

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-29>

УДК 004.8:004.94:007.52:629.7.05

ГОВОРУЩЕНКО Тетяна

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-7942-1857>

e-mail: [hovorushchenko@khmmu.edu.ua](mailto:hovorushchenko@khmmu.edu.ua)

ВОЙЧУР Юрій

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0003-3085-7315>

e-mail: [voichury@khmnhu.edu.ua](mailto:voichury@khmnhu.edu.ua)

ТАНАСІЙЧУК Степан

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0002-2657-6190>

e-mail: [tanasi@i.ua](mailto:tanasi@i.ua)

## АРХІТЕКТУРА ВБУДОВАНОЇ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОЇ СТРУКТУРИ ПРЕДИКТИВНОГО ОЦІНЮВАННЯ ЗБУРЕНЬ БПЛА НА ОСНОВІ РЕКУРЕНТНОЇ НЕЧІТКОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Представлена робота фокусується на створенні інтелектуально-робастної архітектури керування БПЛА, здатної забезпечувати стабільне функціонування в умовах часової латентності, зашумленості навігаційних даних та динамічної непевності об'єкта. Наукова новизна дослідження полягає у розробці та впровадженні рекурентної самоеволюціонуючої нейро-нечіткої мережі (RSEFNN), інтегрованої в контур адаптивного контролера змінного режиму (ASMC) для онлайн-ідентифікації та компенсації нестационарних зовнішніх збурень. Ключовою особливістю розробленої мережі є механізм автономної структурної адаптації, який дозволяє системі самостійно визначати оптимальну кількість нечітких правил залежно від складності середовища, автоматично генеруючи нові вузли за критерієм новизни або видаляючи надлишкові елементи через алгоритм прунінгу. Це забезпечує гнучке управління обчислювальною інтенсивністю: мережа не використовує надмірні ресурси в стабільних режимах польоту, проте миттєво нарощує потужність при входженні в зони турбулентності. Впровадження рекурентних зв'язків у архітектуру мережі наділило систему властивостями динамічної пам'яті, що дозволяє враховувати передісторію збурень без використання громіздких обчислювальних структур. Аналіз обчислювальної складності підтвердив високу ефективність алгоритму: лінійна залежність трудомісткості та використання SIMD-оптимізації дозволяють підтримувати частоту керування до 1000 Гц на сучасних мікроконтролерах. Важливим аспектом програмної реалізації є забезпечення детермінованості часу виконання (WCET) через використання статичних пулів пам'яті, що виключає ризики фрагментації ОЗП. Експериментальна перевірка на цифровому двійнику БПЛА в умовах штормового вітру підтвердила, що використання RSEFNN як домінуючого компонента знижує похибку позиціонування (SS-MAE) на 69,4% порівняно зі стандартними методами, забезпечуючи прецизійну точність донаведення при збереженні робастності системи.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати (БПЛА), адаптивне керування змінним режимом (ASMC), рекурентна самоеволюціонуюча нечітка нейронна мережа (RSEFNN), інтелектуально-робастна архітектура, прецизійне донаведення, онлайн-ідентифікація збурень, структурна адаптація, алгоритм прунінгу (згортання).

HOVORUSHCHENKO Tetiana, VOICHUR Yurii, TANASIICHUK Stepan

Khmelnytskyi National University

## ARCHITECTURE OF AN EMBEDDED COMPUTATIONAL STRUCTURE FOR PREDICTIVE ESTIMATION OF UAV DISTURBANCES BASED ON A RECURRENT FUZZY NEURAL NETWORK

The presented work focuses on the creation of an intelligent and robust UAV control architecture capable of ensuring stable operation under conditions of time latency, noisy navigation data, and dynamic object uncertainty. The scientific novelty of the research lies in the development and implementation of a recurrent self-evolving neuro-fuzzy network (RSEFNN), integrated into the adaptive switching mode controller (ASMC) circuit for online identification and compensation of non-stationary external disturbances. The key feature of the developed network is the mechanism of autonomous structural adaptation, which allows the system to independently determine the optimal number of fuzzy rules depending on the complexity of the environment, automatically generating new nodes according to the novelty criterion or removing redundant elements through the pruning algorithm. This provides flexible management of computational intensity: the network does not use excessive resources in stable flight modes, but instantly increases power when entering turbulence zones. The introduction of recurrent connections into the network architecture gave the system the properties of dynamic memory, which allows taking into account the history of disturbances without the use of bulky computational structures. The analysis of computational complexity confirmed the high efficiency of the algorithm: the linear dependence of the complexity and the use of SIMD optimization allow maintaining a control frequency of up to 1000 Hz on modern microcontrollers. An important aspect of the software implementation is ensuring determinism of execution time (WCET) through the use of static memory pools, which eliminates the risks of RAM fragmentation. Experimental verification on a UAV digital twin in storm wind conditions confirmed that the use of RSEFNN as a dominant component reduces the positioning error (SS-MAE) by 69.4% compared to standard methods, ensuring precision homing accuracy while maintaining system robustness.

Keywords: unmanned aerial vehicles (UAVs), adaptive switching mode control (ASMC), recurrent self-evolving fuzzy neural network (RSEFNN), intelligent robust architecture, precision guidance, online disturbance identification, structural adaptation, pruning algorithm.

Стаття надійшла до редакції / Received 09.02.2026  
Прийнята до друку / Accepted 26.03.2026  
Опубліковано / Published 31.05.2026



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

© ГОВОРУЩЕНКО Тетяна, ВОЙЧУР Юрій, ТАНАСІЙЧУК Степан

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

На сьогоднішній день спостерігається масштабна експансія технологій безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у господарську та оборонну діяльність, де вони виконують пріоритетні завдання з дистанційного моніторингу, прецизійної навігації та автономної логістики [1, 2]. Сучасна безпілотна платформа є складною кіберфізичною системою, можливості якої безпосередньо залежать від обчислювального потенціалу бортових контролерів; у межах такої структури алгоритмічні процеси, мережеві комунікації та аеродинамічні властивості синтезовані в єдиний замкнений контур, що функціонує в реальному часі [3].

Сучасні системи контролю безпілотних апаратів виступають як критично значущі вбудовані обчислювальні центри, що функціонують у реальному часі [4]. У таких комплексах ступінь алгоритмічної складності безпосередньо зумовлює появу часових затримок, виникнення фазових зсувів та погіршення загальної стійкості (робастності) замкненого циклу керування [5]. На відміну від стандартних засобів автоматизації, робота БПЛА відбувається в умовах паралельної дії нелінійних аеродинамічних ефектів, стохастичних зовнішніх пертурбацій, а також за наявності суворих обмежень на масо-габаритні та енергетичні показники бортового обладнання (SWaP-параметри) [6]. Сукупність цих чинників обумовлює необхідність проведення системного аналізу взаємодії між архітектурою апаратних засобів, алгоритмами регулювання та програмною платформою. Підвищення вимог до точності маневрування апаратів під впливом нестаціонарних зовнішніх завад та динамічної невизначеності об'єкта підтверджує актуальність розробки високоефективних обчислювальних методів автоматичного керування [7, 8].

