

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Центр _____ Післядипломної освіти
(повна назва)

Кафедра _____ Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ другий (магістерський)

Розробка та дослідження неймережі для підвищення живучості
систем БПЛА в умовах впливу руйнівних факторів
(тема)

Виконав:
здобувач _____ другого _____ року навчання,
групи _____ СШМзд-23-1

_____ Дмитро Черепакін
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системи штучного інтелекту
(повна назва освітньої програми)

Керівник _____ проф. Людмила Кіріченко
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ _____
(підпис)

_____ Олег ЗОЛОТУХІН
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Центр _____ Післядипломної освіти _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма _____ Системи штучного інтелекту _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Черепакіну Дмитру Анатолійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка та дослідження нейромережі для підвищення живучості систем БПЛА в умовах впливу руйнівних факторів _____

затверджена наказом університету від 21 квітня 2025 р. № 62Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи _____ Науково-технічні публікації, дані Інтернет-джерел та відомих наукових проєктів, Python Documentation, набір даних для тренування та тестування системи _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі та постановка задачі дослідження _____


2) Розробка нейромережі для підвищення живучості систем БПЛА _____

3) Імітаційне моделювання нейронної мережі та результати тестування _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	21.04.2025	виконано
2	Аналіз предметної галузі	25.04.2025	виконано
3	Аналіз існуючих підходів до забезпечення живучості систем БПЛА	30.04.2025	виконано
4	Розробка архітектури нейромережевої системи	05.05.2025	виконано
5	Експериментальне моделювання та навчання моделі	10.05.2025	виконано
6	Написання пояснювальної записки	15.05.2025	виконано
7	Перевірка на академічний плагіат	17.05.2025	виконано
8	Нормоконтроль	20.05.2025	виконано
9	Підготовка презентації та доповіді	25.05.2025	виконано
10	Попередній захист	03.06.2025	виконано
11	Рецензування	05.06.2025	виконано
12	Захист перед ЕК	10.06.2025	

Дата видачі завдання 21 квітня 2025 р.

Здобувач 
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

проф. Людмила Кіріченко
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 129 с., 15 рис., 10 табл., 2 дод., 51 джерело.

БЕЗПЛОТНІ ЛІТАЛЬНІ АПАРАТИ, ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ, ЖИВУЧІСТЬ СИСТЕМ, ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, КІБЕРФІЗИЧНІ ФАКТОРИ, МЕХАНІЗМ УВАГИ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, РЕКУРЕНТНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, РУЙНІВНІ ФАКТОРИ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, LSTM-МЕРЕЖІ.

Об'єкт дослідження – процес адаптивного керування системою БПЛА гібридною нейромережею на основі DRL та LSTM з механізмом уваги в умовах дії різноманітних руйнівних факторів.

Предмет дослідження – методи підвищення живучості систем БПЛА, що працюють в умовах впливу руйнівних кіберфізичних факторів, за рахунок використання нейромереж.

Мета роботи – розробка нейромережевої архітектури для комплексного підвищення живучості БПЛА в умовах дії різноманітних руйнівних факторів з метою забезпечення виконання місії навіть при множинних відмовах систем та зовнішніх впливах.

Методи дослідження – теорія обчислювального інтелекту і м'яких обчислень; теорія штучних нейронних мереж; теорія глибоких нейронних мереж; теорія нечіткої логіки; теорія оптимізації і статистичний аналіз; імітаційне моделювання.

Робота присвячена розробці нейромережевої системи для підвищення живучості БПЛА в умовах руйнівних факторів. Запропоновано багаторівневу архітектуру із аналізом даних сенсорів і адаптивним злиттям даних. Система забезпечує стабільну навігацію та відмовостійкість у складних сценаріях експлуатації.

ABSTRACT

Master's thesis contains: 129 pp., 15 fig., 10 tabl., 2 ann., 51 references.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, ATTENTION MECHANISM, CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS, CYBER-PHYSICAL FACTORS, DEEP REINFORCEMENT LEARNING, DESTRUCTIVE FACTORS, LSTM NETWORKS, NEURAL NETWORKS, RECURRENT NEURAL NETWORKS, SYSTEM SURVIVABILITY, UNMANNED AERIAL VEHICLES.

Object of the research: the process of adaptive control of a UAV system by means of a hybrid neural network based on DRL and LSTM with an attention mechanism under the influence of various disruptive factors.

Subject of the research: methods for increasing the survivability of UAV systems operating under the impact of destructive cyber-physical factors by utilizing neural networks.

Objective of the work: the development of a neural network architecture to comprehensively enhance UAV survivability in the presence of diverse disruptive factors, ensuring mission completion even in the event of multiple system failures and external influences.

Research methods: the theory of computational intelligence and soft computing; the theory of artificial neural networks; the theory of deep neural networks; fuzzy logic theory; optimization theory and statistical analysis; simulation modeling.

This work is devoted to the development of a neural network system to increase the survivability of UAVs under disruptive factors. A multi-level architecture featuring sensor data analysis and adaptive data fusion is proposed. The system ensures robust navigation and fault tolerance in complex operational scenarios.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі та постановка задачі дослідження	11
1.1 Загальні аспекти живучості БПЛА.....	11
1.2 Застосування нейромереж у системах БПЛА	12
1.3 Підвищення живучості бпла з використанням нейромереж	13
1.3.1 Методи підвищення живучості з використанням нейромереж. 13	
1.3.2 Порівняння основних типів нейромереж	13
1.3.3 Нейромережі для підвищення живучості одиночного БПЛА... 19	
1.3.4 Нейромережі для підвищення живучості БПЛА в складі роїв 21	
1.4 Постановка задачі дослідження.....	24
2 Розробка нейромережі для підвищення живучості систем БПЛА.....	26
2.1 Архітектура нейромережевої системи для інтеграції в систему керування БПЛА.....	26
2.1.1 Концептуальна модель системи підвищення живучості	26
2.1.2 Навігаційна структура БПЛА як критична підсистема.....	28
2.2 Модель множинних руйнівних факторів.....	32
2.2.1 Класифікація та формалізація руйнівних факторів.....	32
2.2.2 Альтернативні методи навігації при відмовах.....	36
2.2.3 Марківська модель станів навігаційної системи БПЛА	40
2.3 Детальна архітектура нейромережевих компонентів.....	44
2.3.1 Загальні принципи побудови нейромережевої системи	44
2.3.2 Мережа діагностики стану сенсорів - sensor health network.....	47
2.3.3 Мережа візуально-інерційної навігації – visual-inertial fusion network (VIFN).....	48
2.3.4 Мережі компенсації факторів середовища – environmental feature networks	48
2.3.5 Мережа інтеграції даних – fusion network (FN)	48

2.4 Оптимізація архітектури для практичної реалізації	49
2.4.1 Вибір компонентів оптимізованої системи навігації	49
2.4.2 Оптимізація для вбудованих систем	51
2.4.3 Архітектурні деталі оптимізованих модулів	53
2.4.4 Інтеграція з системою керування БПЛА	55
3 Імітаційне моделювання нейронної мережі та результати тестування	58
3.1 Методологія імітаційного моделювання системи навігації бпла.....	58
3.1.1 Загальна концепція моделювання	58
3.1.2 Реалізація симуляційного середовища	60
3.1.3 Моделювання сенсорної підсистеми	61
3.1.4 Генерація навчальних сценаріїв	62
3.2 Методологія імітаційного моделювання системи навігації БПЛА....	64
3.2.1 Підготовка даних для навчання.....	64
3.2.2 Стратегія поетапного навчання	68
3.2.3 Інтеграція та тестування повної системи	71
3.3 Результати експериментальних досліджень.....	73
3.3.1 Методика експериментів.....	73
3.3.2 Узагальнені результати експериментів	73
3.3.2 Аналіз ефективності системи у критичних сценаріях	75
Висновки	78
Перелік джерел посилання	80
Додаток А Вихідний код програми	88
Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....	129

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- БПЛА – безпілотні літальні апарати;
- РЕБ – радіоелектронна боротьба;
- CNN – Convolutional Neural Networks – згорткові нейронні мережі;
- DNN – Deep Neural Networks – глибокі нейронні мережі;
- DRL – Deep Reinforcement Learning – глибоке навчання з підкріпленням;
- EFN – Environmental Feature Network – мережа аналізу оточення;
- FN – Fusion Network – мережа інтеграції даних;
- FNN – Fully Connected Neural Networks – повнозв'язні нейронні мережі;
- GNN – Graph Neural Networks – графові нейронні мережі;
- GPS – Global Positioning System – система глобального позиціонування;
- GRU – Gated Recurrent Units – вентильні рекурентні блоки;
- IMU – Inertial Measurement Unit – акселерометр, гіроскоп, магнітометр;
- LSTM – Long Short-Term Memory – довга короткострокова пам'ять;
- MAC – Multiply-accumulate – операція, базова метрика обчислювальної складності;
- MADRL – Multi-Agent Deep Reinforcement Learning – багатоагентне глибоке навчання з підкріпленням;
- RNN – Recurrent Neural Networks – рекурентні нейронні мережі;
- SHN – Sensor Health Network – мережа діагностики стану сенсорів;
- VIFN – Visual-Inertial Fusion Network – мережа візуально-інерційного злиття.

