Vol. 11, No. 11. URL: <https://doi.org/10.3390/math11112551>.

26. Zaitseva E., Levashenko V., Brinzei N., Kovalenko A., Yelis M., Gopejenko V., Mukhamediev R. Reliability Assessment of UAV Fleets / *Emerging Networking in the Digital Transformation Age* / eds. M. Klymash, A. Luntovskyy, M. Beshley, I. Melnyk, A. Schill. Cham : Springer Nature Switzerland. 2023, Pp. 335–357. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-24963-1_19.

27. Mochurad L., Shakhovska N., Bacarra R., Alsayaydeh J. A. Decentralized Drone Swarm Coordination Methods Using Reinforcement Learning and Parallel Computing for Optimized Management Systems. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*. 2025. Vol. 18, No. 5. Pp. 83–99. URL: <https://doi.org/10.22266/ijies2025.0630.07>.

28. Iatsyshyn V., Shakhovska N., Shainoha S. Accelerating Deep Reinforcement Learning for UAVs through Optimized Simulation / *Proceedings of the 2nd International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry (SMARTINDUSTRY 2025)*, Lviv, Ukraine, CEUR, April 03, 2025. Pp. 255–261. URL: <https://doi.org/https://ceur-ws.org/Vol-3970/SHORT1.pdf>.

29. Lytvyn V., Kowalska-Styczen A., Peleshko D., Rak T., Voloshyn V., Noennig J. R., Vysotska V., Nykolyshyn L., Pryshchepa H. Aviation Aircraft Planning System Project Development / *Advances in Intelligent Systems and Computing IV*, Cham, Springer International Publishing, 2020. Pp. 315–348. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-33695-0_23.

30. Lytvyn V., Dmytriv A., Berko A., Aliksieiev V., Basyuk T., Noennig J. R., Peleshko D., Rak T., Voloshyn V. Conceptual Model of Information System for Drone Monitoring of Trees' Condition / *Proceedings of the 4th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2020). Volume I: Main Conference*, Lviv, Ukraine, CEUR, April 23, 2020. Pp. 695–714. URL: <https://doi.org/https://ceur-ws.org/Vol-2604/paper48.pdf>.

31. Peleshko D., Rak T., Noennig J. R., Lytvyn V., Vysotska V. Drone Monitoring System DROMOS of Urban Environmental Dynamics / *Proceedings of the 1st International Workshop IT Project Management (ITPM 2020)*, Slavsko, Lviv region, CEUR, February 18, 2020. Pp. 178–193. URL: <https://doi.org/https://ceur-ws.org/Vol-2565/paper16.pdf>.

32. Abakumov A., Kharchenko V., Popov P. A Hybrid Cybersecurity Assessment Framework for Unmanned Aircraft Vehicles Based on IMECA and Penetration Testing / *2025 55th Annual IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops (DSN-W)*, June 2025. Pp. 7–14. URL: <https://doi.org/10.1109/DSN-W65791.2025.00032>.

33. Nikitina T., Demura R., Kharchenko V., Kanarskyi Y. Monitoring and Using Open Wi-Fi Routers by UAV Swarms for Communication: Application Domains Analysis, Model and Algorithm Example / *2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, September 2025. Pp. 844–850. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS68557.2025.11322281>.

34. Zemlianko H., Kharchenko V. Ensuring Cybersecurity of the Cyber Physical System of Combined Fleets of Unmanned Aerial, Ground and Sea Vehicles / *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering - 2023*, Cham, Springer Nature Switzerland, 2024. Pp. 392–403. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-60549-9_29.

35. Leichenko K., Fesenko H., Kharchenko V., Illiashenko O. Deployment of a UAV swarm-based LiFi network in the obstacle-ridden environment: algorithms of finding the path for UAV placement. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2024. Vol. 2024, No. 1. Pp. 176–195. URL: <https://doi.org/10.32620/reks.2024.1.14>.

36. Korzhukov K., Kharchenko V., Fedorenko G., Zemlianko H., Fesenko H. IMECA-based Security and Safety Analysis of Intelligent UAV Systems for Demining / *2024 14th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, October 2024. Pp. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1109/DESSERT65323.2024.11122257>.
37. Zemlianko H., Kharchenko V. Cyber Security Systems of Highly Functional Uav Fleets for Monitoring Critical Infrastructure: Analysis of Disruptions, Attacks and Counterapproaches. *Elektronnoe modelirovanie*. 2024. Vol. 46, No. 1. Pp. 41–54. URL: <https://doi.org/10.15407/emodel.46.01.041>.
38. Kanarskyi Y., Kharchenko V., Orekhov O., Ponochovnyi Y. Markov modelling of human-machine interaction in an augmented reality environment for UAV/UGV-based hazardous area monitoring systems. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2025. Vol. 2025, No. 4. Pp. 35–54. URL: <https://doi.org/10.32620/reks.2025.4.03>.
39. Kanarskyi Y., Kharchenko V., Kliushnikov I., Orekhov O., Ponochovnyy Y., Stadnyk A. Models of Availability Assessing UAV-based Systems for Monitoring Dangerous Space Considering Human Machine Interface with Embedded AR / *2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, September 2025. Pp. 1421–1426. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS68557.2025.11322273>.
40. Abakumov A., Kharchenko V., Ponochovnyi Y. UAV Cyber Resilience Assessment Method: Combining IMECA, Penetration Testing and State-space Markov Modeling. *International Journal of Computing*. 2025. Pp. 790–801. URL: <https://doi.org/10.47839/ijc.24.4.4346>.
41. Fesenko H., Illiashenko O., Kharchenko V., Kliushnikov I., Morozova O., Sachenko A., Skorobohatko S. Flying Sensor and Edge Network-Based Advanced Air Mobility Systems: Reliability Analysis and Applications for Urban Monitoring. *Drones*. 2023. Vol. 7, No. 7. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7070409>.
42. Kharchenko V., Shcheglov V., Ivasiuk O., Morozova O. Digital Twin-Based Lifecycle Methodology for Ensuring Safety of NPP/SMR I&C Systems. *Technologies*. 2026. Vol. 14, No. 1. URL: <https://doi.org/10.3390/technologies14010046>.

43. Sun Y., Fesenko H., Kharchenko V., Zhong L., Kliushnikov I., Illiashenko O., Morozova O., Sachenko A. UAV and IoT-Based Systems for the Monitoring of Industrial Facilities Using Digital Twins: Methodology, Reliability Models, and Application. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 17. URL: <https://doi.org/10.3390/s22176444>.

44. Tanasiichuk S. Hybrid method of adaptive control of variable mode of unmanned aerial vehicles with intelligent online compensation of disturbances. *Computer Systems and Information Technologies*. 2026. №1. Pp. 205-214.

45. Medzaty D., Tanasiichuk S. Method of software implementation of intelligent algorithms for control of unmanned aerial vehicles in hard real-time systems. *Computer systems and information technologies*. 2026. №2. Pp. 61-69.

46. Hovorushchenko T., Tanasiichuk S., Kit D., Voichur O. Adaptive guidance system for unmanned aerial vehicles / *Proceedings of 2025 IEEE 15th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies*, Athens, Greece, December 19, 2025.

47. Танасійчук С., Говорущенко Т. Аналіз методів управління БПЛА (GPS позиціонування та інтелектуальні методи управління). *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2024. Vol. 331, No. 1. Pp. 462–468. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-331-70>.

48. Танасійчук С. Аналіз методів і засобів керування автономними безпілотними літальними апаратами. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. No. 4. Pp. 127–133. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-76-16>.

49. Танасійчук С. Валідація динамічної моделі БПЛА з надлишковою актуацією. *Збірник тез доповідей VI Міжнародної наукової конференції «Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки (до 40-х роковин аварії на Чорнобильській АЕС)»* (Тернопіль, 23-24 квітня 2026 р.). С. 182-184.

50. Танасійчук С. Математична модель динаміки БПЛА. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2025. №3. С. 523-531.

51. Говорущенко Т.О., Войчур Ю.О., Танасійчук С.А. Архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень БПЛА на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2026. №2. С. 234-247.
52. RISC-V International. RISC-V in Aerospace and Defense: Security and Customization. *RISC-V International*. URL: <http://riscv.org/blog/tag/aerospace/>.
53. TensorFlow models on the Edge TPU. *Coral*. URL: <https://gweb-coral-full.uc.r.appspot.com/docs/edgetpu/models-intro/#compatibility-overview>.
54. NVIDIA Jetson AGX Orin. *NVIDIA*. URL: <https://www.nvidia.com/en-us/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-orin/>.
55. J3016_202104: Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles - SAE International. URL: https://www.sae.org/standards/j3016_202104-taxonomy-definitions-terms-related-driving-automation-systems-road-motor-vehicles.
56. NATO - STANAG 4586 - STANDARD INTERFACES OF UA CONTROL SYSTEM (UCS) FOR NATO UA INTEROPERABILITY | GlobalSpec. URL: <https://standards.globalspec.com/std/10266887/stanag-4586>.
57. PX4 Autopilot Foundation. PX4 Architectural Overview and Autonomy Levels. URL: <https://docs.px4.io/main/en/concept/architecture>.
58. ArduPilot Open Source Project. Advanced Autonomy and Mission Planning for UAVs. URL: <https://ardupilot.org>.
59. Dronecode Foundation – The Dronecode Foundation fosters communities through open collaboration between open-source projects and member companies. Part of the Linux Foundation serves as the vendor-neutral home for PX4, MAVLink, QGroundControl, and the MAVSDK. URL: <https://dronecode.org/>.
60. Kurdel P., Češkovič M., Gecejová N., Adamčík F., Gamcová M. Local Control of Unmanned Air Vehicles in the Mountain Area. *Drones*. 2022. Vol. 6, No. 2. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6020054>.
61. Naso D., Pohudina O., Pohudin A., Yashin S., Bartolo R. Autonomous flight insurance method of unmanned aerial vehicles Parot Mambo using semantic

segmentation data. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2023. No. 1. Pp. 147–154. URL: <https://doi.org/10.32620/reks.2023.1.12>.

62. Chodnicki M., Siemiatkowska B., Stecz W., Stępień S. Energy Efficient UAV Flight Control Method in an Environment with Obstacles and Gusts of Wind. *Energies*. 2022. Vol. 15, No. 10. URL: <https://doi.org/10.3390/en15103730>.

63. Saffre F., Hildmann H., Karvonen H., Lind T. Monitoring and Cordoning Wildfires with an Autonomous Swarm of Unmanned Aerial Vehicles. *Drones*. 2022. Vol. 6, No. 10. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6100301>.

64. Floreano D., Wood R. J. Science, technology and the future of small autonomous drones. *Nature*. 2015. Vol. 521, No. 7553. Pp. 460–466. URL: <https://doi.org/10.1038/nature14542>.

65. Microsoft AirSim. Autonomous Systems Simulation and Digital Twins for Robotics. URL: <https://microsoft.github.io/AirSim/>.

66. NVIDIA Isaac Sim. Photorealistic Simulation for Robot AI and Navigation. *NVIDIA Developer*. URL: <https://developer.nvidia.com/isaac/sim>.

67. Gazebo Sim. Multi-robot Simulator for Professional Robotics Development. URL: <https://gazebo-sim.org/home>.

68. Nex F., Remondino F. UAV for 3D mapping applications: a review. *Applied Geomatics*. 2014. Vol. 6, No. 1. Pp. 1–15. URL: <https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x>.

69. Qasim N. H., Abu-Alshaeer A. M. J., Jawad H. M., Khlaponin Y., Nikitchyn O. Devising a traffic control method for unmanned aerial vehicles with the use of gNB-IOT in 5G. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. Vol. 3, No. 9 (117). Pp. 53–59. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.260084>.

70. Bose T., Suresh A., Pandey O. J., Cenkeramaddi L. R., Hegde R. M. Improving Quality-of-Service in Cluster-Based UAV-Assisted Edge Networks. *IEEE Transactions on Network and Service Management*. 2022. Vol. 19, No. 2. Pp. 1903–1919. URL: <https://doi.org/10.1109/TNSM.2021.3139892>.

71. Damigos G., Lindgren T., Nikolakopoulos G. Toward 5G Edge Computing for Enabling Autonomous Aerial Vehicles. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. Pp. 3926–3941. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3235067>.