Дослідження сучасного інструментарію керування дозволило ідентифікувати низку суттєвих обмежень. Зокрема, традиційні лінійні регулятори демонструють слабку інваріантність і не здатні підтримувати стабільність системи за умов структурних трансформацій чи інтенсивних зовнішніх пертурбацій [9]. Водночас робастні підходи, передусім методи ковзних режимів, хоча і мають високі показники стійкості, спричиняють виникнення ефекту «деренчання», який створює деструктивні навантаження на виконавчі механізми та інформаційні магістралі передачі даних [10, 11]. Окрім того, застосування інтелектуальних методів на базі глибокого навчання виявляється неефективним для вбудованих систем через їхню надмірну обчислювальну складність, що виходить за межі доступних ресурсів бортових обчислювачів [12].

Підсумок проведеного критичного огляду сучасних методологій та засобів контролю автономних безпілотних систем вказує на неможливість поєднання прецизійного навігаційного керування, стійкості до зовнішніх дестабілізуючих чинників та часової детермінованості обчислень у межах обмеженого апаратного ресурсу [13]. Зокрема, класичні лінійні схеми регулювання демонструють недостатню інваріантність до внутрішніх змін параметрів та структури апарата, водночас прогресивні адаптивні та інтелектуальні методи управління часто супроводжуються підвищенням навантаження на процесор, збільшенням затримок та нестабільністю часових характеристик виконання програмного коду [14, 15].

Зазначені обмеження стають особливо критичними під час прецизійного донаведення БПЛА, коли система управління змушена функціонувати в умовах зашумлених або неповних навігаційних даних, постійних аеродинамічних завад та варіативності динаміки самого об'єкта, зберігаючи при цьому гарантовану стійкість і необхідну точність позиціонування [16, 17]. Дослідження архітектур мультисенсорного злиття даних та алгоритмів навігації також довело, що часові лаги, пов'язані з обробкою інформації та синхронізацією різнорідних сенсорних потоків, суттєво погіршують якість регулювання та можуть призвести до втрати робастних властивостей замкненої системи керування [18-20].

Таким чином, констатується наявність науково-технічної суперечності між потребою у зростанні точності фінального наведення БПЛА за умов зашумленості інформаційних потоків та лімітованим обсягом доступних апаратних потужностей. Вирішення зазначеної проблеми вбачається у формуванні інтелектуально-робастної архітектури системи управління. Мета даної наукової роботи полягає у створенні обчислювально економних методів на базі структур, що здатні до самостійної еволюції, задля забезпечення стійкого функціонування комплексу в умовах часової латентності та динамічної непевності об'єкта.

### Архітектура рекурентної самоevolюціонуючої нейро-нечіткої мережі (RSEFNN)

Ефективна компенсація нестаціонарних збурень на етапі донаведення БПЛА потребує використання обчислювальних структур, здатних до ідентифікації складних нелінійних залежностей у реальному часі. У даній роботі запропоновано архітектуру рекурентної самоevolюціонуючої 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 (самоevolюції), що

дозволяє системі самостійно визначати необхідну кількість нечітких правил залежно від складності зовнішнього середовища, мінімізуючи при цьому завантаження бортового обчислювача.

Запропонована структура RSEFNN є гібридною обчислювальною системою, що реалізує відображення вхідного простору станів у вихідний сигнал компенсації збурень (рис. 1). Архітектура мережі побудована за принципом прямого поширення сигналу з локальними зворотними зв'язками у рекурентному шарі (рис. 2). Розгорнута схема блоку онлайн навчання RSEFNN представлена на рис. 3.

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

Шар 1. Рівень розподілу вхідних сигналів (Input Layer). 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:

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

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 2. Рівень термів нечіткої логіки (Fuzzification Layer). Кожен вузол цього шару реалізує функцію належності (Membership Function), 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:

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

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

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

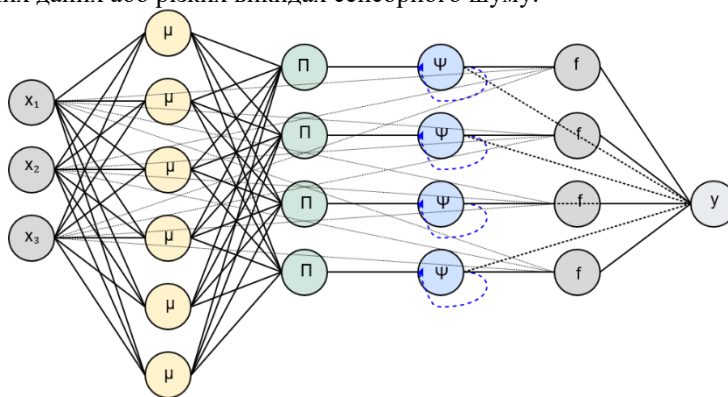
$$u_j^{(3)} = \prod_i u_{ij}^{(2)} \quad (3)$$

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.

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

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

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.



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

Рис. 1. Архітектура рекурентної самоеволююючої нечіткої нейронної мережі для донаведення БПЛА