ВСТУП

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали невід'ємною частиною сучасних технологічних рішень у багатьох галузях, включаючи військову справу [1], моніторинг навколишнього середовища, сільське господарство та інші сфери [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12]. Завдяки своїй універсальності та маневреності БПЛА отримали стрімке поширення і продовжують займати все важливіше місце в сучасному світі.

За останнє десятиліття спостерігається стрімкий розвиток БПЛА різних класів та призначень, що супроводжується збільшенням складності їхніх систем керування та розширенням функціональних можливостей. Особливо актуальним стало використання безпілотників у критичних та небезпечних умовах, де присутність людини є ризикованою або неможливою [13], [14].

Однак, функціонування БПЛА в складних умовах експлуатації, особливо під впливом руйнівних факторів, залишається серйозним викликом для розробників та операторів. Серед найпоширеніших загроз можна виділити електромагнітні завади природного та штучного походження, цілеспрямовані кібератаки на канали зв'язку та системи керування, механічні пошкодження конструкції та сенсорів, а також екстремальні погодні умови [15]. Ці фактори можуть призводити до часткової або повної втрати функціональності апарату, зриву виконання місії та, в найгіршому випадку, повної втрати дорогого обладнання [16]. У війсьній сфері таке зниження живучості прямо впливає на виконання критичних місій, а в цивільних застосуваннях може створювати небезпеку для суспільної інфраструктури або навіть людських життів [17]. Таким чином, розробка систем, які забезпечують високу живучість і стійкість БПЛА в умовах дій руйнівних факторів, є актуальним і перспективним напрямком.

Традиційні підходи до забезпечення надійності БПЛА, такі як резервування систем та компонентів, мають обмежену ефективність, особливо з урахуванням масогабаритних обмежень безпілотних літальних апаратів [18], [19], [20], [21], [22], [23]. У цьому контексті застосування нейромережових технологій для підвищення живучості таких систем є перспективним напрямком досліджень, що дозволяє створювати адаптивні системи, здатні функціонувати навіть при часткових пошкодженнях або зовнішніх втручаннях [24].

Нейромережі демонструють значний потенціал для вирішення задач розпізнавання атак та аномалій у роботі систем БПЛА [25], адаптивного перерозподілу ресурсів при пошкодженнях, компенсації несправностей датчиків та виконавчих механізмів, а також оптимізації траєкторій руху з урахуванням наявних обмежень [26]. Глибокі нейронні мережі здатні виявляти складні закономірності в даних телеметрії та приймати рішення в умовах невизначеності, що є критичним для автономного функціонування безпілотників [27].

Метою даної магістерської роботи є розробка та дослідження нейромережової архітектури, спеціально оптимізованої для підвищення живучості систем БПЛА в умовах впливу різноманітних руйнівних факторів. Очікується, що результати дослідження дозволять створити новий клас інтелектуальних систем керування, здатних забезпечувати стійке функціонування безпілотних комплексів навіть в умовах деградації апаратного забезпечення та зовнішніх атак, що значно підвищить безпеку експлуатації та ефективність застосування БПЛА.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Загальні аспекти живучості БПЛА

Під живучістю систем БПЛА розуміється властивість систем зберігати обмежену працездатність в умовах зовнішніх діянь, що призводять до відмов його складових частин [28], [29], [30], [31], [32]. Забезпечення живучості є критичним аспектом проектування та експлуатації БПЛА, особливо в умовах бойових дій, природних катастроф або місій у віддалених районах.

Основні руйнівні фактори, що впливають на БПЛА, включають:

- а) електромагнітні завади та радіоелектронна боротьба (РЕБ):
 - активні та пасивні перешкоди для систем навігації;
 - придушення каналів керування та передачі даних;
 - спуфінг (підміна) сигналів навігаційних систем;
- б) фізичні пошкодження:
 - часткова втрата функціональності сенсорів;
 - пошкодження рушійної системи;
 - структурні пошкодження корпусу та елементів конструкції;
- в) кібератаки [33]:
 - несанкціонований доступ до систем керування;
 - атаки на програмне забезпечення;
 - підміна даних сенсорів;
- г) екстремальні погодні умови:
 - сильний вітер, турбулентність;
 - опади, обледеніння;
 - екстремальні температури.

1.2 Застосування нейромереж у системах БПЛА

Традиційні методи підвищення надійності використання систем БПЛА, такі як резервування компонентів, використання захищених каналів зв'язку, мають певні обмеження, особливо з урахуванням масогабаритних обмежень. Тому перспективним напрямком є застосування штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, для адаптації БПЛА до мінливих умов та протидії руйнівним факторам.

Нейронні мережі стали ключовим інструментом для підвищення автономності та адаптивності БПЛА. Для забезпечення живучості використовуються різні архітектури нейромереж:

- повнозв'язні нейронні мережі (FNN) – для основних задач класифікації, регресії, апроксимації функцій;
- згорткові нейронні мережі (CNN) – для розпізнавання візуальних пошкоджень та навігації при втраті GPS;
- рекурентні нейронні мережі (RNN) та LSTM – для прогнозування відмов систем;
- глибокі нейронні мережі (DNN) – для адаптивного управління та перепланування місії [34];
- нейромережі з підкріпленням (DRL) – для прийняття рішень в умовах невизначеності;
- автоенкодери – розраховані на стиснення інформації для подальшої реконструкції вихідних даних;
- трансформери (Transformers) – для моделювання складних залежностей.

Дослідження демонструють, що використання глибоких нейронних мереж для адаптивного контролю польоту підвищує стійкість БПЛА до механічних пошкоджень на 40–65% порівняно з традиційними методами.

1.3 Підвищення живучості БПЛА з використанням нейромереж

1.3.1 Методи підвищення живучості з використанням нейромереж

Підвищення живучості систем БПЛА з використанням нейромереж можна поділити на кілька груп в залежності від контрольованих параметрів та підходів для забезпечення функціонування систем:

а) адаптивні системи керування на основі нейромереж:

– нейромережеві регулятори з можливістю перенавчання в реальному часі [35];

– системи керування з прогнозуванням на основі рекурентних нейромереж;

б) системи виявлення та класифікації аномалій:

– виявлення кібератак та несанкціонованого втручання;

– ідентифікація несправностей та пошкоджень;

в) нейромережеві системи реконфігурації:

– динамічна реконфігурація систем керування при пошкодженнях;

– перерозподіл ресурсів при частковій втраті функціональності;

г) мультимодальні системи сприйняття та навігації:

– інтеграція даних з різних типів сенсорів;

– компенсація втрати окремих сенсорів;

д) системи прогнозування та запобігання відмовам:

– предикативна діагностика на основі нейромереж;

– прогнозування залишкового ресурсу компонентів.

1.3.2 Порівняння основних типів нейромереж

Для ефективного використання нейромереж в контексті як керування одиночними та множинними БПЛА взагалі, так і для підвищення живучості

останніх необхідно проаналізувати можливості різних типів нейронних мереж, їх особливості, переваги та недоліки в залежності від умов використання та типів устаткування що залучається.

На даний час найбільш ефективними та поширеними можна вважати повнозв'язні нейронні мережі, згорткові нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, у тому числі з архітектурою довгої короткострокової пам'яті (LSTM) та вентильні рекурентні блоки (GRU), глибокі нейронні мережі з механізмом уваги, трансформери, глибокі нейронні мережі навчання з підкріпленням.

Повнозв'язні нейронні мережі (Feedforward Neural Networks – FNN):

а) характеристики:

- повнозв'язні нейронні мережі прямого поширення;
- складаються з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів та вихідного шару;
- кожен нейрон з'єднаний з усіма нейронами наступного шару;
- не мають зворотних зв'язків;
- у якості функції активації зазвичай використовуються нелінійні функції (сигмоїда, ReLU, tanh), щоб мережа могла моделювати складні залежності;
- основний метод навчання – алгоритм зворотного поширення помилки (Backpropagation);

б) особливості:

- здатні моделювати складні нелінійні залежності;
- відносно прості в реалізації;
- вимагають великої кількості даних для навчання;
- схильні до перенавчання при надмірній кількості параметрів;

в) можливе застосування для систем БПЛА:

- прогнозування технічного стану компонентів;
- класифікація типів несправностей;
- прості системи прийняття рішень.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks – CNN):

а) характеристики:

- мають архітектуру з шарами згортки, субдискретизації та повнозв'язними шарами;
- використовують операції згортки для виявлення локальних ознак;
- зазвичай мають невеликий розмір ядра (3x3, 5x5);
- крок згортки визначає, на скільки пікселів зсувається ядро при кожній операції;
- шари субдискретизації зменшують розмірність даних, зберігаючи важливу інформацію;

б) особливості:

- спеціалізовані для обробки даних з просторовою структурою;
- ефективні для обробки зображень та відео;
- здатні виявляти просторові шаблони незалежно від їх положення;
- мають меншу кількість параметрів порівняно з MLP;
- потребують значних обчислювальних ресурсів;

в) можливе застосування для БПЛА:

- розпізнавання об'єктів і перешкод за візуальними даними;
- аналіз структурних пошкоджень БПЛА;
- локалізація та навігація в просторі за візуальними орієнтирами.