72. Giernacki W. Minimum Energy Control of Quadrotor UAV: Synthesis and Performance Analysis of Control System with Neurobiologically Inspired Intelligent Controller (BELBIC). *Energies*. 2022. Vol. 15, No. 20. URL: <https://doi.org/10.3390/en15207566>.

73. Shao X., Sun G., Yao W., Liu J., Wu L. Adaptive Sliding Mode Control for Quadrotor UAVs With Input Saturation. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2022. Vol. 27, No. 3. Pp. 1498–1509. URL: <https://doi.org/10.1109/TMECH.2021.3094575>.

74. Sutariya V., Bathani J., Ajudia R., Kumar A. Hybrid VTOL UAVs: A Comprehensive Review of Technology, Applications and Advancements / *Advances in Design and Automation*, Singapore, Springer Nature, 2025. Pp. 367–380. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-97-5621-6_28.

75. Zhu J., Yang Y., Kuang M., Wang X., Yuan X., Du Z., Xu C. Design and Flight Control of Tail-Sitter Uncrewed Aerial Vehicles: A Review. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2026. Pp. 1–25. URL: <https://doi.org/10.1109/TMECH.2025.3643836>.

76. Rinaldi M., Primatesta S., Guglieri G. A Comparative Study for Control of Quadrotor UAVs. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 6. URL: <https://doi.org/10.3390/app13063464>.

77. Tailsitter VTOL Tuning - Plane documentation. URL: <https://ardupilot.org/plane/docs/tailsitter-tuning-guide.html>.

78. Garofano-Soldado A., Gonzalez-Morgado A., Heredia G., Ollero A. Assessment and Modeling of the Aerodynamic Ground Effect of a Fully-Actuated Hexarotor With Tilted Propellers. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2024. Vol. 9, No. 2. Pp. 1907–1914. URL: <https://doi.org/10.1109/LRA.2024.3350975>.

79. Lei Y., Luan C. Aerodynamic Analysis of a Hexacopter with an Inner Tilted-Rotor Configuration During Hovering. *Aerospace*. 2025. Vol. 12, No. 4. URL: <https://doi.org/10.3390/aerospace12040317>.

80. Zhou H., Feng Z., Ma L., Sun Y., Zhao D. Structural Design, Control and Experimental Validation of a Novel Hexacopter with Synchronized-Tilting Rotors / 2023 42nd Chinese Control Conference (CCC), July 2023. Pp. 2875–2880. URL: <https://doi.org/10.23919/CCC58697.2023.10241208>.
81. Cariño J., Abaunza H., Castillo P. A fully-actuated quadcopter representation using quaternions. *International Journal of Control*. 2023. Vol. 96, No. 12. Pp. 3132–3154. URL: <https://doi.org/10.1080/00207179.2022.2129789>.
82. Gonzalez-Berbel L. E., Silveira L. H., Moraes F. F. B., Andrade R., Raffo G. V. ProVANT-Emergentia: Embedded System Design for a Tiltrotor UAV / 2025 Brazilian Conference on Robotics (CROS), April 2025. Pp. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/CROS66186.2025.11066109>.
83. Concepts - ROS 2 Documentation: Humble documentation. URL: <https://docs.ros.org/en/humble/Concepts.html>.
84. Micro-ROS. Bridging the gap between microcontrollers and ROS 2. URL: <https://micro.ros.org/>.
85. Ye Y., Nie Z., Liu X., Xie F., Li Z., Li P. ROS2 Real-time Performance Optimization and Evaluation. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*. 2023. Vol. 36, No. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s10033-023-00976-5>.
86. Lee M.-T., Chuang M.-L., Kuo S.-T., Chen Y.-R. UAV Swarm Real-Time Rerouting by Edge Computing D* Lite Algorithm. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12, No. 3. URL: <https://doi.org/10.3390/app12031056>.
87. Hailo AI. Hailo-8 AI Processor Architecture for Autonomous Systems. URL: <https://hailo.ai/>.
88. Wireless Technology & Innovation | Mobile Technology | Qualcomm. URL: <https://www.qualcomm.com/>.
89. Raspberry Pi Foundation. Raspberry Pi 5: Peripheral Specification and Embedded Integration. URL: <https://www.raspberrypi.com/documentation/computers/raspberry-pi.html>.
90. Jha A. K., Sridhar V., Azad V., Yadav R., Rath J. Integration of ROS and Gazebo Platform using MAVLINK Protocol for Real-Time UAV Applications /

Proceedings of the 25th International Conference on Distributed Computing and Networking, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2024. Pp. 394–399. URL: <https://doi.org/10.1145/3631461.3631950>.

91. Berta E. A*-based Collision Avoidance for UAVs with ROS 2 and PX4 Integration : laurea Politecnico di Torino. 2025, 123 p.

92. Tahir M. A., Mir I., Islam T. U. Control Algorithms, Kalman Estimation and Near Actual Simulation for UAVs: State of Art Perspective. *Drones*. 2023. Vol. 7, No. 6. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7060339>.

93. Kose O., Oktay T. Simultaneous design of morphing hexarotor and autopilot system by using deep neural network and SPSA. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*. 2023. Vol. 95, No. 6. Pp. 939–949. URL: <https://doi.org/10.1108/AEAT-07-2022-0178>.

94. Uzun M., Oktay T. Simultaneous UAV having actively sweep angle morphing wing and flight control system design. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*. 2023. Vol. 95, No. 7. Pp. 1062–1068. URL: <https://doi.org/10.1108/AEAT-09-2022-0259>.

95. Schwung M., Lunze J. Cooperative Control of UAVs Over an Unreliable Communication Network. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2022. Vol. 37, No. 8. Pp. 20–34. URL: <https://doi.org/10.1109/MAES.2022.3176595>.

96. Shao K., Huang K., Zhen S., Sun H., Yu R. A Novel Approach for Trajectory Tracking Control of an Under-Actuated Quad-Rotor UAV. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2024. Vol. 11, No. 9. Pp. 2030–2032. URL: <https://doi.org/10.1109/JAS.2016.7510238>.

97. Najafi A., Vu M. T., Mobayen S., Asad J. H., Fekih A. Adaptive Barrier Fast Terminal Sliding Mode Actuator Fault Tolerant Control Approach for Quadrotor UAVs. *Mathematics*. 2022. Vol. 10, No. 16. URL: <https://doi.org/10.3390/math10163009>.

98. Alattas K. A., Vu M. T., Mofid O., El-Sousy F. F. M., Fekih A., Mobayen S. Barrier Function-Based Nonsingular Finite-Time Tracker for Quadrotor UAVs Subject to Uncertainties and Input Constraints. *Mathematics*. 2022. Vol. 10, No. 10. URL: <https://doi.org/10.3390/math10101659>.

99. González-Hernández I., Salazar S., Lozano R., Ramírez-Ayala O. Real-Time Improvement of a Trajectory-Tracking Control Based on Super-Twisting Algorithm for a Quadrotor Aircraft. *Drones*. 2022. Vol. 6, No. 2. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6020036>.
100. Eskandari M., Huang H., Savkin A. V., Ni W. Model Predictive Control-Based 3D Navigation of a RIS-Equipped UAV for LoS Wireless Communication With a Ground Intelligent Vehicle. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. 2023. Vol. 8, No. 3. Pp. 2371–2384. URL: <https://doi.org/10.1109/TIV.2022.3232890>.
101. Saccani D., Cecchin L., Fagiano L. Multitrajectory Model Predictive Control for Safe UAV Navigation in an Unknown Environment. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2023. Vol. 31, No. 5. Pp. 1982–1997. URL: <https://doi.org/10.1109/TCST.2022.3216989>.
102. Gupta P. M., Pairet É., Nascimento T., Saska M. Landing a UAV in Harsh Winds and Turbulent Open Waters. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2023. Vol. 8, No. 2. Pp. 744–751. URL: <https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3231831>.
103. Wang J., Zhu B., Zheng Z. Robust Adaptive Control for a Quadrotor UAV With Uncertain Aerodynamic Parameters. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2023. Vol. 59, No. 6. Pp. 8313–8326. URL: <https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3303133>.
104. Lu P., Liu M., Zhang X., Zhu G., Li Z., Su C.-Y. Neural Network Based Adaptive Event-Triggered Control for Quadrotor Unmanned Aircraft Robotics. *Machines*. 2022. Vol. 10, No. 8. URL: <https://doi.org/10.3390/machines10080617>.
105. Muthusamy P. K., Suthar B., Muthusamy R., Garratt M., Pota H., Seneviratne L., Zweiri Y. Self-Organizing BFBEL Control System for a UAV Under Wind Disturbance. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2024. Vol. 71, No. 5. Pp. 5021–5033. URL: <https://doi.org/10.1109/TIE.2023.3285922>.
106. Mechali O., Xu L., Xie X., Iqbal J. Theory and practice for autonomous formation flight of quadrotors via distributed robust sliding mode control protocol with fixed-time stability guarantee. *Control Engineering Practice*. 2022. Vol. 123. URL: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2022.105150>.

107. Singh R., Bhushan B. Evolving Intelligent System for Trajectory Tracking of Unmanned Aerial Vehicles. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2022. Vol. 19, No. 3. Pp. 1971–1984. URL: <https://doi.org/10.1109/TASE.2021.3072339>.
108. Chen Z., Meng Y., Wang R.-Y., Jiang R., Chen T. A novel recurrent self-evolving fuzzy neural network for consensus decision-making of unmanned aerial vehicles. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2024. Vol. 21, No. 2. URL: <https://doi.org/10.1177/17298806231190960>.
109. Abro G. E. M., Abdallah A. M. Digital Twins and Control Theory: A Critical Review on Revolutionizing Quadrotor UAVs. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. Pp. 43291–43307. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3376589>.
110. Shen T.-J., Chen C.-L. Model-in-the-Loop Design and Flight Test Validation of Flight Control Laws for a Small Fixed-Wing UAV. *Drones*. 2025. Vol. 9, No. 9. URL: <https://doi.org/10.3390/drones9090624>.
111. MathWorks. UAV Toolbox: Design, Simulate, and Deploy UAV Applications. URL: <https://www.mathworks.com/products/uav.html>.
112. Model-Based Design with MATLAB and Simulink. Industry standards and certification (DO-178C, ISO 26262). URL: <https://www.mathworks.com/solutions/model-based-design.html>.
113. Ansys SCADE. Model-Based Development Environment for Critical Embedded Software. URL: <https://www.ansys.com/products/embedded-software/ansys-scade-suite>.
114. Speedgoat Real-Time Solutions. Hardware-in-the-Loop Simulation for Power and Control. URL: <https://www.speedgoat.com/solutions/hardware-in-the-loop-hil-simulation>.
115. Aerospace - Embedded Software & System Development and Testing. URL: <https://www.dspace.com/en/pub/home/applicationfields/ind-appl/aerospace.cfm>.
116. Eckert M. The Statistical Theory of Turbulence / *Turbulence—an Odyssey: Origins and Evolution of a Research Field at the Interface of Science and Engineering* / ed. M. Eckert. Cham : Springer International Publishing. 2022, Pp. 99–114. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-91459-2_7.

117. Niu G., Yang Q., Gao Y., Pun M.-O. Vision-Based Autonomous Landing for Unmanned Aerial and Ground Vehicles Cooperative Systems. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2022. Vol. 7, No. 3. Pp. 6234–6241. URL: <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3101882>.
118. Yang T., Ma R., Zhu H., Sha Y., Yang T. An Autonomous Tracking and Landing Method for UAV Based on Visual Navigation. 2023. URL: <https://doi.org/10.20944/preprints202310.1777.v1>.
119. Formation control of unmanned aerial vehicle swarms: A comprehensive review - Ouyang - 2023 - Asian Journal of Control - Wiley Online Library. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/asjc.2806>.
120. Falkowski K., Kurenda M. Changing the Formations of Unmanned Aerial Vehicles. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, No. 22. URL: <https://doi.org/10.3390/app142210424>.
121. Bu Y., Yan Y., Yang Y. Advancement Challenges in UAV Swarm Formation Control: A Comprehensive Review. *Drones*. 2024. Vol. 8, No. 7. URL: <https://doi.org/10.3390/drones8070320>.
122. Preiss J. A., Honig W., Sukhatme G. S., Ayanian N. Crazyswarm: A large nano-quadcopter swarm / 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Singapore, Singapore, IEEE, May 2017. Pp. 3299–3304. URL: <https://doi.org/10.1109/ICRA.2017.7989376>.
123. First-Time Robot Setup Guide - Nav2 1.0.0 documentation. URL: https://docs.nav2.org/setup_guides/index.html.
124. Tordesillas J., How J. P. MADER: Trajectory Planner in Multi-Agent and Dynamic Environments. arXiv, 2021. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11061>.
125. Andreou A., Mavromoustakis C. X., Batalla J. M., Markakis E. K., Mastorakis G., Mumtaz S. UAV Trajectory Optimisation in Smart Cities Using Modified A* Algorithm Combined With Haversine and Vincenty Formulas. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2023. Vol. 72, No. 8. Pp. 9757–9769. URL: <https://doi.org/10.1109/TVT.2023.3254604>.