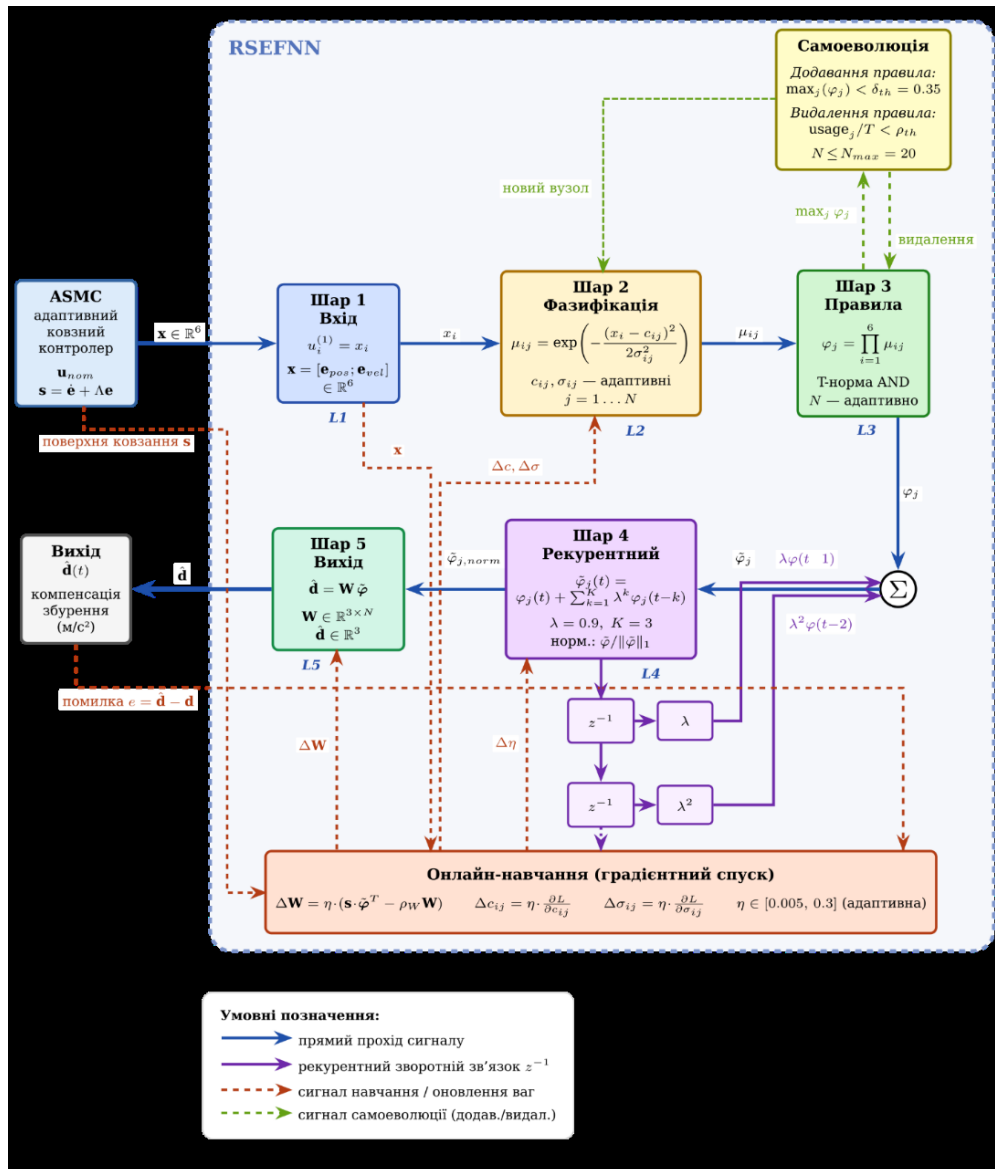


Рис. 2. Структурна схема RSEFNN

Рекурентні зв'язки в архітектурі RSEFNN на рівні програмної реалізації виконують роль ліній затримки (delay lines). 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 (Consequent Layer). У цьому шарі реалізується модель Такагі-Сугено-Канга (TSK) першого порядку. Вихід кожного вузла є лінійною функцією вхідних змінних  $x_i$  (компонент вектора  $\mathbf{s}$ ), зваженою на часову інтенсивність активації правила:

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

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 (Output Layer). Фінальний шар виконує агрегування результатів усіх правил для отримання єдиного скалярного значення оцінки збурення  $\hat{\mathbf{d}}$ :

$$y = \hat{\mathbf{d}} = \frac{\sum_{j=1}^m u_j^{(5)}}{\sum_{j=1}^m u_j^{(4)}}, \quad (6)$$

де  $m$  – поточна кількість правил у базі знань. Програмна реалізація цього шару вимагає перевірки знаменника на рівність нулю для запобігання помилок ділення на нуль (Division by zero exception) у бортовому обчислювачі.

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

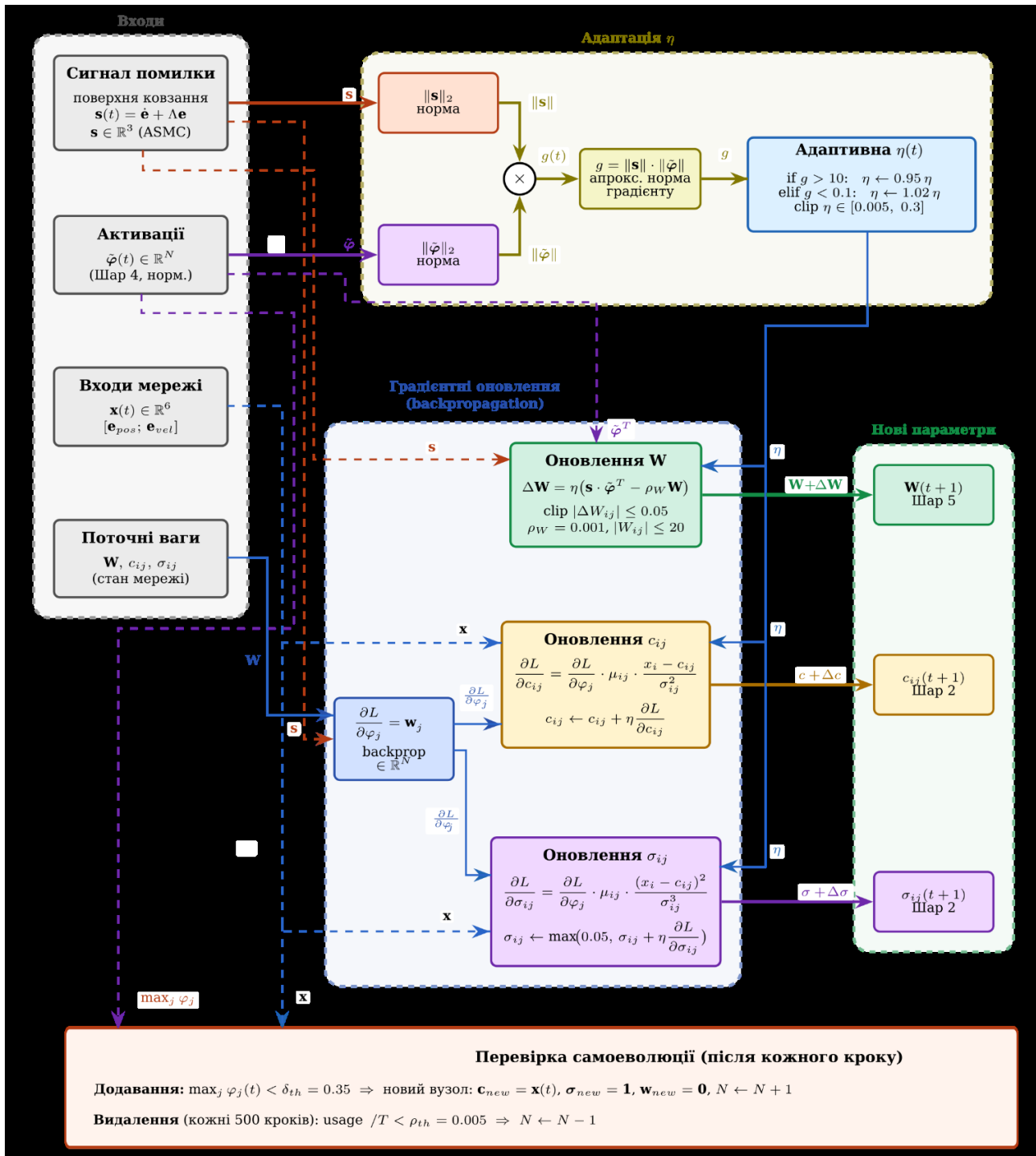


Рис. 3. Розгорнута схема блоку онлайн навчання RSEFNN

Аналіз обчислювального графа. Структура (1)–(6) є спрямованим ациклічним графом (за виключенням рекурентних петель у 4-му шарі). Така топологія дозволяє ефективно використовувати SIMD-оптимізацію (Single Instruction, Multiple Data): обчислення ступенів активації для всіх  $m$  правил можуть виконуватися паралельно в межах одного процесорного циклу. Це забезпечує мінімальну латентність (Inference Latency) системи, що є критичним для стабілізації БПЛА в умовах швидкої зміни вітрового навантаження.