Рекурентні нейронні мережі (RNN):

а) характеристики:

- мають зворотні зв'язки, що дозволяють зберігати інформацію про попередні стани;
- в якості функції активації поширені \tanh або ReLU;
- спеціалізовані для обробки послідовностей та часових рядів;
- можуть обробляти дані змінної довжини;

б) особливості:

- здатні моделювати динамічні процеси;
- схильні до проблеми згасання/вибуху градієнтів;
- складні в навчанні для довгих послідовностей;

в) можливе застосування для БПЛА:

- прогнозування динаміки польоту з урахуванням попередніх станів;
- аналіз часових рядів телеметрії з датчиків для виявлення аномалій.

Довга короткострокова пам'ять (LSTM) та вентильні рекурентні блоки (GRU):

а) характеристики:

- розширені версії RNN, що вирішують проблему згасання/вибуху градієнтів;
- мають спеціальні механізми (ворота) для контролю потоку інформації;
- здатні запам'ятовувати довгострокові залежності;

б) особливості:

- ефективні для моделювання довгих послідовностей;
- більш стабільні в навчанні, ніж стандартні RNN;
- потребують більше обчислювальних ресурсів;

в) можливе застосування для БПЛА:

- прогнозування відмов на основі історії експлуатації;
- моделювання поведінки БПЛА в динамічних середовищах;
- аналіз складних часових залежностей в даних сенсорів.

Глибокі нейронні мережі з механізмом уваги (Attention Models):

а) характеристики:

- ваги уваги – визначають, наскільки важлива кожна частина вхідних даних;

– контекстний вектор – зважена сума вхідних даних, що враховує ваги уваги;

б) особливості:

– дозволяють моделі зосередитись на найбільш релевантних частинах вхідних даних;

– часто використовуються разом з RNN або CNN;

– забезпечують контекстно-залежну обробку інформації;

– підвищують точність моделювання складних залежностей;

– дозволяють інтерпретувати процес прийняття рішень;

– вимагають значних обчислювальних ресурсів;

в) можливе застосування для БПЛА:

– виділення критичних параметрів при аналізі стану БПЛА;

– інтерпретація складних сценаріїв для прийняття рішень;

– підвищення точності прогнозування в умовах невизначеності.

Трансформери (Transformers):

а) характеристики:

– архітектура на основі механізму самоуваги (self-attention);

– паралельна обробка всіх елементів послідовності;

– не мають рекурентної структури, на відміну від RNN;

– високий рівень паралелізму обчислень;

б) особливості:

– ефективні для моделювання складних залежностей;

– вимагають значних обчислювальних ресурсів для навчання;

– добре масштабуються на великі набори даних;

в) можливе застосування для БПЛА:

– комплексний аналіз даних з різних джерел;

– моделювання взаємодії між БПЛА в роях;

– складні системи прийняття рішень.

Глибоке навчання з підкріпленням (DRL).

а) характеристики:

– агент – нейронна мережа, яка приймає рішення та навчається взаємодіяти з середовищем для максимізації винагороди;

– середовище – модель зовнішнього світу, з якою взаємодіє агент;

– винагорода – сигнал, який агент отримує за свої дії;

б) особливості:

– поєднує глибокі нейронні мережі з навчанням з підкріпленням;

– не потребує розмічених навчальних даних;

– здатність до адаптивної поведінки;

– можливість навчатися в реальному часі;

– вимагає тривалого навчання з багатьма ітераціями;

– складне налаштування гіперпараметрів;

в) можливе застосування для БПЛА:

– адаптивне керування в умовах пошкоджень;

– оптимізація використання обмежених ресурсів;

– автономне прийняття рішень у непередбачуваних ситуаціях.

Генеративно-змагальні мережі (GAN):

а) характеристики:

– складаються з генератора та дискримінатора, що навчаються у змагальному режимі;

– генератор створює синтетичні дані, дискримінатор відрізняє їх від реальних;

– дискримінатор – класифікує дані як реальні або згенеровані;

б) особливості:

– здатні генерувати реалістичні синтетичні дані;

– можуть створювати дані, що подібні до реальних;

– складні в навчанні та налаштуванні;

– можуть мати проблеми зі стабільністю;

в) можливе застосування для БПЛА:

- генерація синтетичних даних для навчання інших моделей;
- моделювання рідкісних сценаріїв відмов;
- доповнення обмежених наборів даних.

1.3.3 Нейромережі для підвищення живучості одиночного БПЛА

Враховуючи специфіку роботи одиночних БПЛА, вибір оптимальної конфігурації нейромережі повинен відповідати потребам наступних систем: системи виявлення та ідентифікації несправностей, системи адаптивного керування при пошкодженнях та системи відновлення та реконфігурації.

Для системи виявлення та ідентифікації несправностей найбільш відповідними є архітектури нейромереж:

- CNN + LSTM – для аналізу часових рядів телеметрії з урахуванням просторових залежностей;
- автоенкодери – для виявлення аномалій та відхилень від нормальної роботи;
- трансформери – для комплексного аналізу даних з різних підсистем БПЛА.

CNN ефективно обробляють просторові дані (наприклад, зображення з камер або карти розподілу температур), тоді як LSTM здатні моделювати часові залежності в даних телеметрії [36]. Поєднання цих архітектур дозволяє виявляти складні аномалії, що розвиваються з часом. Автоенкодери можуть працювати як детектори аномалій, вивчаючи нормальну поведінку системи та виявляючи відхилення. Трансформери здатні ефективно інтегрувати дані з різнорідних джерел.

Для системи адаптивного керування при пошкодженнях найбільш відповідними є архітектури:

- глибоке навчання з підкріпленням (DRL) – для адаптивного керування в умовах пошкоджень [37];

- LSTM з механізмом уваги – для прогнозування динаміки пошкодженого БПЛА;

- нейромереві контролери на основі MLP – для швидкої реакції на зміни стану.

DRL дозволяє БПЛА адаптувати свою поведінку в реальному часі, враховуючи зміни в характеристиках апарату після пошкодження. LSTM з механізмом уваги здатні моделювати складну динаміку пошкодженого БПЛА та зосереджуватися на найбільш критичних параметрах. MLP-контролери можуть забезпечити швидку реакцію на зміни стану, що критично важливо при раптових пошкодженнях.

Для системи відновлення та реконфігурації найбільш відповідними є архітектури:

- гібридні моделі на основі CNN та DRL – для перепланування місії при пошкодженнях;

- нейромереві з механізмом уваги – для пріоритизації завдань при обмежених ресурсах;

- ансамблі нейромерев – для підвищення надійності прийняття рішень.

Гібридні моделі поєднують здатність CNN до аналізу просторової інформації з адаптивністю DRL, що дозволяє ефективно перепланувати місію з урахуванням нових обмежень. Механізми уваги допомагають зосередитися на найбільш важливих завданнях при обмежених ресурсах. Ансамблі нейромерев підвищують надійність прийняття рішень, об'єднуючи результати кількох моделей.

Найбільш підходяща архітектура для підвищення живучості одиночного БПЛА, це гібридна система на основі DRL та LSTM з механізмом уваги.

Така гібридна архітектура поєднує:

- здатність DRL до адаптивного навчання та прийняття рішень в умовах невизначеності;

- можливість LSTM моделювати часові залежності та прогнозувати розвиток ситуації;

- механізм уваги для зосередження на найбільш критичних параметрах.

Ця комбінація дозволяє створити систему, яка:

- постійно адаптується до змін стану БПЛА та зовнішніх умов;
- прогнозує можливі відмови та їх наслідки;
- зосереджується на найбільш критичних аспектах у конкретній ситуації;
- оптимально перерозподіляє ресурси при пошкодженнях.

Практичне застосування гібридної системи на основі DRL та LSTM з механізмом уваги:

- для бортових систем керування з обмеженими обчислювальними ресурсами можна використовувати спрощену версію такої архітектури;
- повномасштабна модель може використовуватися для навчання спрощеної версії через дистиляцію знань;
- навчання можна проводити на симуляторах з моделюванням різних типів пошкоджень.

1.3.4 Нейромережі для підвищення живучості БПЛА в складі роїв

Враховуючи специфіку роботи БПЛА в складі зграй, роїв або флотів вибір оптимальної конфігурації нейромережі повинен вирішувати наступні задачі: децентралізоване керування роєм, динамічну реконфігурацію рою при втраті апаратів, колективне прийняття рішень в умовах обмеженого зв'язку [38], [39].