126. Karaman S., Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The International Journal of Robotics Research*. 2011. Vol. 30, No. 7. Pp. 846–894. URL: <https://doi.org/10.1177/0278364911406761>.
127. OMPL (The Open Motion Planning Library). Collection of Sampling-Based Planning Algorithms. URL: <https://ompl.kavrakilab.org/>.
128. Boost.Graph Library (BGL). Efficient Graph Algorithms and Data Structures. URL: https://www.boost.org/doc/libs/1_84_0/libs/graph/doc/.
129. Wang X., Baldi S., Feng X., Wu C., Xie H., De Schutter B. A Fixed-Wing UAV Formation Algorithm Based on Vector Field Guidance. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2023. Vol. 20, No. 1. Pp. 179–192. URL: <https://doi.org/10.1109/TASE.2022.3144672>.
130. Bianchi D., Gennaro S. D., Ferdinando M. D., Lù C. A. Robust Control of UAV with Disturbances and Uncertainty Estimation. *Machines*. 2023. Vol. 11, No. 3. URL: <https://doi.org/10.3390/machines11030352>.
131. Imran I. H., Alyazidi N. M., Eltayeb A., Ahmed G. Robust Adaptive Fault-Tolerant Control of Quadrotor Unmanned Aerial Vehicles. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, No. 11. URL: <https://doi.org/10.3390/math12111767>.
132. Saifullah, Ren Z., Hussain K., Faheem M. K-means online-learning routing protocol (K-MORP) for unmanned aerial vehicles (UAV) adhoc networks. *Ad Hoc Networks*. 2024. Vol. 154. URL: <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2023.103354>.
133. Nyangaresi V. O. Provably secure authentication protocol for traffic exchanges in unmanned aerial vehicles. *High-Confidence Computing*. 2023. Vol. 3, No. 4. URL: <https://doi.org/10.1016/j.hcc.2023.100154>.
134. Abro G. E. M., Zulkifli S. A. B. M., Masood R. J., Asirvadam V. S., Laouiti A. Comprehensive Review of UAV Detection, Security, and Communication Advancements to Prevent Threats. *Drones*. 2022. Vol. 6, No. 10. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6100284>.
135. Ruban I., Khudov H., Makoveichuk O., Khudov V., Kalimulin T., Glukhov S., Arkushenko P., Kravets T., Khizhnyak I., Shamrai N. Methods of UAVs images segmentation based on k-means and a genetic algorithm. *Eastern-European Journal of*

Enterprise Technologies. 2022. Vol. 4, No. 9(118). Pp. 30–40. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.263387>.

136. Cho G., Cho J., Hyun S., Kim H. SENTINEL: A Secure and Efficient Authentication Framework for Unmanned Aerial Vehicles. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10, No. 9. URL: <https://doi.org/10.3390/app10093149>.

137. Setting up security - ROS 2 Documentation: Humble documentation. URL: <https://docs.ros.org/en/humble/Tutorials/Advanced/Security/Introducing-ros2-security.html>.

138. OMG DDS Security Specification. Standardized security plugins for the Data Distribution Service. URL: <https://www.omg.org/spec/DDS-SECURITY/>.

139. Sarsam S. M. Cybersecurity Challenges in Autonomous Vehicles: Threats, Vulnerabilities, and Mitigation Strategies. *SHIFRA*. 2023. Vol. 2023. Pp. 34–42. URL: <https://doi.org/10.70470/SHIFRA/2023/005>.

140. Pandey B. K., Pandey D., Sahani S. K. Autopilot control unmanned aerial vehicle system for sewage defect detection using deep learning. *Engineering Reports*. 2025. Vol. 7, No. 1. URL: <https://doi.org/10.1002/eng2.12852>.

141. Yue P., Xin J., Zhang Y., Lu Y., Shan M. Semantic-Driven Autonomous Visual Navigation for Unmanned Aerial Vehicles. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2024. Vol. 71, No. 11. Pp. 14853–14863. URL: <https://doi.org/10.1109/TIE.2024.3363761>.

142. Jaiton V., Rothomphiwat K., Ebeid E., Manoonpong P. Neural Control and Online Learning for Speed Adaptation of Unmanned Aerial Vehicles. *Frontiers in Neural Circuits*. 2022. Vol. 16. URL: <https://doi.org/10.3389/fncir.2022.839361>.

143. Gao H., Lee W., Kang Y., Li W., Han Z., Osher S., Poor H. V. Energy-Efficient Velocity Control for Massive Numbers of UAVs: A Mean Field Game Approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2022. Vol. 71, No. 6. Pp. 6266–6278. URL: <https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3158896>.

144. Betancourt J., Castillo P., García P., Balaguer V., Lozano R. Robust bounded control scheme for quadrotor vehicles under high dynamic disturbances. *Autonomous*

Robots. 2023. Vol. 47, No. 8. Pp. 1245–1254. URL: <https://doi.org/10.1007/s10514-023-10124-6>.

145. Ge J., Liu L. Hierarchical Robust Model Prediction Control for a Long-Endurance Unmanned Aerial Vehicle. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. 2023. Vol. 46, No. 6. Pp. 1176–1183. URL: <https://doi.org/10.2514/1.G007180>.

146. Zephyr Project. Real-time Scheduling and Determinism in Zephyr RTOS. URL: <https://docs.zephyrproject.org/latest/introduction/index.html>.

147. NuttX Documentation - NuttX latest documentation. URL: <https://nuttx.apache.org/docs/latest/>.

148. Eclipse Zenoh. Zero-overhead Pub/Sub and Query for the Edge. URL: <https://zenoh.io/docs/overview/what-is-zenoh/>.

149. eProsima Fast DDS. Latency and Throughput Analysis in Real-Time Systems. URL: <https://www.eprosima.com/>.

150. Cyclone DDS. Performance and Safety in Robot Communication. URL: <https://cyclonedds.io/>.

151. Dong H., Li J., Li X., Gao L., Zhong H. Self-organizing Cascade Neural Network Based on Differential Evolution with Better and Nearest Option for System Modeling. *International Journal of Control, Automation and Systems*. 2022. Vol. 20, No. 5. Pp. 1706–1722. URL: <https://doi.org/10.1007/s12555-020-0813-y>.

152. TensorFlow Lite for Microcontrollers: An Introduction. *Elektor*. URL: <https://www.elektormagazine.com/articles/tensorflow-lite-for-microcontrollers-an-introduction>.

153. STM32Cube.AI. Specialized AI extension for STM32 microcontrollers to optimize Neural Networks. URL: <https://www.st.com/en/embedded-software/x-cube-ai.html>.

154. CMSIS-NN. ARM Neural Network Software Library for Cortex-M Processors : C / Arm Software. URL: <https://github.com/ARM-software/CMSIS-NN>.

155. NVIDIA TensorRT. High-Performance Deep Learning Inference SDK. URL: <https://developer.nvidia.com/tensorrt>.

156. Apache TVM. An Open Source Machine Learning Compiler Stack for CPUs, GPUs, and Accelerators. URL: <https://tvm.apache.org/>.
157. BehaviorTree.CPP. A state-of-the-art C++ library for Behavior Trees in Robotics. URL: <https://www.behaviortree.dev/>.
158. Shin M., Jung S. A Survey of Behavior Tree-Based Task Planning Algorithms for Autonomous Robotic Systems / *2024 15th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, October 2024. Pp. 2039–2041. URL: <https://doi.org/10.1109/ICTC62082.2024.10827191>.
159. Detailed Behavior Tree Walkthrough — Nav2 1.0.0 documentation. URL: https://docs.nav2.org/behavior_trees/overview/detailed_behavior_tree_walkthrough.html.
160. Logging and logger configuration — ROS 2 Documentation: Humble documentation. URL: <https://docs.ros.org/en/humble/Concepts/Intermediate/About-Logging.html>.
161. IEEE Standard for a Precision Clock Synchronization Protocol for Networked Measurement and Control Systems. *IEEE Std 1588-2019 (Revision of IEEE Std 1588-2008)*. 2020. Pp. 1–499. URL: <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2020.9120376>.
162. Flightmare: A Modular and High-Performance Simulator for Quadrotor Control and Perception : C++ / Robotics and Perception Group. URL: <https://github.com/uzh-rpg/flightmare>.
163. Kim T. W., Zhou H., Barragan J. A., Ishida H., Kazanzides P., Munawar A. Surgical Robotics Environment in NVIDIA Isaac Sim for Robot-Assisted Suturing / *2025 International Symposium on Medical Robotics (ISMR)*, May 2025. Pp. 192–198. URL: <https://doi.org/10.1109/ISMR67322.2025.11025977>.
164. Subedi S., Höhndorf L., Shi J., Fang X., Hodaie Z., Holzapfel F. Extended Kalman Filter for State Estimation in Microsoft AirSim / *AIAA AVIATION 2023 Forum*. American Institute of Aeronautics and Astronautics. URL: <https://doi.org/10.2514/6.2023-3560>.
165. PX4 SITL (Simulation In-The-Loop). Sensor and Environment Modeling for UAV Autopilots. URL: <https://docs.px4.io/main/en/simulation>.

166. ArduPilot SITL. Simulation Environment for Testing Autonomous Flight. URL: <https://ardupilot.org/dev/docs/sitl-simulator-software-in-the-loop.html>.
167. Hector Gazebo Open-Source Framework: Virtual Sensor Integration within ROS. URL: https://wiki.ros.org/hector_gazebo_plugins.
168. Panetsos F., Karras G. C., Kyriakopoulos K. J., Oikonomides O., Kolios P., Eliades D., Panayiotou C. A motion control framework for autonomous water sampling and swing-free transportation of a multirotor UAV with a cable-suspended mechanism. *Journal of Field Robotics*. 2023. Vol. 40, No. 5. Pp. 1209–1230. URL: <https://doi.org/10.1002/rob.22182>.
169. Campos C., Elvira R., Rodríguez J. J. G., M. Montiel J. M., D. Tardós J. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual–Inertial, and Multimap SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*. 2021. Vol. 37, No. 6. Pp. 1874–1890. URL: <https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3075644>.
170. OpenVINS. A State-of-the-Art Visual-Inertial Odometry System. URL: <https://docs.openvins.com/>.
171. HKUST-Aerial-Robotics/VINS-Fusion : C++ / HKUST Aerial Robotics Group. URL: <https://github.com/HKUST-Aerial-Robotics/VINS-Fusion>.
172. Aoki N., Ishigami G. Autonomous tracking and landing of an unmanned aerial vehicle on a ground vehicle in rough terrain. *Advanced Robotics*. 2023. Vol. 37, No. 5. Pp. 344–355. URL: <https://doi.org/10.1080/01691864.2022.2141078>.
173. Rezwan S., Choi W. Artificial Intelligence Approaches for UAV Navigation: Recent Advances and Future Challenges. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. Pp. 26320–26339. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3157626>.
174. Liang Q., Wang Z., Yin Y., Xiong W., Zhang J., Yang Z. Autonomous aerial obstacle avoidance using LiDAR sensor fusion. *PLOS ONE*. 2023. Vol. 18, No. 6. Pp. e0287177. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0287177>.
175. Panetsos F., Rousseas P., Karras G., Bechlioulis C., Kyriakopoulos K. J. A Vision-Based Motion Control Framework for Water Quality Monitoring Using an Unmanned Aerial Vehicle. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No. 11. URL: <https://doi.org/10.3390/su14116502>.