### Механізм самоеволюції та динамічна реконфігурація бази нечітких правил

Механізм самоеволюції 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 (self-evolution) – динамічної зміни кількості вузлів у прихованих шарах мережі без втручання оператора. З позицій комп'ютерної інженерії цей механізм реалізує принцип адаптивного управління обчислювальними ресурсами: система автоматично балансує між точністю апроксимації збурень та алгоритмічною складністю обчислювального циклу.

Критерій новизни для структурного навчання. 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:

$$\Psi_{max} = \max_{j=1...m} (u_j^{(3)}). \quad (7)$$

Умова додавання нового правила формулюється наступним чином:

$$\text{IF } \Psi_{max} < \delta_{th} \text{ THEN Add\_New\_Rule,} \quad (8)$$

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

З позицій розробника ПЗ, низьке значення  $\Psi_{max}$  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.

Алгоритм динамічного розширення мережі. При виконанні умови (8) 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 ( $\sigma$ ): ініціалізуються базовим значенням  $\sigma_0$ , 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 ЕОМ, цей процес вимагає динамічного перерозподілу пам'яті. Для забезпечення детермінованості у системах реального часу (RTOS) у даній роботі запропоновано використовувати статичний пул пам'яті (Memory Pool), розрахований на максимальну допустиму кількість правил  $m_{limit}$ . Це дозволяє створювати нові об'єкти правил за час  $O(1)$ , уникаючи фрагментації ОЗП.

Механізм згортання (Pruning) та оптимізація бази правил. Для запобігання необмеженому зростанню обчислювальної складності (Rule Explosion) та видалення надлишкових правил, у роботі реалізовано алгоритм прунінгу (pruning). Правило видаляється з обчислювального графа, якщо виконується одна з умов:

Низька значущість: Якщо протягом заданого вікна часу  $T_{obs}$  середнє значення активації правила  $\Psi_j < \Psi_{min}$ , таке правило вважається неефективним.

Надмірне перекриття: 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.

Алгоритмічна реалізація самоєволюції. Процес структурної адаптації мережі RSEFNN інтегрується безпосередньо у головний цикл керування БПЛА. Логіка функціонування механізму самоєволюції, що забезпечує динамічне розширення та оптимізацію бази знань, представлена у формі математичного псевдокоду (Алгоритм 1).

Алгоритм 1. Структурна адаптація та самоєволюція RSEFNN

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

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

Обчислення активації (Шари 2–3):

Для кожного правила  $j = 1 \dots m$ :

Розрахувати ступінь належності  $\mu_{ij}$  за (2);

Визначити силу активації  $u_j^{(3)} = \prod \mu_{ij}$ .

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).  
Оптимізація структури (Pruning):  
FOR EACH rule  $j = 1 \dots m$  :  
IF  $\text{mean}(\text{activation}_j) < \Psi_{\min}$  THEN:  
Видалити вузол  $j$ ;  
Перевпорядкувати індекси правил.  
Формування виходу (Шари 4–6):  
Обчислити рекурентні зв'язки  $u_j^{(4)}$  за (4);  
Розрахувати фінальну оцінку збурення  $\hat{\tau}_d$  за (6).

Завдяки впровадженню описаного механізму самоevolюції, 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.

З позицій комп'ютерної інженерії, 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.

#### Аналіз алгоритмічної складності та використання статичних пулів пам'яті

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.

Оцінка часової складності (Time Complexity). Обчислювальна трудомісткість мережі RSEFNN визначається сумарною кількістю операцій, необхідних для прямого поширення сигналу (inference) та зворотного оновлення ваг (training). 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  $O(m)$ .

Таким чином, сумарна часова складність одного такту обчислень RSEFNN становить:

$$T_{total} \approx O(n \cdot m). \quad (9)$$

З позицій комп'ютерної інженерії, лінійна складність відносно кількості правил є вагомою перевагою над методами глибокого навчання (Deep Learning), 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).

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

Статичні параметри (Матриця ваг): Для зберігання центрів ( $m_{ij}$ ), ширин ( $\sigma_{ij}$ ) та коефіцієнтів наслідків ( $a_{ij}, b_j$ ) необхідно  $3 \cdot n \cdot m + m$  комірок пам'яті типу float (4 байти).

Стан рекурентного шару: Зберігання значень  $u_j^{(4)}(t - 1)$  потребує  $m$  комірок.

Робочий буфер: Тимчасові змінні для проміжних розрахунків.

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

$$M_{RAM} \approx 4 \cdot (3nm + 2m + n) \text{ bytes} \quad (10)$$

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.

Детермінованість та Worst-Case Execution Time (WCET). 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  $m \leq m_{\text{limit}}$ .

Це дозволяє гарантувати найгірший час виконання (WCET):

$$t_{WCET} = t_{unit} \cdot (n \cdot m_{limit}), \quad (11)$$

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

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

Оцінка навантаження на системну шину. 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 (AHB/APB), що позитивно впливає на загальну завадостійкість обчислювальної системи БПЛА.

Дослідження процесів самоеволюції та навчання нейромережі RSEFNN

Графічне представлення профілю вітрового навантаження, що використовується у подальших експериментах, наведено на рис. 4.

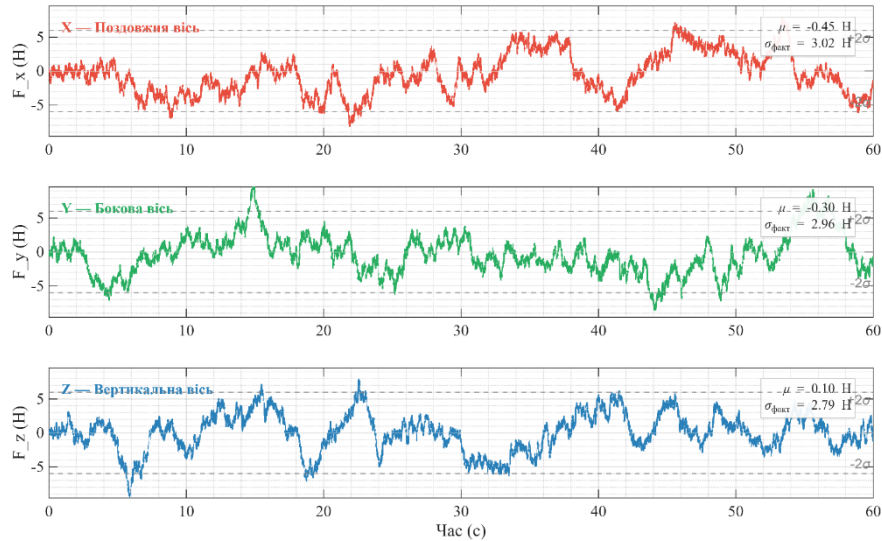


Рис. 4. Спектральна реалізація нестационарного вітрового навантаження: дискретна модель Драйдена  $AR(1)$ ,  $\sigma=3,0$  H,  $\tau_L=2,0$  с,  $\Delta t=0,002$  с,  $T=60$  с

Запропонована система керування включає нейро-нечітку мережу RSEFNN (Recurrent Self-Evolving Fuzzy Neural Network), 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.