Для вирішення задачі децентралізованого керування роєм найбільш відповідними є архітектури:

- графові нейронні мережі (GNN) – для моделювання взаємодій між БПЛА в рої [40], [41];

- трансформери – для обробки інформації від усіх учасників рою;
- багатоагентне глибоке навчання з підкріпленням (MADRL) – для колективного прийняття рішень.

GNN дозволяють моделювати взаємодії між БПЛА як вузлами динамічного графа, що критично важливо для децентралізованого керування. Трансформери ефективно обробляють інформацію від різних джерел, що дозволяє кожному БПЛА враховувати стан інших апаратів. MADRL дозволяє рою колективно адаптуватися до змін середовища та пошкоджень окремих апаратів.

Для динамічного реконфігурація рою при втраті апаратів найбільш відповідними є архітектури:

- графові нейронні мережі з механізмом уваги – для динамічної зміни структури рою;
- глибоке навчання з підкріпленням (DRL) – для оптимізації нової конфігурації;
- гібридні моделі на основі GNN та LSTM – для прогнозування поведінки рою після реконфігурації.

GNN з механізмом уваги дозволяють динамічно змінювати структуру рою, зосереджуючись на найбільш важливих взаємодіях. DRL допомагає оптимізувати нову конфігурацію рою з урахуванням змінених умов. Гібридні моделі на основі GNN та LSTM дозволяють прогнозувати поведінку рою після реконфігурації, враховуючи як структуру взаємодій, так і часову динаміку.

Для вирішення задачі колективного прийняття рішень в умовах обмеженого зв'язку найбільш відповідними є архітектури:

- федеративне навчання – для розподіленого оновлення моделей без передачі всіх даних [42];
- трансформери зі спрощеною архітектурою – для ефективної обробки обмеженої інформації;

– багатоагентні системи на основі DRL – для оптимізації стратегій обміну інформацією.

Федеративне навчання дозволяє оновлювати моделі без необхідності передачі всіх даних, що критично важливо при обмеженому зв'язку [43]. Спрощені трансформери забезпечують ефективну обробку обмеженої інформації при менших обчислювальних витратах. Багатоагентні системи на основі DRL допомагають оптимізувати стратегії обміну інформацією між БПЛА для максимізації колективної ефективності.

Найбільш підходяща архітектура для підвищення живучості БПЛА в складі роїв, це графові нейронні мережі з інтегрованими модулями DRL. Така архітектура забезпечує:

- моделювання структури рою та взаємодій між БПЛА через графові нейронні мережі;
- адаптивне прийняття рішень кожним апаратом через модулі DRL;
- балансування між локальними цілями окремих БПЛА та глобальними цілями рою.

Ця комбінація графових нейронних мереж з інтегрованими модулями DRL дозволяє створити систему, яка:

- ефективно працює в децентралізованому режимі без єдиної точки відмови;
- динамічно перебудовує структуру рою при втраті апаратів;
- оптимізує комунікацію між БПЛА в умовах обмеженого зв'язку;
- забезпечує колективну адаптацію до змінних умов.

Практичне застосування комбінації графових нейронних мереж з інтегрованими модулями DRL:

- для забезпечення масштабованості можна використовувати локальні підграфи замість глобальної моделі;
- доцільно застосовувати федеративне навчання для оновлення моделей без повного обміну даними;

– критично важливо забезпечити стійкість системи до втрати окремих апаратів.

1.4 Постановка задачі дослідження

На основі аналізу предметної галузі можна сформулювати наступну задачу дослідження:

Розробка та дослідження нейромережевої архітектури для комплексного підвищення живучості БПЛА в умовах дії різноманітних руйнівних факторів з метою забезпечення виконання місії навіть при множинних відмовах систем та зовнішніх впливах.

Досягнення поставленої мети здійснюється шляхом вирішення наступних основних завдань:

а) розробити архітектуру нейромережевої системи для інтеграції в систему керування БПЛА, що забезпечує адаптивність до руйнівних впливів та має здатність одночасного вирішення завдань:

- діагностики та прогнозування відмов;
- адаптивного управління пошкодженим БПЛА;
- перепланування місії з урахуванням обмежень;

б) розробити модель множинних руйнівних факторів та їх впливу на функціональність БПЛА для формування навчальних вибірок;

в) розробити методи навчання нейромережевої системи з використанням симуляційного моделювання та реальних даних;

г) створити алгоритми динамічної реконфігурації системи керування БПЛА при виникненні часткових пошкоджень або зовнішніх втручань.

Об'єкт дослідження – процес адаптивного керування системою БПЛА гібридною нейромережею на основі DRL та LSTM з механізмом уваги в умовах дії різноманітних руйнівних факторів з метою забезпечення виконання місії навіть при множинних відмовах систем та зовнішніх впливах.

Предмет дослідження – методи підвищення живучості систем БПЛА, що працюють в умовах впливу руйнівних кіберфізичних факторів, за рахунок використання нейромереж

Методи дослідження – теорія обчислювального інтелекту і м'яких обчислень; теорія штучних нейронних мереж; теорія глибоких нейронних мереж; теорія нечіткої логіки; теорія оптимізації і статистичний аналіз; імітаційне моделювання.

Очікувані результати:

- архітектура нейромережевої системи підвищення живучості БПЛА, що забезпечує стійке функціонування в умовах впливу руйнівних факторів;
- математичні моделі впливу руйнівних факторів на функціональність БПЛА;
- алгоритми навчання та функціонування нейромережевої системи;
- програмна реалізація розробленої системи та результати експериментальних досліджень.

Запропонована робота має значний потенціал для практичного застосування в галузі безпілотної авіації, особливо для систем, що функціонують в складних умовах експлуатації або потенційно небезпечних середовищах.

2 РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЖИВУЧОСТІ СИСТЕМ БПЛА

2.1 Архітектура нейромережевої системи для інтеграції в систему керування БПЛА

2.1.1 Концептуальна модель системи підвищення живучості

Розробка нейромережевої системи для підвищення живучості БПЛА базується на концепції багаторівневої архітектури, що забезпечує адаптивність до руйнівних впливів та здатність одночасного вирішення завдань діагностики, управління та перепланування місії.

Запропонована архітектура включає три основні функціональні рівні, кожен з яких виконує специфічні завдання та взаємодіє з іншими рівнями для забезпечення цілісного функціонування системи.

Рівень 1 – діагностика та прогнозування відмов.

Перший рівень системи формує фундамент для забезпечення живучості БПЛА. Він відповідає за безперервний моніторинг стану всіх підсистем апарату, виявлення аномалій у їх роботі та прогнозування потенційних відмов до їх фактичного настання. Ключовим компонентом цього рівня є нейромережа Sensor Health Network (SHN), яка аналізує потоки даних від усіх сенсорів та підсистем БПЛА в режимі реального часу.

Використання нейромережевого підходу на цьому рівні дозволяє виявляти складні нелінійні залежності в поведінці сенсорів, які важко або неможливо описати традиційними аналітичними методами. SHN навчається на великих масивах історичних даних, що включають як нормальні режими роботи, так і різноманітні сценарії відмов, що забезпечує високу точність діагностики.

Рівень 2 – адаптивне управління пошкодженим БПЛА.

Другий рівень системи активується при виявленні відмов або деградації окремих компонентів. На цьому рівні реалізуються складні алгоритми компенсації виявлених відмов через активацію альтернативних методів навігації та управління. Архітектура включає набір спеціалізованих нейромереж, кожна з яких оптимізована для роботи в конкретних сценаріях відмов.

Особливістю цього рівня є здатність до швидкої адаптації алгоритмів управління під поточний стан БПЛА. Наприклад, при відмові GPS-приймача автоматично активується візуально-інерційна навігація, при пошкодженні оптичних сенсорів – підвищується роль інерційної системи з компенсацією накопичених похибок.

Рівень 3 – перепланування місії з урахуванням обмежень.

Верхній рівень системи відповідає за прийняття стратегічних рішень щодо можливості продовження місії, її модифікації або аварійного повернення на базу. Цей рівень аналізує поточні можливості БПЛА з урахуванням виявлених відмов та оцінює ризики продовження виконання завдання.

Нейромережеві алгоритми на цьому рівні враховують множину факторів: від залишкового ресурсу батарей та пального до прогнозованих погодних умов та важливості виконання місії. Система здатна динамічно перебудовувати маршрут польоту, змінювати пріоритети завдань або ініціювати процедуру аварійного повернення.

На рисунку 2.1 зображена запропонована трирівнева архітектура нейромережевої системи яка створює надійний фундамент для забезпечення живучості БПЛА в умовах впливу руйнівних факторів кіберфізичного середовища.