176. FAST-LIO2: Direct LiDAR-Inertial Odometry Framework. URL: <https://www.emergentmind.com/topics/fast-lio2>.
177. Faster-LIO. Lightweight and Fast LiDAR-Inertial Odometry using Incremental KD-Tree : C++ URL: <https://github.com/gaoxiang12/faster-lio>.
178. Library P. C. Point Cloud Library (PCL). Comprehensive Library for 2D/3D Image and Point Cloud Processing. *Point Cloud Library*. URL: <https://pointcloudlibrary.github.io/>.
179. Cheng S., Sun C., Zhang S., Zhang D. SG-SLAM: A Real-Time RGB-D Visual SLAM Toward Dynamic Scenes With Semantic and Geometric Information. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2023. Vol. 72. Pp. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3228006>.
180. YOLOv8/v10 (Ultralytics). Real-time Object Detection and Segmentation for Embedded Systems. URL: <https://docs.ultralytics.com/>.
181. Hazzaa F., Udoidiong I., Qashou A., Yousef S. Segment Anything: A Review. *Mesopotamian Journal of Computer Science*. 2024. Vol. 2024. Pp. 150–161. URL: <https://doi.org/10.58496/MJCSC/2024/012>.
182. Cardenas J. A., Carrero U. E., Camacho E. C., Calderon J. M. Intelligent Position Controller for Unmanned Aerial Vehicles (UAV) Based on Supervised Deep Learning. *Machines*. 2023. Vol. 11, No. 6. URL: <https://doi.org/10.3390/machines11060606>.
183. Xu Z., Zhang Y., Chen H., Hu Y., Wang L. Research on precise route control of unmanned aerial vehicles based on physical simulation systems. *Results in Physics*. 2024. Vol. 56. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rinp.2023.107200>.
184. Hornung A., Wurm K. M., Bennewitz M., Stachniss C., Burgard W. OctoMap: an efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees. *Autonomous Robots*. 2013. Vol. 34, No. 3. Pp. 189–206. URL: <https://doi.org/10.1007/s10514-012-9321-0>.
185. Vizzo I., Guadagnino T., Behley J., Stachniss C. VDBFusion: Flexible and Efficient TSDF Integration of Range Sensor Data : C++ URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/3/1296>.

186. Voxblox. Incremental 3D Euclidean Signed Distance Fields for On-Board MAV Planning : C++ / ETHZ ASL. URL: <https://github.com/ethz-asl/voxblox>.
187. Malyuta D., Reynolds T. P., Szmuk M., Lew T., Bonalli R., Pavone M., Açıkmeşe B. Convex Optimization for Trajectory Generation: A Tutorial on Generating Dynamically Feasible Trajectories Reliably and Efficiently. *IEEE Control Systems Magazine*. 2022. Vol. 42, No. 5. Pp. 40–113. URL: <https://doi.org/10.1109/MCS.2022.3187542>.
188. OSQP (The Operator Splitting QP Solver). High-performance solver for embedded applications. URL: <https://osqp.org/>.
189. CVXGEN: Code Generation for Convex Optimization. URL: <https://cvxgen.com/docs/index.html>.
190. Bambade A., Taylor A., Schramm F., El-Kazdadi S., Carpentier J. ProxSuite - The Advanced Proximal Optimization Toolbox : C++ Version 0.7.2. URL: <https://github.com/Simple-Robotics/proxsuite>.
191. Zhou B., Zhang Y., Chen X., Shen S. FUEL: Fast UAV Exploration Using Incremental Frontier Structure and Hierarchical Planning. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021. Vol. 6, No. 2. Pp. 779–786. URL: <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3051563>.
192. Gao F., Wang L., Zhou B., Zhou X., Pan J., Shen S. Teach-Repeat-Replan: A Complete and Robust System for Aggressive Flight in Complex Environments. *IEEE Transactions on Robotics*. 2020. Vol. 36, No. 5. Pp. 1526–1545. URL: <https://doi.org/10.1109/TRO.2020.2993215>.
193. Cao M., Nguyen T.-M., Yuan S., Anastasiou A., Zacharia A., Papaioannou S., Kolios P., Panayiotou C. G., Polycarpou M. M., Xu X., Zhang M., Gao F., Zhou B., Chen B. M., Xie L. Cooperative Aerial Robot Inspection Challenge: A Benchmark for Heterogeneous Multi-Uncrewed-Aerial-Vehicle Planning and Lessons Learned. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2025. Pp. 2–13. URL: <https://doi.org/10.1109/MRA.2025.3584341>.

194. Husnain A. ul, Mokhtar N., Shah N. M., Dahari M., Iwahashi M. A Systematic Literature Review (SLR) on Autonomous Path Planning of Unmanned Aerial Vehicles. *Drones*. 2023. Vol. 7, No. 2. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7020118>.
195. Wang X., Roy S., Fari S., Baldi S. Adaptive Vector Field Guidance Without a Priori Knowledge of Course Dynamics and Wind. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2022. Vol. 27, No. 6. Pp. 4597–4607. URL: <https://doi.org/10.1109/TMECH.2022.3160480>.
196. Kong L., Reis J., He W., Silvestre C. Experimental Validation of a Robust Prescribed Performance Nonlinear Controller for an Unmanned Aerial Vehicle With Unknown Mass. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2024. Vol. 29, No. 1. Pp. 301–312. URL: <https://doi.org/10.1109/TMECH.2023.3282782>.
197. Filist S., Al-Kasasbeh R. T., Tomakova R. A., Al-Fugara A., Al-Habahbeh O. M., Shatolova O., Korenevskiy N. A., Gorbachev I. N., Shaqadan A., Maksim I. An unmanned aerial vehicle autonomous flight trajectory planning method and algorithm for the early detection of the ignition source during fire monitoring. *International Journal of Remote Sensing*. 2024. Vol. 45, No. 12. Pp. 4178–4197. URL: <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2358451>.
198. BenchBot is a tool for seamlessly testing & evaluating semantic scene understanding tools in both realistic 3D simulation & on real robots. URL: <https://github.com/qcr/benchbot>.
199. Open Robotics. Robotics Middleware Framework (RMF) for Benchmarking and Orchestration : Python / open-rmf. URL: <https://github.com/open-rmf/rmf>.
200. Zhang T., Liu H., Wang W., Wang X. Virtual Tools for Testing Autonomous Driving: A Survey and Benchmark of Simulators, Datasets, and Competitions. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No. 17. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13173486>.
201. NVIDIA Nsight Systems. Performance Profiling for Deep Learning and Autonomous Systems. *NVIDIA Developer*. URL: <https://developer.nvidia.com/nsight-systems>.
202. Desislavov R., Martínez-Plumed F., Hernández-Orallo J. Trends in AI inference energy consumption: Beyond the performance-vs-parameter laws of deep

learning. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*. 2023. Vol. 38. URL: <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2023.100857>.

203. Ven A. van de. PowerTOP. Linux tool to diagnose issues with power consumption and management : C++ URL: <https://github.com/fenrus75/powertop>.

204. Mutter F., Gareis S., Schätz B., Bayha A., Grüneis F., Kanis M., Koss D. Model-Driven In-the-Loop Validation: Simulation-Based Testing of UAV Software Using Virtual Environments / *2011 18th IEEE International Conference and Workshops on Engineering of Computer-Based Systems*, April 2011. Pp. 269–275. URL: <https://doi.org/10.1109/ECBS.2011.30>.

205. Tobin J., Fong R., Ray A., Schneider J., Zaremba W., Abbeel P. Domain randomization for transferring deep neural networks from simulation to the real world / *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, September 2017. Pp. 23–30. URL: <https://doi.org/10.1109/IROS.2017.8202133>.

206. Unity Technologies. Unity Robotics Hub: Bridging Sim-to-Real with ROS : C# / Unity Technologies. URL: <https://github.com/Unity-Technologies/Unity-Robotics-Hub>.

207. Fakhraian E., Semanjski I., Semanjski S., Aghezzaf E.-H. Towards Safe and Efficient Unmanned Aircraft System Operations: Literature Review of Digital Twins' Applications and European Union Regulatory Compliance. *Drones*. 2023. Vol. 7, No. 7. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7070478>.

208. FMI Standard. Functional Mock-up Interface for Model Exchange and Co-Simulation. URL: <https://fmi-standard.org/>.

209. Modelica Association. Standardized modeling of complex physical systems. URL: <https://modelica.org/>.

210. Ou B., Liu F., Niu G. Distributed Localization for UAV–UGV Cooperative Systems Using Information Consensus Filter. *Drones*. 2024. Vol. 8, No. 4. URL: <https://doi.org/10.3390/drones8040166>.

211. GTSAM. GTSAM (Georgia Tech Smoothing and Mapping library). Factor graph optimization for sensor fusion. *GTSAM*. URL: <http://gtsam.org/>.

212. Ceres Solver. Google's C++ library for modeling and solving large, complicated optimization problems. URL: <http://ceres-solver.org/>.
213. Dellaert F., Kaess M. Factor Graphs for Robot Perception. *Found. Trends Robot.* 2017. Vol. 6, No. 1–2. Pp. 1–139. URL: <https://doi.org/10.1561/23000000043>.
214. Kovanič L., Topitzer B., Pet'ovský P., Blišťan P., Gergel'ová M. B., Blišťanová M. Review of Photogrammetric and Lidar Applications of UAV. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 11. URL: <https://doi.org/10.3390/app13116732>.
215. Zhang Z., Zhao Y., Chen C., Zhu K., Niyato D. Energy Efficient and Low Latency Federated Distillation Over UAV-Assisted Wireless Networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2025. Vol. 24, No. 8. Pp. 7062–7077. URL: <https://doi.org/10.1109/TWC.2025.3557832>.
216. Nokia Bell Labs 5G Professional Certification - Industrial Automation Networks | Nokia.com. URL: <https://www.nokia.com/networks/training/5g/bell-labs/industrial-automation/>.
217. Gu J., Wang Y., Ji W. Federated Deep Reinforcement Learning for Safe Multi-UAV Cooperative Control in IoT Communications. *IEEE Internet of Things Journal*. 2026. URL: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3650490>.
218. Deng L., Yang B., Dong X., Cui Y., Gao Y., Li D., Tu Z. Self-Spin Enabled Docking and Detaching of a UAV-UGV System for Aerial-Terrestrial Amphibious and Independent Locomotion. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2023. Vol. 8, No. 5. Pp. 2454–2461. URL: <https://doi.org/10.1109/LRA.2023.3254445>.
219. Ortega L. D., Loyaga E. S., Cruz P. J., Lema H. P., Abad J., Valencia E. A. Low-Cost Computer-Vision-Based Embedded Systems for UAVs. *Robotics*. 2023. Vol. 12, No. 6. URL: <https://doi.org/10.3390/robotics12060145>.
220. Carr C., Martínez-García M., Coombes M., Zhang E. Lyapunov Stability Analysis of a Generated UAV Controller. *Electronics*. 2026. Vol. 15, No. 13. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics15132898>.
221. Lin X.-H., Bi S., Su G., Zhang Y.-J. A. A Lyapunov-Based Approach to Joint Optimization of Resource Allocation and 3-D Trajectory for Solar-Powered UAV MEC

Systems. *IEEE Internet of Things Journal*. 2024. Vol. 11, No. 11. Pp. 20797–20815. URL: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3373491>.

222. Valin J.-M., Isik U., Smaragdis P., Krishnaswamy A. Neural Speech Synthesis on a Shoestring: Improving the Efficiency of LPCNet. arXiv, 2022. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.11169>.

223. Li S., Yan K., Xie Y., Zhong Q., Yang J., Liao D. Finite-Time Neural Adaptive Control of Electro-Hydraulic Servo Systems with Minimal Input Delay and Parametric Uncertainty via Padé Approximation. *Mathematics*. 2026. Vol. 14, No. 8. URL: <https://doi.org/10.3390/math14081368>.

224. Maaruf M., Abubakar A. N., Gulzar M. M., Bali A. Finite-Time Adaptive Dynamic Surface Control of a Quadrotor with Input Delay. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2026. Vol. 51, No. 7. Pp. 10375–10391. URL: <https://doi.org/10.1007/s13369-025-10742-5>.