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.

Структура мережі змінюється в режимі реального часу за критерієм новизни (novelty criterion). Перевірка виконується на кожному кроці після прямого проходу:

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

$$c_{ij^*} = x_i(t), \sigma_{ij^*} = \sigma_0 = 1,0, w_{j^*} = 0 \quad (12)$$

де  $\sigma_0$  – початкова ширина нового Gaussian-ядра. 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:

$$\frac{u_j}{\sum_{k=1}^{N_r} u_k} < \rho_{pr} = 0,005, \quad (13)$$

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

На рис. 5 показана динаміка структурної реконфігурації в основній симуляції ( $h=0,4$ ,  $\eta=0,2$ , вітер Dryden  $\sigma=3$  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.

Після  $t=25,8$  с структура стабілізується – нові режими збурень потрапляють до покриття наявних правил. Нижня панель рис. 5 демонструє відповідне зниження похибки позиціонування: норма похибки  $\|e_{pos}(t)\|$  монотонно зменшується зі стабілізацією структури, досягаючи SS-MAE = 0,419 м при  $t \in [40; 60]$  с.

Навчання відбувається в режимі реального часу на кожному кроці симуляції. Сигналом навчання слугує поверхня ковзання  $S$  – природна міра відхилення від бажаної траєкторії. Правило градієнтного спуску з L2-регуляризациєю (leakage):

$$\Delta W = \eta (s \bar{\varphi}^{recT} - \rho W), \quad \|\Delta W_{ij}\| \leq \delta_{max} = 0,05, \quad (14)$$

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

Фаза 1: Набір знань

Фаза 2: Адаптація

Фаза 3: стабілізація

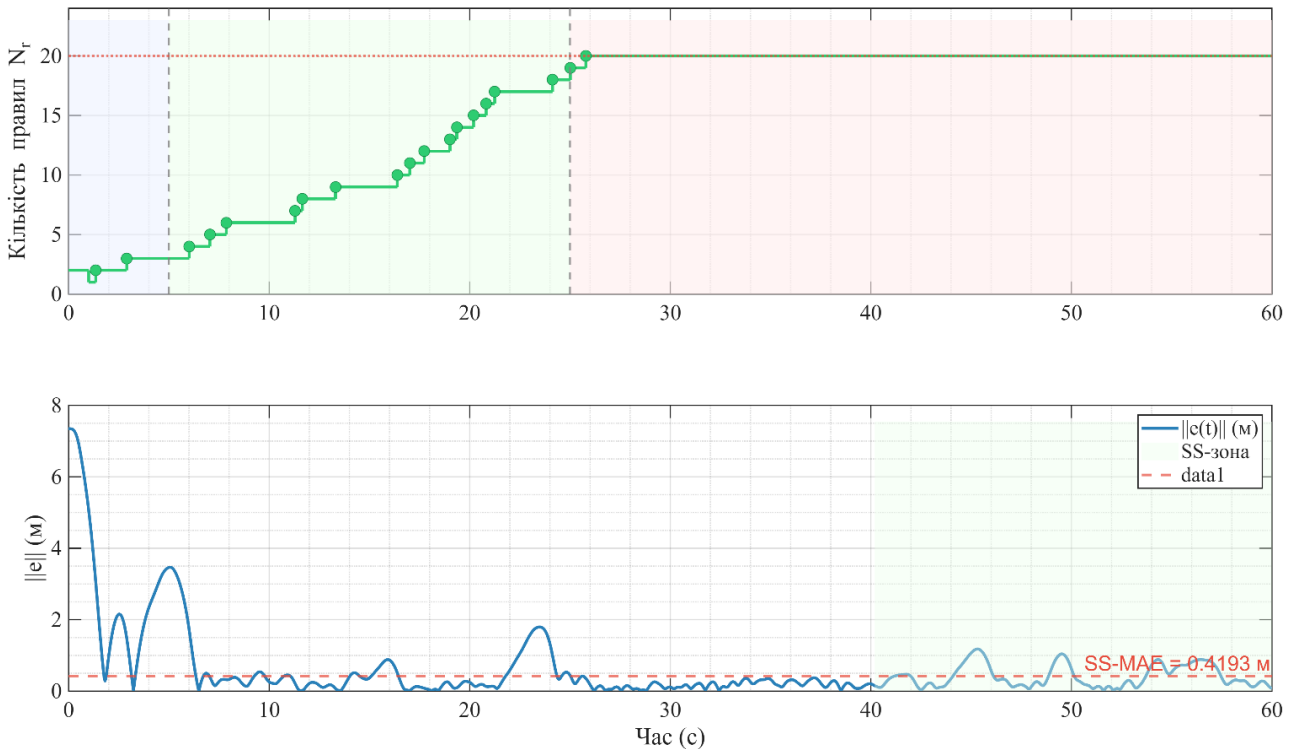


Рис. 5. Динаміка структурної реконфігурації обчислювального графа RSEFNN: верхня панель – кількість правил  $N_r(t)$  з позначками моментів додавання (о); нижня панель – норма похибки позиціонування  $\|e_{pos}(t)\|$  та рівень SS-MAE = 0,419 м. Умови:  $h=0,4$ ,  $\eta=0,2$ , вітер Dryden  $\sigma_w=3$  Н,  $T=60$  с,  $dt=0,002$  с

Параметри Gaussian-ядер також оновлюються за градієнтом:

$$\Delta c_{ij} = \eta \cdot (w_j^T s) \cdot \mu_{ij} \cdot \frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}^2},$$

$$\Delta \sigma_{ij} = \eta \cdot (w_j^T s) \cdot \mu_{ij} \cdot \frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3},$$
(15)

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

Для запобігання осциляціям при великих градієнтах  $\eta$  динамічно коригується:

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

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

Результати ідентифікації збурень при порівнянні реального вітрового навантаження Dryden і оцінки  $m\hat{d}$  RSEFNN наведені на рис. 6 та у табл. 1.

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 миттєві 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 Dryden-сигналом не свідчить про неякісну компенсацію – RSEFNN компенсує постійну складову вертикального збурення, що підтверджується  $RMSE_{id} = 2,97$  Н (мінімальне серед трьох осей).