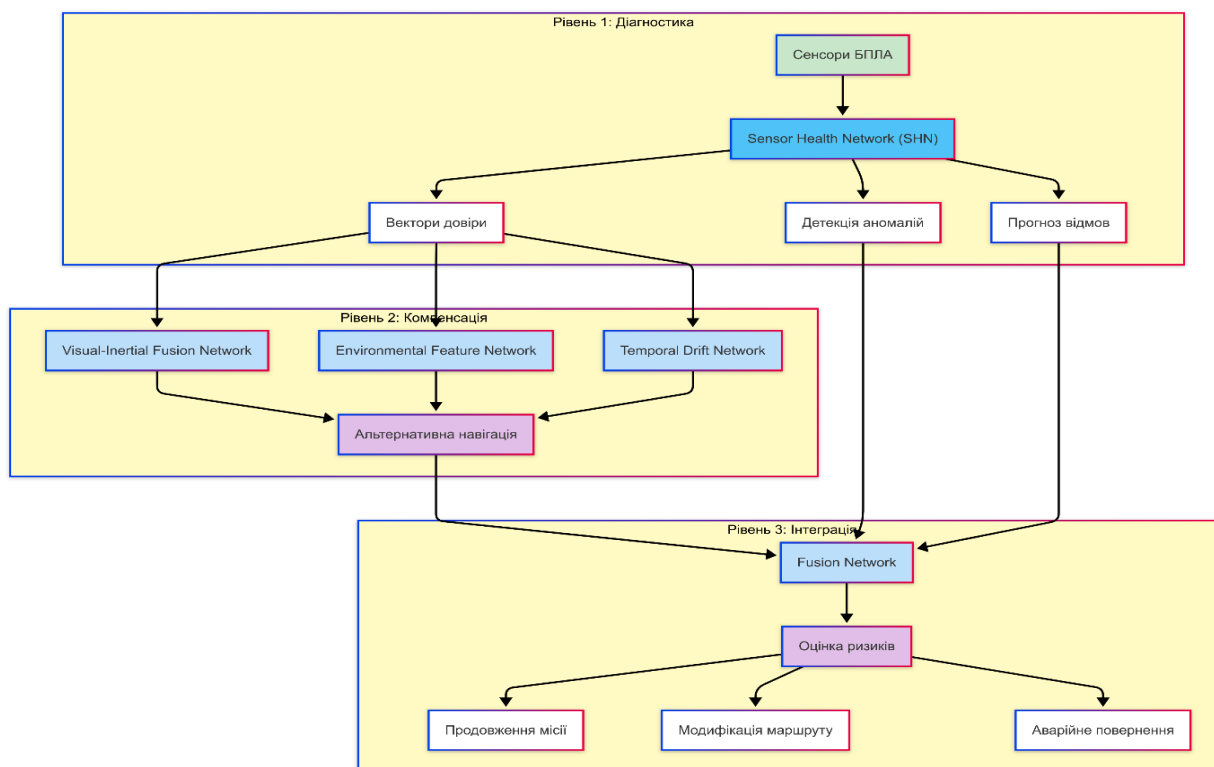


Рисунок 2.1 – Блок-діаграма трирівневої архітектури нейромережевої системи навігації БПЛА

Модульність архітектури дозволяє поетапно нарощувати функціональність системи, а використання сучасних нейромережевих технологій забезпечує високу адаптивність до непередбачуваних ситуацій. Далі розглянемо детально навігаційну структуру БПЛА як одну з найкритичніших підсистем.

2.1.2 Навігаційна структура БПЛА як критична підсистема

Навігаційна система є однією з найкритичніших підсистем БПЛА, від надійності якої безпосередньо залежить успішність виконання місії. Сучасні БПЛА використовують комплексний підхід до навігації, що базується на інтеграції даних від множини різнотипних сенсорів. Кожен компонент навігаційної системи має свої переваги та обмеження, що вимагає розробки інтелектуальних алгоритмів для їх ефективною інтеграції. Розглянемо

детально компоненти навігаційної системи та їх роль у забезпеченні живучості які надані в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Ключові навігаційні підсистеми та їх характеристики

Підсистема	Функції	Типи відмов	Компенсаційні механізми	Критичність
GPS/GNSS приймач	Визначення глобальних координат, висоти, швидкості	Повна відмова, спуфінг, джамінг, зниження точності	Навігація за наземними орієнтирами, інерційна навігація	Висока
Інерційна навігаційна система (ІНС)	Визначення прискорень, кутових швидкостей, орієнтації	Дрейф датчиків, зміщення нуля, шуми	Візуальна одометрія, барометрична корекція	Висока
Оптична система	Виявлення перешкод, розпізнавання орієнтирів, візуальна одометрія	Засліплення, забруднення об'єктів, низька освітленість	ІНС, ультразвукові датчики, радари	Середня
Барометричний висотомір	Визначення відносної висоти	Похибки при різких змінах тиску, температурна залежність	Лідари, ультразвукові датчики, візуальна оцінка висоти	Середня

Продовження таблиці 2.1

Підсистема	Функції	Типи відмов	Компенсаційні механізми	Критичність
Магнітометр	Визначення напрямку на магнітну північ	Магнітні аномалії, електромагнітні завади	Гіроскопи, візуальний компас	Низька
Лідар/радар	Вимірювання відстаней, побудова карти оточення	Відбиття від прозорих поверхонь, погодні обмеження	Стереокамери, ультразвук, оптичні датчики	Середня
Ультразвукові датчики	Вимірювання відстаней до близьких об'єктів	Обмежена дальність, залежність від акустичних умов	Інфрачервоні датчики, оптична система	Низька

Аналіз представлених даних показує, що кожна з підсистем має свої специфічні режими відмов та вимагає індивідуального підходу до компенсації. Найвищу критичність мають GPS/GNSS приймач та інерційна навігаційна система, оскільки їх відмова може призвести до повної втрати орієнтації в просторі. Водночас, наявність множини сенсорів середньої та низької критичності створює можливість для побудови надлишкової системи з високим рівнем відмовостійкості.

Нейромережева архітектура дозволяє створити адаптивну систему, яка автоматично перерозподіляє навантаження між працюючими

компонентами. При цьому критично важливим є не просто перемикання між сенсорами, а інтелектуальне злиття даних з урахуванням поточної надійності кожного джерела інформації.

Блок-діаграма архітектури системи навігації що зображена на рисунку 2.2 показує стандартну архітектуру з сенсорними входами, навігаційним процесором та алгоритмами злиття даних.