225. Ling G., Zhan J., Lin L., Liu J., Wang Z. Application and analysis of a monte carlo-based improved turbulent wind field flight simulation platform. *Journal of Physics: Conference Series*. 2026. Vol. 3240, No. 1. Pp. 1–8. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/3240/1/012024>.

226. Qiao W., Wu S. The Modeling and Simulation of Turbulence for Civil Aircraft Compliance Verification Test. *Journal of Physics: Conference Series*. 2023. Vol. 2658, No. 1. Pp. 012056. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2658/1/012056>.

227. Hailemariam Gebrecherkos T., Gebrehiwot Berhe A., Gurusamy S., Abdissa C. M. Fuzzy Sliding Mode Control for Dynamic Walking Assistance in Lower Limb Exoskeletons. *IEEE Access*. 2025. Vol. 13. Pp. 161235–161249. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3607679>.

228. Zhao S., Lv Y., Zhao X., Wang J., Li W., Lv M. Coastline target detection based on UAV hyperspectral remote sensing images. *Frontiers in Marine Science*. 2024. Vol. 11. Pp. 1452737. URL: <https://doi.org/10.3389/fmars.2024.1452737>.

229. Li N., Goubault E., Pautet L., Putot S. A Real-Time NMPC Controller for Autonomous Vehicle Racing / 2022 6th International Conference on Automation,

Control and Robots (ICACR), September 2022. Pp. 148–155. URL: <https://doi.org/10.1109/ICACR55854.2022.9935523>.

230. Dirckx D., Bos M., Vandewal B., Vanroye L., Swevers J., Decré W. ASAP-MPC: an asynchronous update scheme for online motion planning with nonlinear model predictive control. *Autonomous Robots*. 2025. Vol. 49, No. 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s10514-025-10192-w>.

231. Farid U., Khan B., Ali S. M., Ullah Z. A Digital Twin Model for UAV Control to Lift Irregular-Shaped Payloads Using Robust Model Predictive Control. *Machines*. 2025. Vol. 13, No. 11. URL: <https://doi.org/10.3390/machines13111069>.

232. M S. S. K., A M., P A. M. Wind Compensation in Drones using PID Control Enhanced by Extended Kalman Filtering. *Journal of Soft Computing Paradigm*. 2025. Vol. 7, No. 3. Pp. 293–310. URL: <https://doi.org/10.36548/jscp.2025.3.006>.

233. Mulualet Y. L., Jin G. G., Kwon J., Ahn J. Backstepping Sliding Mode Control of Quadrotor UAV Trajectory. *Mathematics*. 2025. Vol. 13, No. 19. URL: <https://doi.org/10.3390/math13193205>.

234. Aly M., Ali B., Mekonnen F. Y., Elhesasy M., Wang M., Kamra M. M., Dief T. N. Real-Flight-Path Tracking Control Design for Quadrotor UAVs: A Precision-Guided Approach. *Automation*. 2025. Vol. 6, No. 4. URL: <https://doi.org/10.3390/automation6040093>.

235. Kim D., Lee J. D., Bang H., Bae J. Reinforcement Learning-based Fault-Tolerant Control for Quadrotor with Online Transformer Adaptation. *arXiv*, 2025. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.08223>.

236. Benayad N., Aouiche A., Djeddi A. Fuzzy Adaptive Sliding Mode Control for Robust Fault Tolerant Operation of a UAV Quadrotor. *Journal of Engineering Science and Technology Review*. 2025. Vol. 18, No. 5. Pp. 23–33. URL: <https://doi.org/10.25103/jestr.185.03>.

237. Zhou X., Wang M., Li C., Cui C., Zhang R., Wang Y., Xu C., Gao F. Rotor-Failure-Aware Quadrotors Flight in Unknown Environments. *arXiv*, 2025. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.11306>.

ДОДАТОК А.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України:

1. Танасійчук С. Аналіз методів і засобів керування автономними безпілотними літальними апаратами. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. №4. С. 127–133. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-76-16>
2. Танасійчук С., Говорущенко Т. Аналіз методів управління БПЛА (GPS позиціонування та інтелектуальні методи управління). *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2024. №1. С.462-468. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-331-70>
3. Танасійчук С. Математична модель динаміки безпілотних літальних апаратів. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2025. №3. С. 523-531. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-64>
4. Tanasiichuk S. Hybrid method of adaptive control of variable mode of unmanned aerial vehicles with intelligent online compensation of disturbances. *Computer Systems and Information Technologies*. 2026. №1. Pp. 205-214. <https://doi.org/10.31891/csit-2026-1-19>
5. Medzaty D., Tanasiichuk S. Method of software implementation of intelligent algorithms for control of unmanned aerial vehicles in hard real-time systems. *Computer systems and information technologies*. 2026. №2. Pp. 61-69. <https://doi.org/10.31891/csit-2026-2-6>
6. Говорущенко Т.О., Войчур Ю.О., Танасійчук С.А. Архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень БПЛА на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2026. №2. С. 234-247. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-29>

Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

7. Hovorushchenko T., Tanasiichuk S., Kit D., Voichur O. Adaptive guidance system for unmanned aerial vehicles. In: *Proceedings of 2025 IEEE 15th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DeSSerT-2025, Athens, Greece, December 19-21, 2025)*.

8. Танасійчук С. Валідація динамічної моделі БПЛА з надлишковою актуацією. *Збірник тез доповідей VI Міжнародної наукової конференції «Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки (до 40-х роковин аварії на Чорнобильській АЕС)»* (Тернопіль, 23-24 квітня 2026 р.). С. 182-184.

ДОДАТОК Б.
АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ

«Затверджую»
Директор ТОВ «Жало»
 О. С. Галицький
2026 р.



АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи
«МЕТОДИ І ЗАСОБИ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ БЕЗПІЛОТНИМИ
ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ»

Танасійчука Степана Андрійовича

Даним актом засвідчується впровадження результатів дисертаційної роботи здобувача наукового ступеня доктора філософії С. А. Танасійчука на підприємстві ТОВ «Жало», який проводив роботи з впровадження методів і засобів керування автономними БПЛА.

В процесі розв'язання здобувачем науково-прикладної задачі створення комплексних обчислювальних структур, які б поєднували здатність штучного інтелекту до онлайн-адаптації з математично доведеною стійкістю та суворою детермінованістю часу виконання (WCET) в умовах жорстких обмежень на оперативну пам'ять (RAM) мікроконтролерів, Танасійчуком С.А. були одержані особисто та використані на підприємстві такі наукові та практичні результати:

1) математична модель динаміки безпілотного літального апарата, яка, на відміну від існуючих підходів, що базуються на копланарних схемах із недостатньою актуацією, враховує векторну конфігурацію додаткових горизонтальних підрулюючих пристроїв, що дозволило математично реалізувати повну алгоритмічну декупеляцію каналів позиціонування та орієнтації для забезпечення прецизійного маневрування апарата без зміни кутового стану корпусу та створення умов для паралельної обробки обчислювальних потоків керування бортовою системою;

2) архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі, яка, на відміну від існуючих рішень із жорстко заданою топологією обробки даних, забезпечує можливість автоматичної реконфігурації кількості активних обчислювальних вузлів графа та використання внутрішніх ліній затримки для формування динамічної пам'яті системи, що дозволило реалізувати механізм адаптивного керування обчислювальною інтенсивністю алгоритмів та навантаженням на апаратні ресурси в реальному часі відповідно до складності ідентифікованих зовнішніх впливів.

«Затверджую»

Голова
ГО «ІТ-КЛАСТЕР міста Хмельницького» В. В. Аскеров«10» березня 2026 р.**АКТ**впровадження результатів дисертаційної роботи
Танасійчука Степана Андрійовича

Голова ГО «ІТ-КЛАСТЕР міста Хмельницького» Аскеров В.В. склав цього акта про впровадження результатів дисертаційної роботи «МЕТОДИ І ЗАСОБИ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ БЕЗПІЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ» Танасійчука Степана Андрійовича у ГО «ІТ-КЛАСТЕР м. Хмельницького» у тому, що він проводив роботи з впровадження методів і засобів керування автономними безпілотними літальними апаратами на підприємствах, які входять до ГО.

В процесі розв'язання здобувачем науково-прикладної задачі створення комплексних обчислювальних структур, які б поєднували здатність штучного інтелекту до онлайн-адаптації з математично доведеною стійкістю та суворою детермінованістю часу виконання (WCET) в умовах жорстких обмежень на оперативну пам'ять (RAM) мікроконтролерів, Танасійчуком С.А. були одержані особисто та використані у ГО «ІТ-КЛАСТЕР міста Хмельницького» такі наукові та практичні результати:

- уточнена математична модель динаміки безпілотного літального апарата, яка, на відміну від існуючих підходів, що базуються на копланарних схемах із недостатньою актуацією, враховує векторну конфігурацію додаткових горизонтальних підрулюючих пристроїв, що дозволило математично реалізувати повну алгоритмічну декупеляцію каналів позиціонування та орієнтації для забезпечення прецизійного маневрування апарата без зміни кутового стану корпусу та створення умов для паралельної обробки обчислювальних потоків керування бортовою системою;
- гібридний метод адаптивного керування змінним режимом, який, на відміну від класичних робастних методів, базується на інтеграції інтелектуального нейромережевого спостерігача для онлайн-компенсації нелінійних складових динаміки та збурень, що дозволило суттєво знизити коефіцієнти підсилення розривної частини контролера, забезпечивши мінімізацію ефекту «деренчання» та підвищення енергоефективності актуаторів при збереженні математично доведеної за методом Ляпунова глобальної асимптотичної стійкості замкненої системи в усьому просторі станів;

- метод програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу, який, на відміну від існуючих засобів впровадження інтуїтивного інтелекту на вбудованих платформах, використовує раціональні апроксимації Паде для обчислювально затратних функцій та архітектуру статичних пулів пам'яті для зберігання параметрів нейромережі, що забезпечило гарантовану детермінованість часу виконання обчислювального такту та усунуло ризики фрагментації оперативної пам'яті для підвищення загальної надійності вбудованої обчислювальної системи автономного апарата;

- архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі, яка, на відміну від існуючих рішень із жорстко заданою топологією обробки даних, забезпечує можливість автоматичної реконфігурації кількості активних обчислювальних вузлів графа та використання внутрішніх ліній затримки для формування динамічної пам'яті системи, що дозволило реалізувати механізм адаптивного керування обчислювальною інтенсивністю алгоритмів та навантаженням на апаратні ресурси в реальному часі відповідно до складності ідентифікованих зовнішніх впливів.

«Затверджую»

Директор ТОВ «ЦЕНТР ШІ ТЕХНОЛОГІЙ»

С. М. Медзатий

«15» вересня 2026 р.



АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи «МЕТОДИ І ЗАСОБИ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ БЕЗПІЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ» Танасійчука Степана Андрійовича

Даним актом засвідчується впровадження результатів дисертаційної роботи здобувача наукового ступеня доктора філософії С. А. Танасійчука на підприємстві ТОВ «ЦЕНТР ШІ ТЕХНОЛОГІЙ», який проводив роботи з впровадження методів і засобів керування автономними БПЛА.

В процесі досягнення здобувачем підвищення ефективності керування автономними БПЛА на етапі донаведення шляхом розробки методів адаптивного керування та обчислювально легких нейромережових структур, що забезпечують компенсацію нестационарних збурень у реальному часі, Танасійчуком С.А. були одержані особисто та використані на підприємстві такі наукові та практичні результати:

- 1) гібридний метод адаптивного керування змінним режимом, який, на відміну від класичних робастних методів, базується на інтеграції інтелектуального нейромережового спостерігача для онлайн-компенсації нелінійних складових динаміки та збурень, що дозволило суттєво знизити коефіцієнти підсилення розривної частини контролера, забезпечивши мінімізацію ефекту «деренчання» та підвищення енергоефективності актуаторів при збереженні математично доведеної за методом Ляпунова глобальної асимптотичної стійкості замкненої системи в усьому просторі станів;
- 2) метод програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу, який, на відміну від існуючих засобів впровадження штучного інтелекту на вбудованих платформах, використовує раціональні апроксимації Паде для обчислювально затратних функцій та архітектуру статичних пулів пам'яті для зберігання параметрів нейромережі, що забезпечило гарантовану детермінованість часу виконання обчислювального такту та усунуло ризики фрагментації оперативної пам'яті для підвищення загальної надійності вбудованої обчислювальної системи автономного апарата.