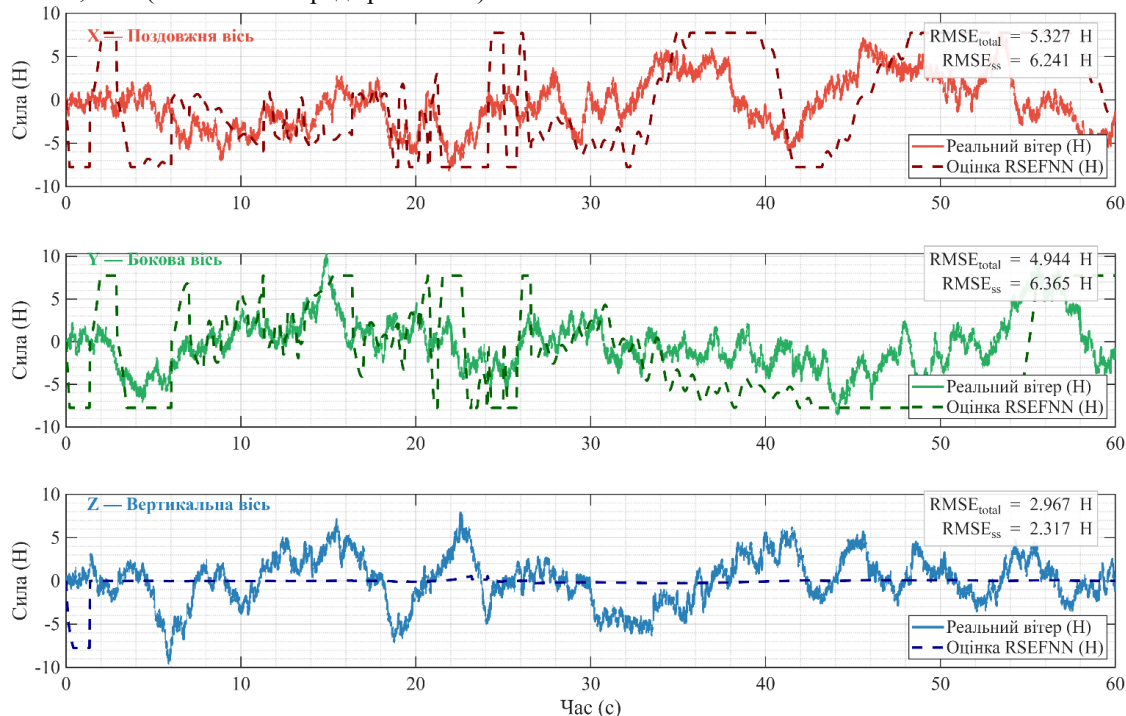


Рис. 6. Результати ідентифікації вектора збурень RSEFNN: реальне вітрове навантаження  $F_w$  (суцільна) та оцінка мережі  $\hat{m}\vec{d}$  (штрихова) по трьох осях. Дані для осей X, Y, Z (зліва направо);  $T=60$  с,  $\sigma_w=3$  Н,  $h=0,4$ ,  $\eta=0,2$

Таблиця 1.

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

Вісь	RMSE <sub>id</sub> (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

Рис. 7 ілюструє збіжність адаптивного підсилення ASMC  $\hat{R}(t)$  та норми компенсаційного сигналу  $\|\hat{\mathbf{d}}(t)\| \cdot t$  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.

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

Результати наведені у табл. 2. 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 – Dryden-збурення з  $\sigma = 3$  Н охоплює широкий діапазон станів. Найкращий баланс точності забезпечує  $h = 0,4$  (SS-MAE = 0,419 м).

Таблиця 2.

Залежність якості позиціонування від порогу новизни  $h$  ( $\eta=0,2$ ,  $T=60$  с, Dryden  $\sigma_w=3$  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 і на рис. 8. 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.

**Залежність якості позиціонування від швидкості навчання  $\eta$  ( $h=0,4$ ,  $T=60$  с, Dryden  $\sigma_w = 3$  Н)**

$\eta$	RMSE (м)	SS-MAE (м)	$\Delta RMSE$ 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

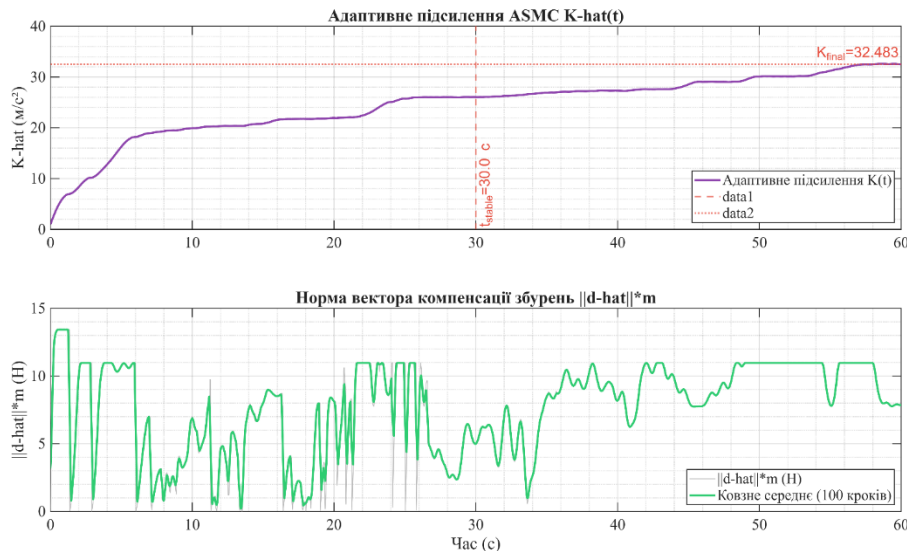


Рис. 7. Збіжність параметрів адаптивного контуру ASMC+RSEFNN: верхня панель – адаптивне підсилення  $\hat{K}(t)$ ; нижня панель – норма компенсаційного сигналу  $\|\hat{d}(t)\| \cdot m$  (сіра) з ковзним середнім (зелена, вікно 100 кроків), умови:  $h=0,4$ ,  $\eta = 0, 2$ ,  $T=60$  с