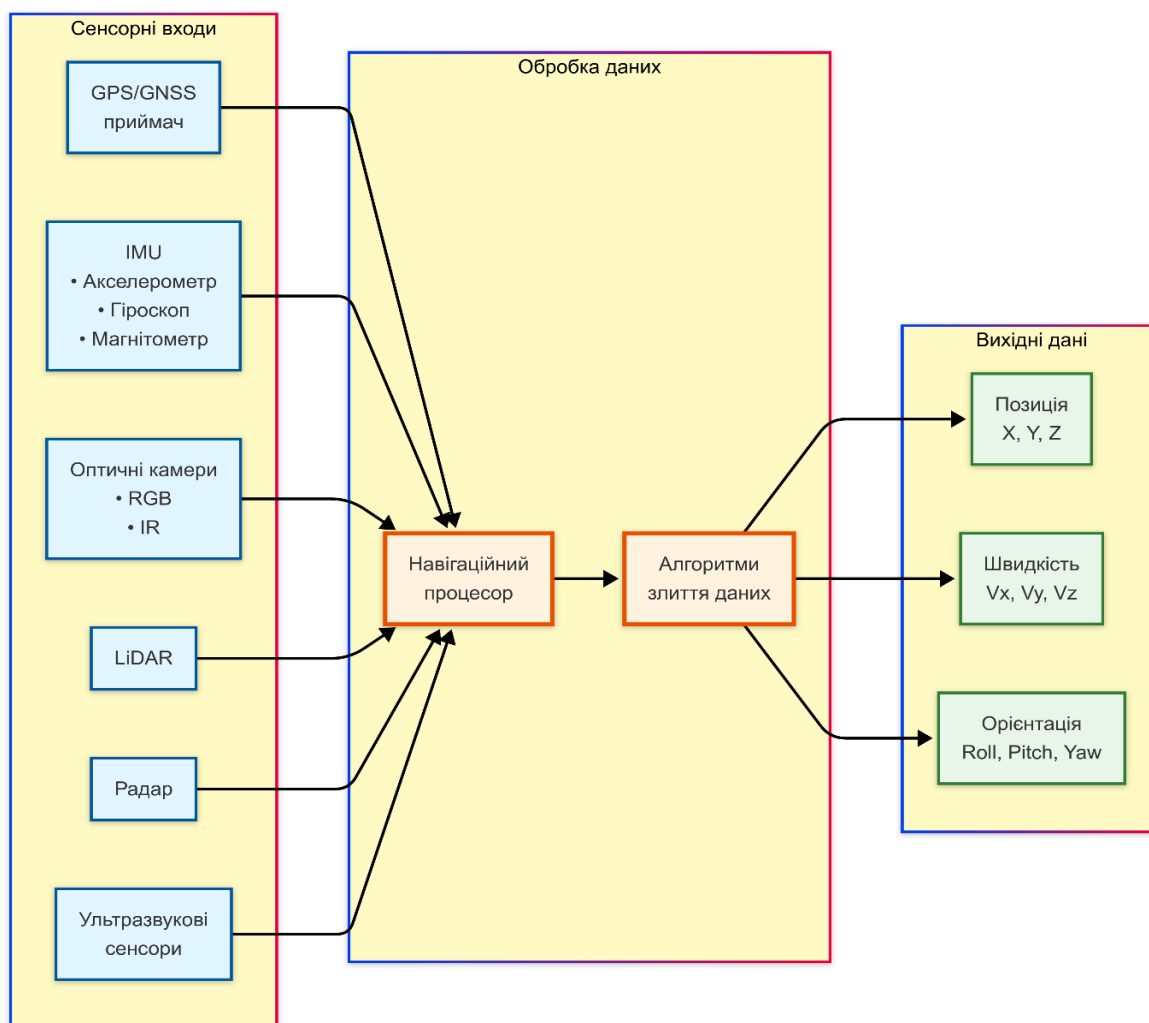


Рисунок 2.2 – Блок-діаграма архітектури системи навігації БПЛА

Детальний аналіз навігаційної структури БПЛА підтверджує її критичну роль у забезпеченні живучості апарату. Різноманітність сенсорів та їх взаємна компенсація створюють основу для побудови відмовостійкої системи. Однак для ефективної роботи такої системи необхідно глибоке

розуміння механізмів відмов та розробка адекватних моделей руйнівних факторів.

2.2 Модель множинних руйнівних факторів

2.2.1 Класифікація та формалізація руйнівних факторів

Для ефективного проектування системи підвищення живучості необхідно створити комплексну модель руйнівних факторів, що враховує всі можливі загрози для БПЛА в реальних умовах експлуатації. Систематизація та класифікація цих факторів дозволяє розробити адекватні стратегії протидії та компенсації.

Руйнівні фактори, що впливають на роботу системи навігації БПЛА:

а) фізичні пошкодження та механічні впливи. Фізичні пошкодження є найбільш очевидним типом руйнівних факторів:

- часткова або повна відмова GPS-приймача внаслідок фізичного пошкодження антени;
- пошкодження оптичних систем (тріщини на лінзах камер, забруднення об'єктивів);
- деградація інерційних датчиків через вібрації та перевантаження;
- механічні пошкодження корпусу, що впливають на аеродинаміку;
- пошкодження силової установки (двигунів, гвинтів);

б) електромагнітні та радіоелектронні перешкоди. В умовах сучасної радіоелектронної боротьби електромагнітні впливи стають одним з найбільш критичних факторів, що можуть повністю паралізувати навігаційні можливості БПЛА:

- GPS-jamming (активне глушіння GPS) з потужністю від -20 дБм до $+30$ дБм;

- GPS-spoofing (підміна GPS-сигналу);
- RF Jamming (глушіння радіозв'язку) в діапазонах 2.4 ГГц, 5.8 ГГц;
- cyber attack (перехоплення управління) через вразливості протоколів;
- електромагнітні імпульси від зовнішніх джерел (ЕМІ-зброя);

в) програмно-апаратні збої та кіберзагрози. Сучасні БПЛА є складними кіберфізичними системами, що поєднують апаратні та програмні компоненти, кожен з яких має свої специфічні вразливості та можуть бути вразливими до:

- відмов обчислювальних модулів через перегрів або дефекти;
- помилок в програмному забезпеченні (баги, переповнення буферів);
- перевантаження систем обробки даних при аномальних сценаріях;
- проблем з джерелами живлення (деградація батарей, скачки напруги);
- цілеспрямованих кібератак на вразливості програмного забезпечення;

г) кліматичні фактори та фактори середовища. Природні умови можуть суттєво впливати на працездатність систем:

- екстремальні погодні умови (шторм з вітром >20 м/с, туман з видимістю <50 м);
- різкі зміни температури та тиску;
- опади різної інтенсивності (дощ >50 мм/год, сніг, град);
- обмежена видимість через природні фактори (дим, пил, пісок);
- атмосферна турбулентність різної інтенсивності.

На рисунку 2.3 зображена діаграма руйнівних факторів що класифікує всі типи загроз з відповідними показниками інтенсивності відмов λ .



Рисунок 2.3 – Діаграма класифікації руйнівних факторів

Для ефективного аналізу впливу руйнівних факторів на навігаційну систему БПЛА необхідно розглянути логічні зв'язки між відмовами компонентів та їх наслідками. Дерево відмов зображене на рисунку 2.4 дозволяє візуалізувати причинно-наслідкові зв'язки та оцінити ймовірності критичних подій.

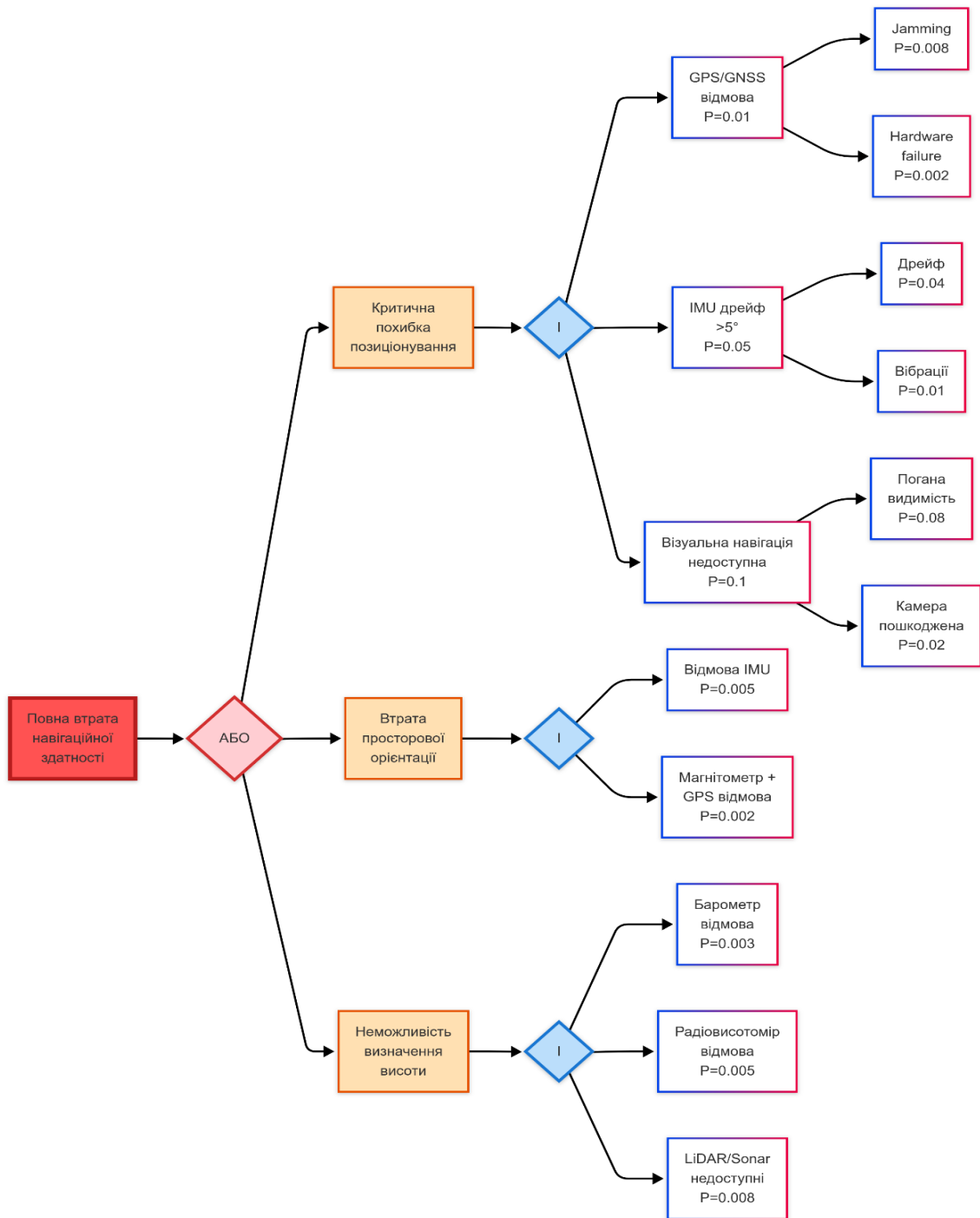


Рисунок 2.4 – Дерево відмов навігаційної системи

Комплексна класифікація руйнівних факторів та аналіз їх взаємозв'язків через дерево відмов створює основу для розробки ефективних стратегій компенсації. Кожен тип факторів має свої специфічні характеристики та інтенсивності відмов, що необхідно враховувати при проектуванні нейромережевої системи.