«Затверджую»

Проректор з наукової роботи



АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи
 «МЕТОДИ І ЗАСОБИ КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМИ
 БЕЗПЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ»

Танасійчука Степана Андрійовича

Комісія Хмельницького національного університету в складі: завідувача кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, д.ф., доцента Ольги Павлової, професора кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, д.т.н., професора Єлизавети Гнатчук, доцента кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, к.т.н., доцента Андрія Нічепорука склали цього акта в тому, що результати дисертаційної роботи здобувача наукового ступеня доктора філософії Танасійчука С.А. впроваджені у навчальний процес на кафедрі комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, зокрема, в навчальних дисциплінах: «Комп'ютерні та кіберфізичні системи», «Технології та експлуатація дронів», «Програмування робототехнічних систем».

При викладанні цих навчальних дисциплін використовувались і використовуються такі матеріали досліджень, проведених автором:

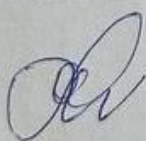
1) гібридний метод адаптивного керування змінним режимом, який, на відміну від класичних робастних методів, базується на інтеграції інтелектуального нейромережевого спостерігача для онлайн-компенсації нелінійних складових динаміки та збурень, що дозволило суттєво знизити коефіцієнти підсилення розривної частини контролера, забезпечивши мінімізацію ефекту «деренчання» та підвищення енергоефективності актуаторів

при збереженні математично доведеної за методом Ляпунова глобальної асимптотичної стійкості замкненої системи в усьому просторі станів;

2) метод програмної реалізації інтелектуальних алгоритмів керування у системах жорсткого реального часу, який, на відміну від існуючих засобів впровадження штучного інтелекту на вбудованих платформах, використовує раціональні апроксимації Паде для обчислювально затратних функцій та архітектуру статичних пулів пам'яті для зберігання параметрів нейромережі, що забезпечило гарантовану детермінованість часу виконання обчислювального такту та усунуло ризики фрагментації оперативної пам'яті для підвищення загальної надійності вбудованої обчислювальної системи автономного апарата;

3) архітектура вбудованої обчислювальної структури предиктивного оцінювання збурень на основі рекурентної нечіткої нейронної мережі, яка, на відміну від існуючих рішень із жорстко заданою топологією обробки даних, забезпечує можливість автоматичної реконфігурації кількості активних обчислювальних вузлів графа та використання внутрішніх ліній затримки для формування динамічної пам'яті системи, що дозволило реалізувати механізм адаптивного керування обчислювальною інтенсивністю алгоритмів та навантаженням на апаратні ресурси в реальному часі відповідно до складності ідентифікованих зовнішніх впливів.

Використання зазначених результатів дозволили підвищити якість викладання зазначених навчальних дисциплін.



Ольга ПАВЛОВА



Єлизавета ГНАТЧУК

Андрій НІЧЕПОРУК

ДОДАТОК В

ПРОГРАМНІ КОДИ

Програмна реалізація запропонованих алгоритмів та результати експериментальних випробувань підкріплені вихідним кодом, що опублікований у вільному доступі:

Танасійчук С. А. UAV Control. GitHub, Inc. URL:
<https://github.com/stanasiychuk/UAV-Control>

Вигляд робочої області репозиторію з кодом, що використовувався для тестування наукових положень дисертації, наведено на рис. В.1.

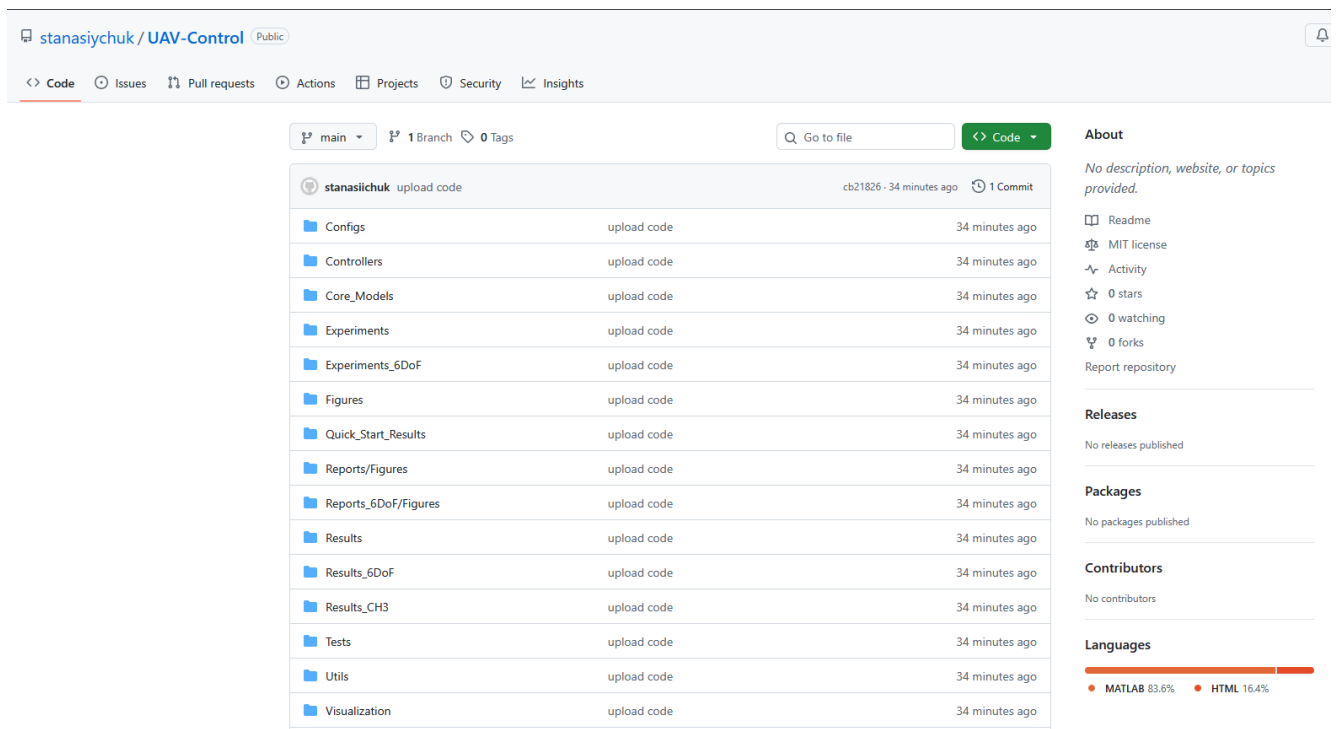


Рисунок В.1 – Головна сторінка відкритого репозиторію з вихідним кодом авторських методів керування БПЛА

Репозиторій об'єднує програмні компоненти, що реалізують комплекс імітаційного моделювання «UAV Control», описаний у розділах 2–4 дисертації. Головна функція комплексу – програмна реалізація та верифікація гібридної системи адаптивного керування БПЛА на основі управління змінним режимом

(ASMC) та рекурентної самоеволюціонуючої нечіткої нейронної мережі (RSEFNN), що забезпечує виконання завдань точного позиціонування, компенсації зовнішніх збурень та адаптивного оцінювання невизначеностей динаміки.

Структура репозиторію є такою:

- **Controllers** – програмні реалізації досліджуваних контролерів на мові MATLAB: базові (PID, Standard SMC, ASMC без нейронної мережі) та запропоновані у дисертації (Hybrid ASMC+RSEFNN, SMC+RSEFNN без адаптації);
- **Controllers_6DoF** містить відповідні варіанти для 6-DoF моделі;
- **Core_Models** – математичні моделі динаміки БПЛА: 4-DoF квадрокоптер і 6-DoF модель з горизонтальними підрулюючими пристроями, що забезпечують повну алгоритмічну декупеляцію каналів позиціонування та орієнтації; числове інтегрування методом Рунге-Кутта 4-го порядку;
- **Experiments / Experiments_6DoF** – скрипти 9 відтворюваних обчислювальних експериментів для кожної з моделей:
 - а) EXP-1...EXP-2 – оцінка точності позиціонування та аналіз «деренчання»;
 - б) EXP-3, EXP-8 – тести стійкості та відхилення збурень;
 - в) EXP-4, EXP-5 – профілювання обчислювальних витрат та енергоспоживання;
 - г) EXP-6 – статистична валідація методом Монте-Карло ($N = 100$);
 - д) EXP-7, EXP-9 – абляційне дослідження компонентів та перевірка практичної асимптотичної стійкості за методом Ляпунова;
- **Utils** – службові модулі: **Common** (ініціалізація середовища, завантаження конфігурації, інтегратор RK4), **Metrics** (метрики точності, енергії, якості керування, робастності), **Statistics** (статистичний аналіз результатів);
- **Visualization** – засоби візуалізації та анімації: ядро рендерингу, шість демонстраційних сцен (утримання позиції під вітром, відстеження траєкторії Ліссажу, відхилення збурень, виживання у штормових умовах тощо), інтеграція з Cesium через CSV-траєкторії;
- **Configs** – файл конфігурації `global_config_6dof.json` із параметрами БПЛА

(маса, моменти інерції, характеристики) та гіперпараметрами контролерів (коефіцієнти SMC, ASMC, PID; параметри RSEFNN: поріг новизни, поріг обмеження, швидкість навчання, максимальна кількість правил).

ДОДАТОК Г

ГРАФІЧНА ІНТЕРПРЕТАЦІЯ НЕЧІТКОГО ВИВОДУ ТА МЕХАНІЗМУ САМОЕВОЛЮЦІЇ RSEFNN

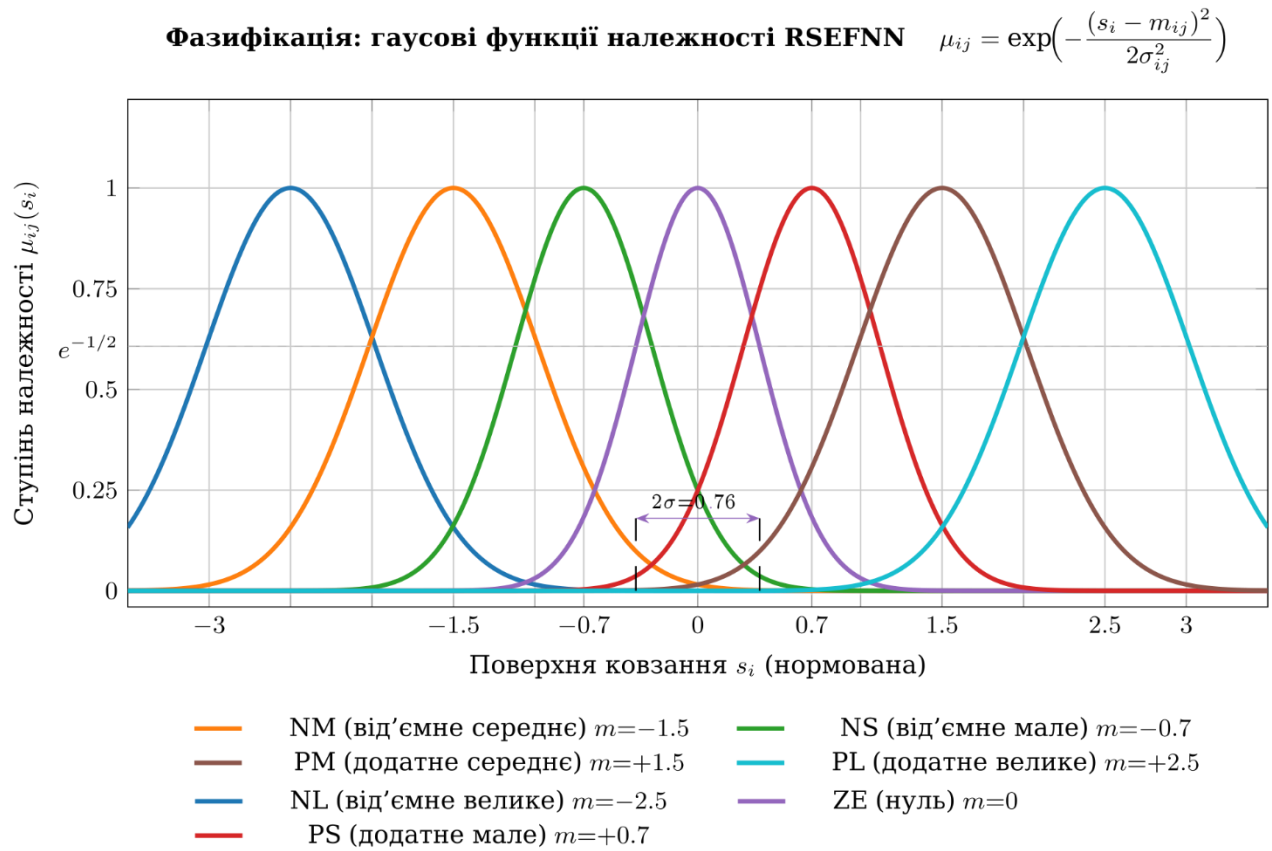


Рисунок Г.1 – Розбиття входного простору RSEFNN на 7 лінгвістичних термів. Гаусова форма μ_{ij} забезпечує неперервну диференційованість, необхідну для алгоритмів градієнтного спуску при онлайн-адаптації параметрів m_{ij} і σ_{ij} . Горизонтальна пунктирна лінія $e^{-1/2} \approx 0.607$ відповідає точці перетину сусідніх функцій (розміщення центрів на відстані $\sigma\sqrt{2}$)