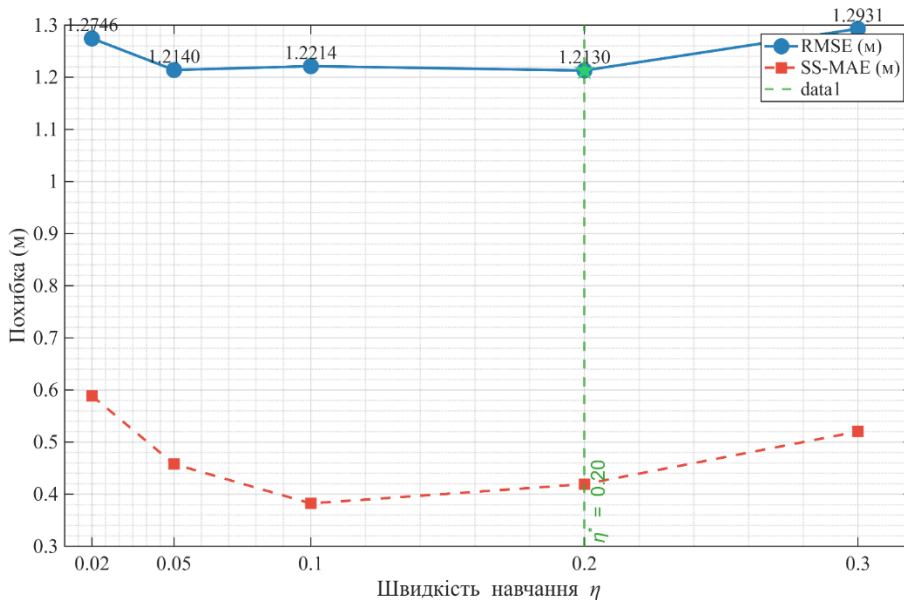


Рис. 8. Вплив швидкості навчання  $\eta$  на точність позиціонування БІЛА: RMSE (кружки) та SS-MAE (квадрати). Зірочка – оптимум RMSE при  $\eta^*=0,20$  ( $h=0,4$ ,  $T=60$  с,  $\sigma_w=3$  Н)

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.

Ізольований вплив компоненту RSEFNN на точність позиціонування: 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.

Зведення прийнятих параметрів RSEFNN наведено у табл. 4.

Таблиця 4.

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 $\eta$	0,20	оптимум за RMSE
Поріг відсікання $\rho_{\text{pr}}$	0,005	запобігання накопиченню мертвих правил
Коефіцієнт рекурентності $\lambda$	0,9	охоплення 3 кроки ( $D=3$ ) з вагами 0,9/0,81/0,73
Регуляризація $\rho$	10-3	L2 для стійкості вагів
Максимум ваг $W_{\text{max}}$	20,0	обмеження компенсаційного сигналу
Обмеження $\bar{d}$	$\pm 5,0$ м/с <sup>2</sup>	захист від перекомпенсації

### Експериментальна частина

Експеримент кількісно визначає ізольований внесок кожного архітектурного компоненту ASMC + RSEFNN. Матриця внеску окремих компонентів  $2 \times 2$  поєднує два фактори: наявність або відсутність адаптивного підсилення  $\hat{K}(t)$  та наявність або відсутність нейромережевого компенсатора RSEFNN (табл. 5).

Таблиця 5.

Матриця конфігурацій внеску окремих компонентів		
	Без RSEFNN	З RSEFNN
Фіксоване $K$	SMC	SMC+RSEFNN
Адаптивне $\hat{K}$	ASMC	ASMC+RSEFNN*

Результати експерименту дозволяють розмежувати внески компонентів з математичною точністю (рис. 9, табл. 6). 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%. Таким чином, RSEFNN є домінуючим компонентом для стаціонарної точності, тоді як адаптивне  $\hat{K}(t)$  дає мінімальний прямиий внесок у SS-MAE в умовах помірної вітру.

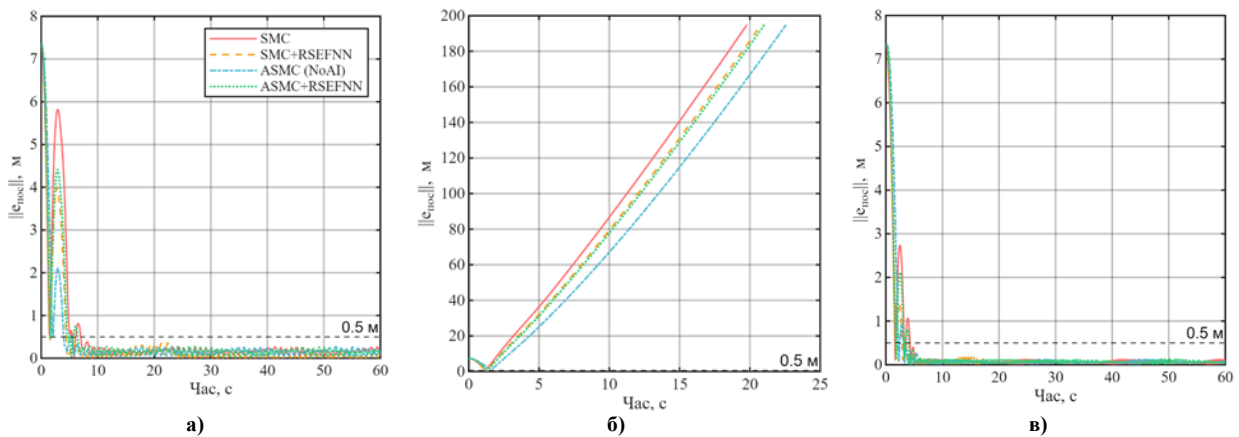


Рис. 9. Дослідження внеску окремих компонентів ASMC+RSEFNN: а) помірний вітер 3 Н; б) штормовий вітер 9 Н; в) імпульсне збурення

Таблиця 6.

### Дослідження внеску окремих компонентів: SS-MAE та TV (Moderate Wind 3 Н)

Метод	$\hat{K}$	RSEFNN	RMSE, м	SS-MAE, м	TV
SMC	Hi	Hi	1,3304	0,1584	434,9
SMC+RSEFNN	Hi	Так	1,0636	0,0485	494,2
ASMC	Так	Hi	1,0305	0,1543	426,1
ASMC+RSEFNN	Так	Так	1,1462	0,1506	448,1

Проте роль адаптивного підсилення не обмежується точністю. RSEFNN забезпечує стаціонарну точність через онлайн-апроксимацію збурень, тоді як адаптивне  $\hat{K}(t)$  гарантує стійкість при варіаціях параметрів моделі.

## ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Автори констатували наявність науково-технічної суперечності між потребою у зростанні точності фінального наведення БПЛА за умов зашумленості інформаційних потоків та лімітованим обсягом доступних апаратних потужностей. Вирішення зазначеної проблеми вбачається у формуванні інтелектуально-робастної архітектури системи управління. Мета даної наукової роботи полягає у створенні обчислювально економних методів на базі структур, що здатні до самостійної еволюції, задля забезпечення стійкого функціонування комплексу в умовах часової латентності та динамічної непевності об'єкта.

У результаті проведеного дослідження було розв'язано важливу науково-технічну суперечність між необхідністю підвищення точності прецизійного донаведення БПЛА в умовах зашумлених даних та жорсткими обмеженнями бортових обчислювальних ресурсів. Запропонована інтелектуально-робастна архітектура керування базується на поєднанні адаптивного контролера змінного режиму (ASMC) та рекурентної самоеволюціонуючої нейро-нечіткої мережі (RSEFNN), що забезпечує ефективну онлайн-ідентифікацію та компенсацію нестационарних збурень. Теоретичне обґрунтування системи, підкріплене математичним доведенням стійкості за прямим методом Ляпунова, гарантує асимптотичну збіжність помилок відстеження траєкторії до нуля та чисельну стабільність процесів навчання нейромережі.