2.2.2 Альтернативні методи навігації при відмовах

Розуміння природи руйнівних факторів та механізмів їх впливу на навігаційну систему БПЛА дозволяє перейти до розробки конкретних стратегій компенсації. Ключовим принципом забезпечення живучості є наявність альтернативних методів навігації, які можуть бути швидко активовані при виявленні відмов основних систем. Аналіз альтернативних методів навігації показує, що при правильній організації системи можна компенсувати більшість типових відмов:

а) компенсація при відмові GPS. Втрата сигналу супутникової навігації є одним з найбільш критичних сценаріїв, що вимагає негайної активації альтернативних методів:

– візуальна навігація за орієнтирами з використанням попередньо завантажених карт місцевості. Нейромережеві алгоритми розпізнавання образів дозволяють ефективно ідентифікувати характерні об'єкти ландшафту та співставляти їх з еталонними зображеннями [44], [45], [46];

– аналіз текстури земної поверхні для визначення переміщення. Послідовні кадри з камери аналізуються для виявлення зміщення характерних точок, що дозволяє оцінити вектор руху БПЛА;

– радіонавігація за сигналами наземних станцій або псевдосупутників. При наявності розгорнутої наземної інфраструктури можливе визначення положення за принципами, аналогічними GPS;

– інерційна навігація з періодичною корекцією за візуальними даними. Комбінування даних від акселерометрів та гіроскопів з візуальними орієнтирами дозволяє значно зменшити накопичення похибок [47], [48], [49], [50], [51];

б) компенсація при відмові оптичних систем. Втрата візуальної інформації суттєво ускладнює навігацію, але не робить її неможливою:

– інтенсивне використання інерційної навігації з алгоритмами компенсації дрейфу. Нейромережеві моделі, навчені на історичних даних, здатні прогнозувати та коригувати систематичні похибки інерційних датчиків;

– навігація за цифровою моделлю рельєфу місцевості. Порівняння показань барометричного висотоміра та радіовисотоміра з попередньо завантаженою картою висот дозволяє визначити положення БПЛА;

– використання радіовисотомірів та ультразвукових датчиків для локальної навігації та уникнення перешкод. Хоча ці сенсори мають обмежену дальність, вони забезпечують критично важливу інформацію для безпечного польоту;

– груповий політ з обміном навігаційними даними між декількома БПЛА. При роботі в групі апарати можуть обмінюватися інформацією про взаємне розташування та спільно вирішувати навігаційні задачі;

в) компенсація при відмові інерційних систем. Відмова ІМУ є критичною, але існують методи часткової компенсації:

– розрахунок прискорень за послідовними кадрами камери. Аналіз зміни положення об'єктів у кадрі дозволяє оцінити лінійні та кутові прискорення БПЛА;

– оцінка кутових швидкостей через аналіз горизонту. Детекція лінії горизонту та її зміщення в послідовних кадрах забезпечує інформацію про крен та тангаж;

– використання магнітометра та GPS для визначення орієнтації.

Комбінування даних про магнітний курс та напрямок руху за GPS дозволяє частково компенсувати втрату гіроскопів;

– стабілізація за допомогою алгоритмів комп'ютерного зору.

Виявлення та відстеження статичних об'єктів у полі зору камери забезпечує опорну інформацію для стабілізації.

Всі основні механізми компенсації відмов елементів навігаційної системи БПЛА надано в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Механізми компенсації відмов елементів навігаційної системи

Елемент системи	Тип відмови	Первинна компенсація	Вторинна компенсація	Нейромережевий модуль
GPS/GNSS приймач	Повна втрата сигналу	IMU + візуальна одометрія	Навігація за орієнтирами	VIFN + EFN
GPS/GNSS приймач	Spoofing атака	Детекція аномалій + IMU	Візуальна прив'язка до карти	SHN + VIFN
GPS/GNSS приймач	Часткова деградація	Фільтр Калмана з адаптивними вагами	Мультисенсорне злиття	FN
IMU (акселерометр)	Зміщення нуля	Онлайн калібрування	GPS корекція	TDN
IMU (гіроскоп)	Накопичення дрейфу	Візуальна корекція орієнтації	Магнітометр + GPS курс	VIFN + TDN

Продовження таблиці 2.2

Елемент системи	Тип відмови	Первинна компенсація	Вторинна компенсація	Нейромережевий модуль
IMU	Високочастотний шум	Комплементарний фільтр	Адаптивне згладжування	SHN + FN
Оптична камера	Засліплення/затемнення	Перехід на ІЧ камеру	IMU + LiDAR навігація	EFN
Оптична камера	Забруднення об'єктива	Детекція + алерт	Резервна камера	SHN
Оптична камера	Низька контрастність	Histogram equalization	Радарна/LiDAR навігація	EFN + FN
LiDAR	Туман/дощ	Зниження дальності + фільтрація	Радар + стереозір	EFN
LiDAR	Механічне пошкодження	Перехід на стереокамери	Monocular depth estimation	DRGAN
Барометр	Різкі зміни тиску	Фільтрація + GPS висота	Візуальна/LiDAR висота	FN
Барометр	Температурний дрейф	Температурна компенсація	IMU вертикальна швидкість	TDN
Магнітометр	Магнітні завади	Детекція аномалій	Візуальний компас	SHN + SCN

Продовження таблиці 2.2

Елемент системи	Тип відмови	Первинна компенсація	Вторинна компенсація	Нейромережевий модуль
Магнітометр	Hard iron калібрування	Онлайн рекалібрування	Gyro integration	TDN
Радіовисотомір	Відбиття від води	Комбінування з барометром	LiDAR/Sonar	FN
Ультразвук	Акустичні завади	Медіанна фільтрація	Оптичний потік	EFN

Аналіз альтернативних методів навігації демонструє, що для кожного типу відмови існують ефективні компенсаційні механізми. Ключовим фактором успіху є швидкість переключення між методами та якість інтеграції даних від різних джерел. Нейромережеві модулі забезпечують інтелектуальне управління цими процесами, адаптуючись до конкретних умов польоту. Для формалізації процесів переходу між різними режимами роботи системи необхідно розробити математичну модель, що буде розглянуто далі.

2.2.3 Марківська модель станів навігаційної системи БПЛА

Для формалізації динаміки переходів навігаційної системи між різними станами використаємо Марківську модель, яка є потужним математичним інструментом для опису стохастичних процесів відмов та відновлення, що дозволяє не лише аналізувати поведінку системи, але й оптимізувати її архітектуру для максимальної стійкості.

Розглянемо Марківську модель станів системи, де кожен стан характеризується певною комбінацією працездатних та відмовних підсистем:

- S_0 – початковий стан, де всі підсистеми працюють нормально;
- $S_1...S_{15}$ – стани з різними комбінаціями відмов;
- λ_{ij} – інтенсивність переходу зі стану i в стан j (год⁻¹);
- μ_{ij} – інтенсивність відновлення зі стану j в стан i (год⁻¹).

У таблиці 2.3 наведені допустимі стани елементів системи навігації.

Таблиця 2.3 – Допустимі стани елементів системи навігації

ID	Працездатні підсистеми	Відмовні підсистеми	Відносна точність позиціонування (%)	Автономність польоту
S0	GPS, IMU, Оптика, Баро, Магн, Лідар	–	100% (±0.5м)	Висока
S1	IMU, Оптика, Баро, Магн, Лідар	GPS	85% (±1.2м)	Висока
S2	GPS, Оптика, Баро, Магн, Лідар	IMU	70% (±2.0м)	Висока
S3	GPS, IMU, Баро, Магн, Лідар	Оптика	75% (±1.7м)	Середня
S4	GPS, IMU, Оптика, Магн, Лідар	Баро	95% (±0.8м)	Висока
S5	GPS, IMU, Оптика, Баро, Лідар	Магн	90% (±1.0м)	Середня

Продовження таблиці 2.3

ID	Працездатні підсистеми	Відмовні підсистеми	Відносна точність позиціонування (%)	Автономність польоту
S6	GPS, IMU, Опт, Баро, Магн	Лідар	85% ($\pm 1.2\text{м}$)	Середня
S7	IMU, Оптика, Баро, Магн	GPS, Лідар	65% ($\pm 2.5\text{м}$)	Середня
S8	GPS, Баро, Магн, Лідар	IMU, Оптика	50% ($\pm 3.5\text{м}$)	Низька
S9	GPS, IMU, Магн	Оптика, Баро, Лідар	55% ($\pm 3.2\text{м}$)	Низька
S10	Оптика, Баро, Лідар	GPS, IMU, Магн	40% ($\pm 4.0\text{м}$)	Низька
S11	IMU, Оптика	GPS, Баро, Магн, Лідар	30% ($\pm 5.0\text{м}$)	Критична
S12	GPS, IMU	Оптика, Баро, Магн, Лідар	45% ($\pm 3.8\text{м}$)	Критична
S13	IMU	GPS, Оптика, Баро, Магн, Лідар	15% ($\pm 8.0\text{м}$)	Аварійна
S14	Оптика	GPS, IMU, Баро, Магн, Лідар	10% ($\pm 10.0\text{м}$)	Аварійна
S15	–	GPS, IMU, Оптика, Баро, Магн, Лідар	0%	Без навігації

– оптимальну стратегію адаптації – вибір параметрів нейромережевої системи для максимізації часу перебування в станах з високою точністю навігації. Це включає динамічне перерозподілення обчислювальних ресурсів між модулями залежно від поточного стану системи;

– прогнозування поведінки системи – Марківська модель дозволяє не тільки аналізувати ймовірності переходів, але й оптимізувати архітектуру нейромережевої системи для максимальної стійкості до найбільш ймовірних послідовностей відмов.