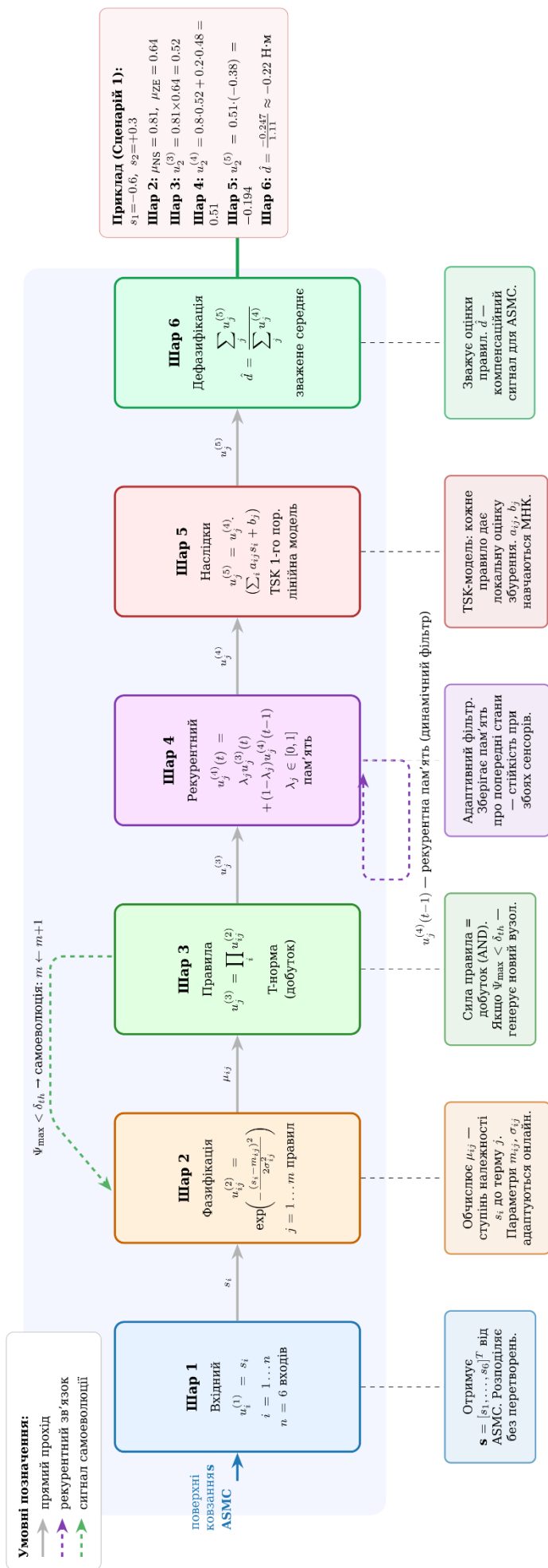
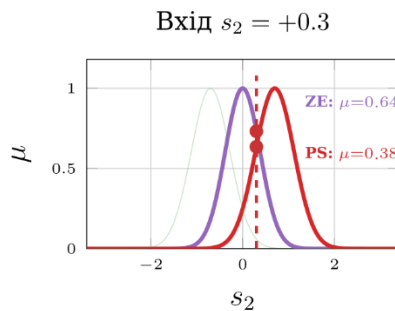
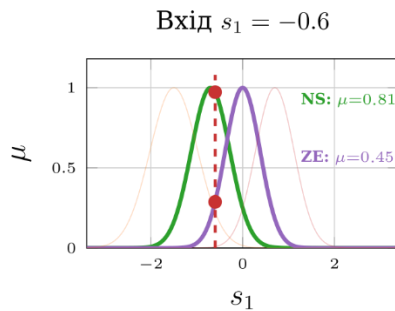


Рисунок Г.2 – Архітектура нечіткого виводу RSEFNN. Шість шарів реалізують повний цикл: Шар 1 – розподіл вхідних сигналів поверхонь ковзання s від контролера ASMC; Шар 2 – фазифікація через гаусові функції належності (параметри m_{ij}, σ_{ij} адаптуються); Шар 3 – обчислення сили правил (Т-норма) та ініціація самоєволюції при $\Psi_{\max} < \delta_{th}$; Шар 4 – рекурентний фільтр пам'яті (пунктирна дуга знизу); Шар 5 – лінійна TSK-модель наслідків; Шар 6 – рівень дефазифікації та формування виходу

Сценарій 1 – спокійний політ



Активне правило #2:

Якщо $s_1 \in \text{NS}$ і $s_2 \in \text{ZE}$

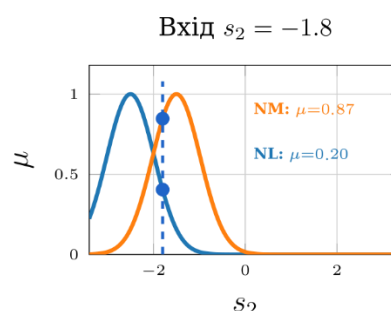
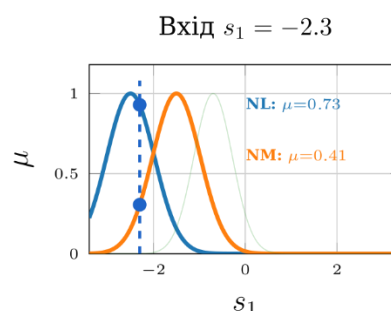
Тоді $\hat{d} = a_{12}s_1 + a_{22}s_2 + b_2$

Сила: $u^{(3)} = 0.81 \times 0.64 = \mathbf{0.52}$

Вихід: $\hat{d} \approx -0.22 \text{ Н}\cdot\text{м}$

Компенсація малого збурення

Сценарій 2 – сильне збурення



Активне правило #1:

Якщо $s_1 \in \text{NL}$ і $s_2 \in \text{NM}$

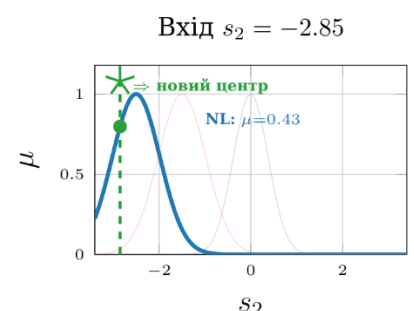
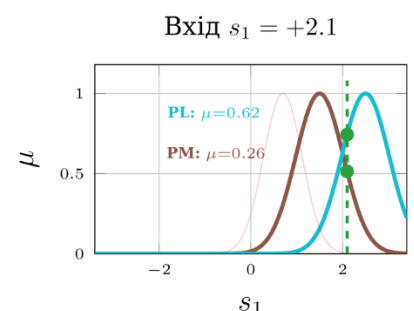
Тоді $\hat{d} = a_{11}s_1 + a_{21}s_2 + b_1$

Сила: $u^{(3)} = 0.73 \times 0.87 = \mathbf{0.64}$

Вихід: $\hat{d} \approx +3.1 \text{ Н}\cdot\text{м}$

Потужна компенсація збурення

Сценарій 3 – нова ситуація



Самоеволюція:

$\Psi_{\max} = 0.62 \times 0.43 = 0.27$

$\Psi_{\max} < \delta_{th} = 0.35 \checkmark$

$m \leftarrow m+1, \mathbf{m}_{\text{new}} = [+2.1, -2.85]$

Результат: нове правило для незвичного режиму збурення

Рисунок Г.3 – Три режими роботи RSEFNN із конкретними числовими значеннями. Ліворуч: спокійний стан – активні терми малої амплітуди NS і ZE. По центру: сильне збурення – активні «крайні» терми NL і NM, великий вихідний сигнал. Праворуч: незвична комбінація – $\Psi_{\max}$ нижче порогу δ_{th} , механізм самоеволюції додає новий вузол (★)

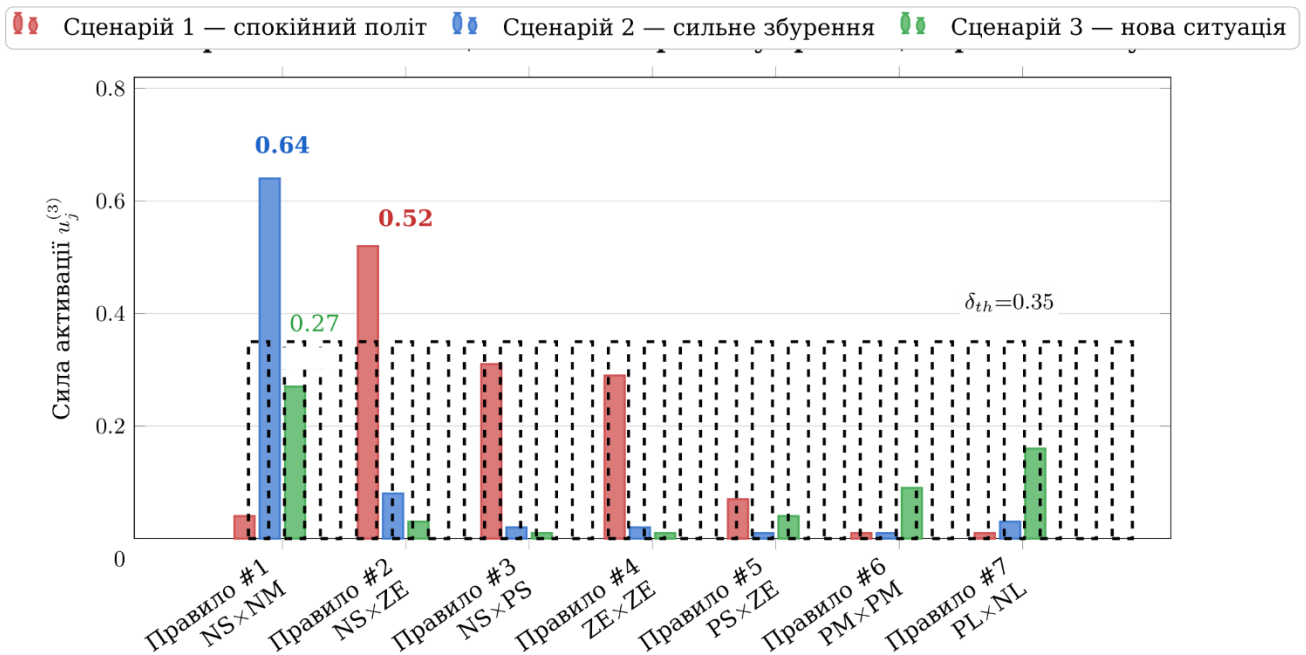


Рисунок Г.4 – Гістограма сили активації $u_j^{(3)} = \prod_i \mu_{ij}$ для семи нечітких правил у трьох сценаріях. Пунктирна лінія – поріг $\delta_{th} = 0.35$ механізму самоеволюції.