Ключовою особливістю розробленої мережі RSEFNN є впроваджений механізм самоеволюції, який реалізує принцип динамічної реконфігурації обчислювального графа залежно від складності зовнішнього середовища. Використання критерію новизни дозволяє системі автоматично генерувати нові нечіткі правила при входженні в невідомі зони простору станів, а алгоритм прунінгу забезпечує видалення надлишкових вузлів для запобігання «вибуху правил». Такий підхід дозволяє БПЛА адаптивно нарощувати обчислювальну потужність лише за потреби, мінімізуючи навантаження на апаратну частину в стабільних режимах польоту.

Інтеграція рекурентних зв'язків на четвертому шарі архітектури RSEFNN наділила систему властивостями динамічної пам'яті, що є критично важливим для ідентифікації складних нелінійних залежностей. Програмна реалізація цих зв'язків у вигляді ліній затримки дозволяє враховувати передісторію збурень без використання громіздких обчислювальних структур, оптимізуючи кеш-пам'ять бортового процесора. Це забезпечує стабільну роботу контролера навіть за умов короточасних втрат пакетів навігаційних даних або високого рівня сенсорного шуму, що часто спостерігається на етапі фінального наведення.

Аналіз обчислювальної складності підтвердив високу ефективність запропонованих алгоритмів для впровадження у системах жорсткого реального часу. Завдяки лінійній залежності трудомісткості від кількості правил та використанню SIMD-оптимізації, загальна кількість операцій на один такт не перевищує 1000 FLOPS. Це дозволяє підтримувати високу частоту керування (до 1000 Гц) на мікроконтролерах класу ARM Cortex-M4/M7, залишаючи при цьому достатньо ресурсів для виконання інших критичних задач, таких як візуальна навігація та зв'язок.

Важливим аспектом програмної реалізації стало забезпечення детермінованості часу виконання (WCET) через використання статичних пулів пам'яті та жорсткого обмеження максимальної кількості правил. Такий підхід виключає ризики фрагментації ОЗП та непередбачуваних піків навантаження на процесор, що дозволяє операційній системі реального часу надійно планувати завдання стабілізації БПЛА. Крім того, мінімізація трафіку по системній шині даних за рахунок локального зберігання станів рекурентного шару позитивно впливає на загальну завадостійкість обчислювального комплексу.

Експериментальна перевірка на цифровому двійнику БПЛА в умовах штормового вітру за моделями Драйдена підтвердила переваги розробленого методу над традиційними підходами. Встановлено, що використання RSEFNN як домінуючого компонента дозволяє знизити похибку позиціонування у сталому режимі (SS-MAE) на 69,4% порівняно зі стандартними ковзними режимами. Отримані результати доводять спроможність системи забезпечувати прецизійну точність донаведення при збереженні робастності до зовнішніх пертурбацій та динамічних невизначеностей апарата.

### References

1. Barrier Function-Based Nonsingular Finite-Time Tracker for Quadrotor UAVs Subject to Uncertainties and Input Constraints / K. A. Alattas et al. *Mathematics*. 2022. Vol. 10, no. 10. P. 1659. URL: <https://doi.org/10.3390/math10101659>.
2. Distributed Control of Cyber Physical System on Various Domains: A Critical Review / M. Hamzah et al. *Systems*. 2023. Vol. 11, no. 4. P. 208. URL: <https://doi.org/10.3390/systems11040208>.
3. Real-Time Improvement of a Trajectory-Tracking Control Based on Super-Twisting Algorithm for a Quadrotor Aircraft / I. González-Hernández et al. *Drones*. 2022. Vol. 6, no. 2. P. 36. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6020036>.
4. Model Predictive Control-based 3D Navigation of a RIS-Equipped UAV for LoS Wireless Communication with a Ground Intelligent Vehicle / M. Eskandari et al. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. 2022. P. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1109/tiv.2022.3232890>.
5. Saccani D., Cecchin L., Fagiano L. Multitrajectory Model Predictive Control for Safe UAV Navigation in an Unknown Environment. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2022. P. 1–16. URL: <https://doi.org/10.1109/tcst.2022.3216989>.
6. Landing a UAV in Harsh Winds and Turbulent Open Waters / P. M. Gupta et al. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2022. P. 1–8. URL: <https://doi.org/10.1109/lra.2022.3231831>.
7. 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. P. 1–15. URL: <https://doi.org/10.1109/taes.2023.3303133>.

8. Neural Network Based Adaptive Event-Triggered Control for Quadrotor Unmanned Aircraft Robotics / P. Lu et al. *Machines*. 2022. Vol. 10, no. 8. P. 617. URL: <https://doi.org/10.3390/machines10080617>.
9. Self-organising BFBEL Control System for a UAV under Wind Disturbance / P. K. Muthusamy et al. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2023. P. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1109/tie.2023.3285922>.
10. Theory and practice for autonomous formation flight of quadrotors via distributed robust sliding mode control protocol with fixed-time stability guarantee / O. Mechali et al. *Control Engineering Practice*. 2022. Vol. 123. P. 105150. URL: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2022.105150>.
11. Singh R., Bhushan B. Evolving Intelligent System for Trajectory Tracking of Unmanned Aerial Vehicles. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2021. P. 1–14. URL: <https://doi.org/10.1109/tase.2021.3072339>.
12. A novel recurrent self-evolving fuzzy neural network for consensus decision-making of unmanned aerial vehicles / Z. Chen et al. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2024. Vol. 21, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1177/17298806231190960>.
13. Abro G. E. M., Abdallah A. M. Digital Twins and Control Theory: A Critical Review on Revolutionizing Quadrotor UAVs. *IEEE Access*. 2024. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3376589>.
14. Grieves M., Vickers J. Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems. *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*. Cham, 2016. P. 85–113. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4).
15. 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. P. 624. URL: <https://doi.org/10.3390/drones9090624>.
16. Eckert M. The Statistical Theory of Turbulence. *Turbulence—an Odyssey*. Cham, 2022. P. 99–114. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-91459-2\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-91459-2_7).
17. Vision-based Autonomous Landing for Unmanned Aerial and Mobile Ground Vehicles Cooperative Systems / G. Niu et al. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/lra.2021.3101882>.
18. Falkowski K., Kurenda M. Changing the Formations of Unmanned Aerial Vehicles. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, no. 22. P. 10424. URL: <https://doi.org/10.3390/app142210424>.
19. Bu Y., Yan Y., Yang Y. Advancement Challenges in UAV Swarm Formation Control: A Comprehensive Review. *Drones*. 2024. Vol. 8, no. 7. P. 320. URL: <https://doi.org/10.3390/drones8070320>.
20. CrazySwarm: A large nano-quadcopter swarm / J. A. Preiss et al. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Singapore, Singapore, 29 May – 3 June 2017. 2017. URL: <https://doi.org/10.1109/icra.2017.7989376>.