Сценарій 1: домінує правило #2 (NS×ZE) – малий компенсаційний сигнал. Сценарій 2: домінує правило #1 (NL×NM) – потужна компенсація збурення. Сценарій 3: жодне правило не перевищує $\delta_{th} \rightarrow$ ініціюється генерація нового вузла

ДОДАТОК Д РЕЗУЛЬТАТИ СИМУЛЯЦІЇ

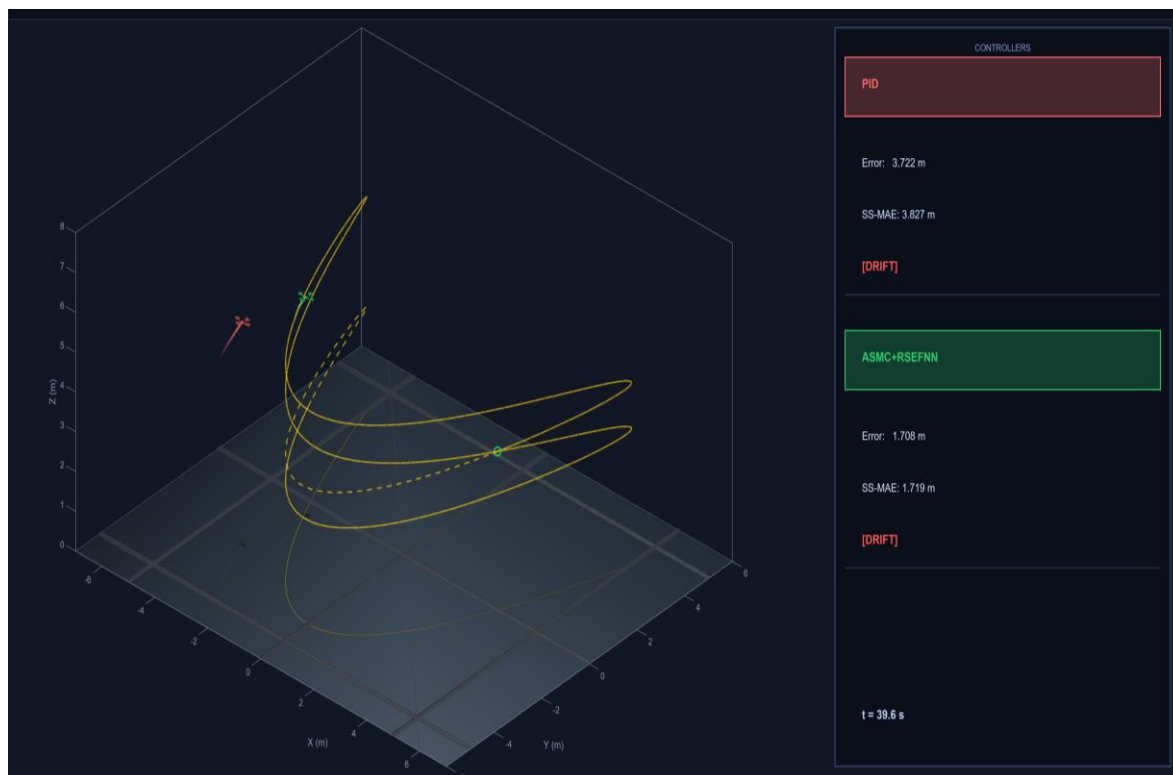


Рисунок Д.1 – Тривимірна візуалізація траєкторій польоту БПЛА: PID – широке хмарне відхилення, ASMC + RSEFNN – зигзагоподібний рух

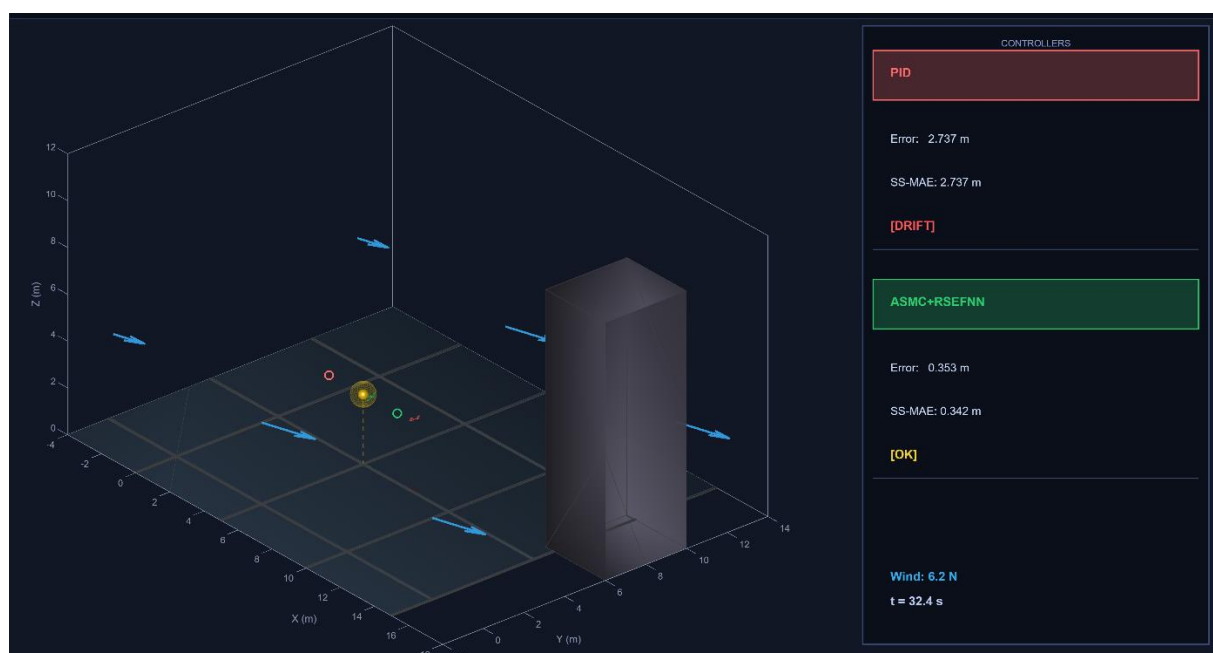


Рисунок Д.2 – Тривимірна візуалізація траєкторій польоту БПЛА: відхилення збурення 6N (hover-start DR тест)



Рисунок Д.3 – Тривимірна візуалізація траєкторій польоту БПЛА: виживання під штормом (6N step-wind)



Рисунок Д.4 – Тривимірна візуалізація траєкторій польоту БПЛА: демонстрація квадрокоптерів великим планом під змінним вітром та напрямком

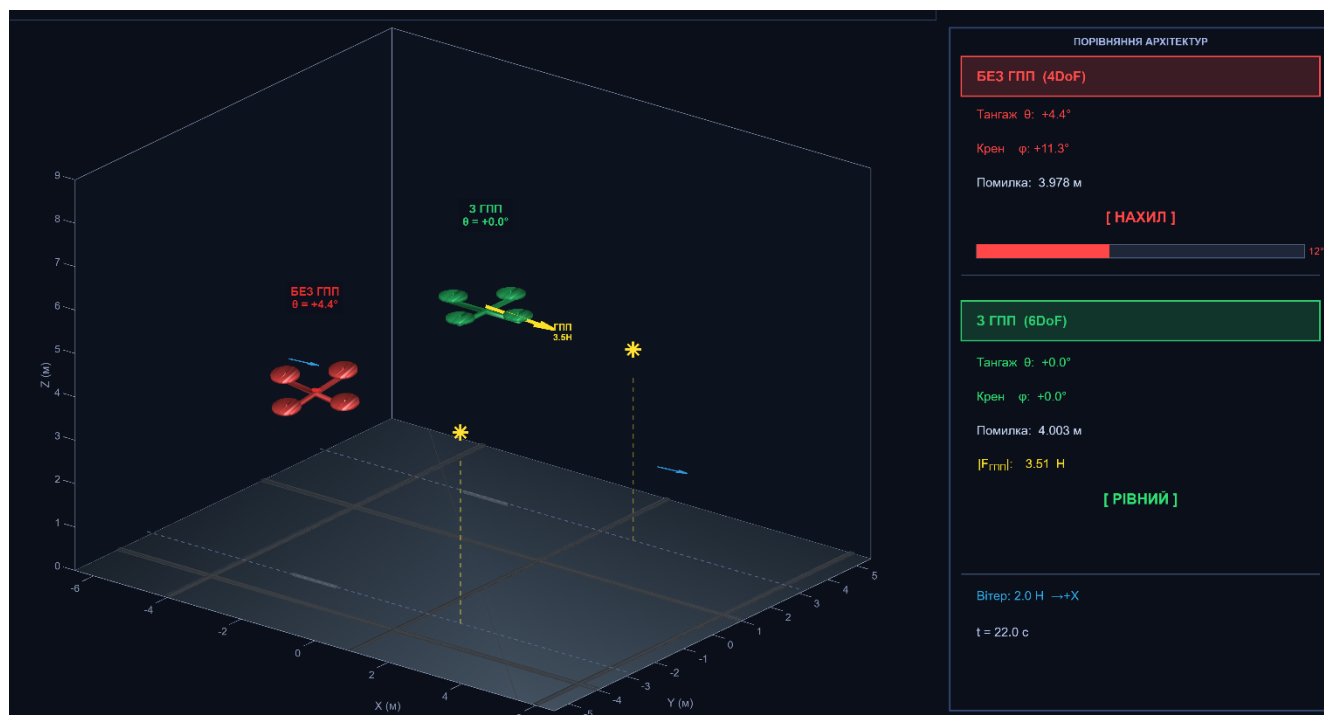


Рисунок Д.5 – Тривимірна візуалізація траєкторій польоту БПЛА: великий план - змінна ціль, порівняння моделей 4DoF, 6DoF

ДОДАТОК Е

ПАРАМЕТРИ ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

Таблиця Е.1 – Параметри відтворення експериментів

Група	Параметр	Значення
Модель БПЛА	маса m	1,55 кг
	g	9,81 м/с ²
	$I_{xx}; I_{yy}; I_{zz}$	0,0347; 0,0347; 0,0617 кг·м ²
	коефіцієнт опору	0,1
	акумулятор	5000 мА·год; 14,8 В
ГПП	$F_{hpr, \max}$; кут α	3,5 Н; 45°
Симуляція	інтегрування; крок Δt	RK4; 0,002 с (500 Гц)
	seed	rng(42, 'twister')
	середовище	MATLAB R2025a
Обмеження	$\max F$; $\max \tau$	30 Н; 2,0 Н·м
PID (4DoF/6DoF)	K_p_z ; K_i_z ; K_d_z	1,5; 0,4; 1,0
	K_p_{xy} ; K_i_{xy} ; K_d_{xy}	1,5; 0,3; 0,8
SMC	λ_z ; λ_{xy}	2,0; 2,0
	K_z ; K_{xy}	15,0; 10,0
	Φ_z ; Φ_{xy}	0,05; 0,05
ASMC / ASMC+RSEFNN	$\lambda(z, xy)$	2,0; 2,0
	$\gamma(z, xy)$	0,5; 0,5
	σ (leakage)	0,01
	$K_{\min}$; $K_{\max}$	0; 50

	$\Phi(z, xy)$	0,05; 0,05
Attitude (yci)	$Kp_att [\varphi, \theta, \psi]$	[6,0; 6,0; 3,0]
	$Kd_att [p, q, r]$	[1,5; 1,5; 0,8]
RSEFNN	max_rules (mlimit)	20
	η (learning rate)	0,2
	h (novelty threshold)	0,4
	pruning threshold	0,005
	$\lambda_recurrent$	0,9
	delay lines	3
Модель Драйдена	σ	3,0 Н (осн.); 1,5 Н (6DoF)
	$\tau L; L$	2,0 с; ≈ 24 м ($V=12$ м/с)
	стандарт; дискретизація	MIL-F-8785C; AR(1)
Сценарії вітру	помірний / штормовий / МК	3 / 9 / 0–8 Н; імпульс 50 Н, 0,1 с
Горизонт	T	60 с