Марківська модель станів навігаційної системи забезпечує формальну основу для аналізу живучості БПЛА в умовах впливу руйнівних факторів. Вона дозволяє кількісно оцінити ефективність різних стратегій компенсації та визначити оптимальну архітектуру нейромережевої системи.

2.3 Детальна архітектура нейромережевих компонентів

2.3.1 Загальні принципи побудови нейромережевої системи

Розробка ефективної нейромережевої системи для підвищення живучості БПЛА вимагає глибокого розуміння особливостей застосування штучних нейронних мереж в умовах обмежених обчислювальних ресурсів та критичних вимог до надійності. Проектування нейромережевої системи для критично важливих авіаційних застосувань суттєво відрізняється від традиційних застосувань машинного навчання. В контексті забезпечення живучості БПЛА, нейромережеві компоненти повинні не лише демонструвати високу точність, але й відповідати специфічним вимогам авіаційних систем.

На рисунку 2.6 зображена блок–діаграма архітектури нейромережевої системи що демонструє трирівневу архітектуру з діагностикою (SHN), компенсацією (VIFN, EFN, TDN) та інтеграцією (FN).

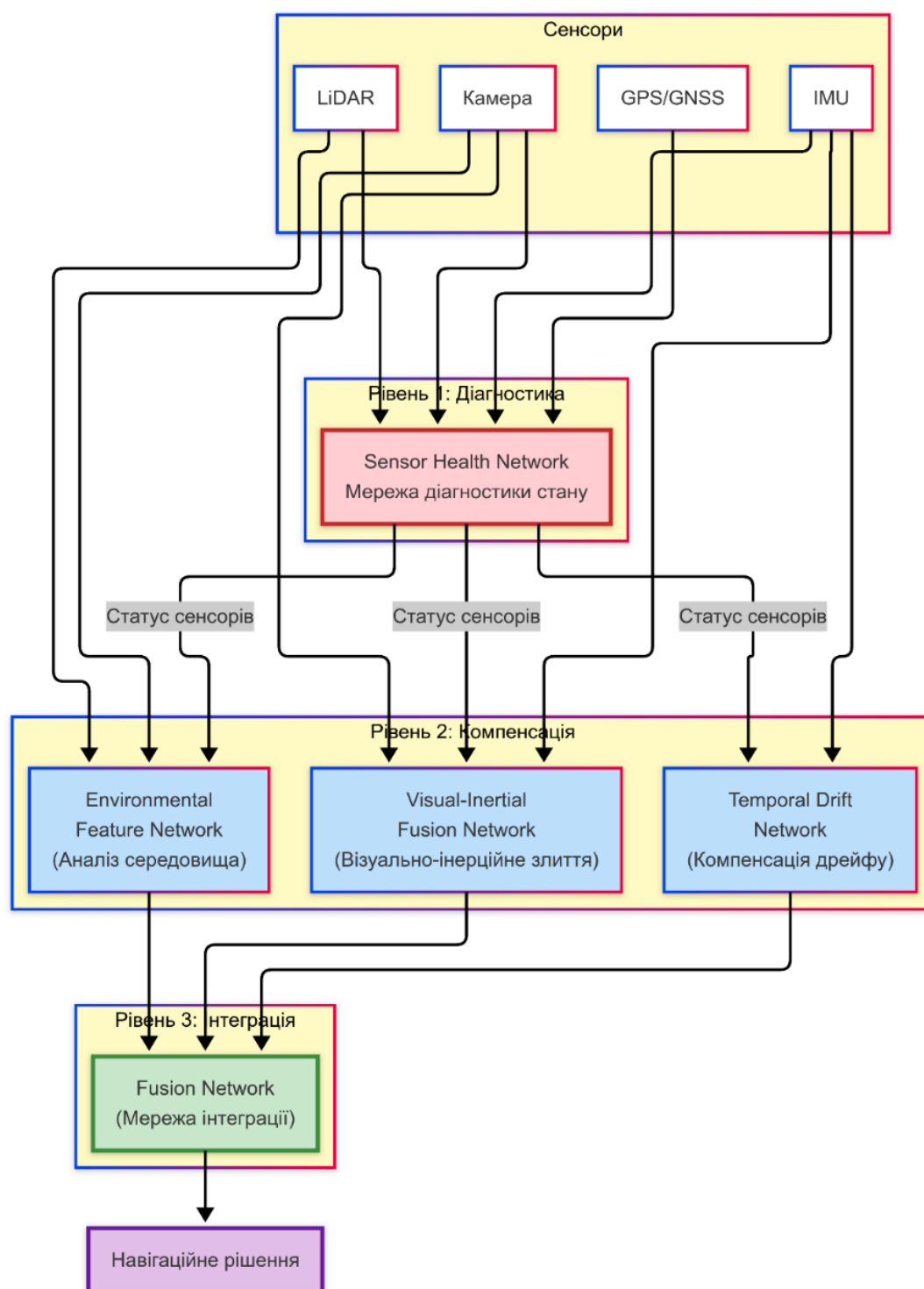


Рисунок 2.6 – Архітектура неймережевої системи підвищення живучості БПЛА

Ключові принципи проектування:

– модульність та взаємозамінність – кожен неймережевий компонент проектується як незалежний модуль з чітко визначеними

інтерфейсами. Це дозволяє замінювати або оновлювати окремі компоненти без впливу на всю систему;

- детермінованість виконання – на відміну від хмарних застосувань, де час відгуку може варіюватися, авіаційні системи вимагають гарантованого часу виконання. Всі нейромережі оптимізуються для роботи з фіксованою затримкою;

- енергоефективність – враховуючи обмежені енергетичні ресурси БПЛА, архітектури нейромереж оптимізуються для мінімального енергоспоживання при збереженні необхідної точності;

- інтерпретованість рішень – критичні рішення, прийняті нейромережею, повинні бути пояснюваними для можливості аудиту та верифікації;

- адаптивність – здатність до перенавчання в реальному часі.

Запропонована архітектура включає чотири основні типи нейромереж, кожна з яких оптимізована для вирішення специфічних завдань:

а) згорткові нейронні мережі (CNN) використовуються для обробки візуальної інформації та виявлення просторових патернів. У нашій системі CNN застосовуються в модулях:

- візуального розпізнавання орієнтирів;
- детекції перешкод;
- аналізу текстур поверхні;

б) рекурентні нейронні мережі (RNN/LSTM/GRU) забезпечують обробку часових послідовностей та прогнозування. Ключові застосування:

- прогнозування траєкторії руху;
- компенсація дрейфу інерційних датчиків;
- аналіз часових рядів телеметрії;

в) автоенкодер (AE) служать для виявлення аномалій та стиснення даних:

- детекція відхилень у роботі сенсорів;

- компресія телеметричних даних;
- відновлення пошкоджених сигналів;

г) трансформерні архітектури являють собою новітній підхід для інтеграції мультимодальних даних:

- об'єднання інформації від різнотипних сенсорів;
- контекстно-залежне прийняття рішень;
- адаптивне зважування джерел інформації.

2.3.2 Мережа діагностики стану сенсорів – Sensor Health Network (SHN)

SHN є фундаментальним компонентом системи, що забезпечує раннє виявлення деградації сенсорів та прогнозування їх відмов. Архітектура базується на ансамблі автоенкодерів, кожен з яких спеціалізується на аналізі конкретного типу сенсора.

Основні компоненти SHN:

- автоенкодери для кожного сенсора – навчаються на нормальних даних для виявлення відхилень;
- статистичний аналізатор – відстежує довгострокові тренди в роботі сенсорів;
- ансамблевий класифікатор – інтегрує результати від усіх компонентів;
- байєсівський модуль – оцінює ймовірності різних типів відмов.

Вхідні та вихідні дані SHN:

- вхід – часові вікна даних сенсорів (50–300 відліків);
- вихід – коефіцієнти довіри $[0,1]$, класифікація аномалій, прогноз відмов.

2.3.3 Мережа візуально-інерційної навігації – Visual-Inertial Fusion Network (VIFN)

VIFN реалізує тісну інтеграцію візуальних та інерційних даних для забезпечення точної навігації при відмові GPS. Архітектура включає спеціалізовані енкодери для кожної модальності та механізм крос-модальної уваги.

Ключові особливості VIFN:

- візуальний енкодер на базі EfficientNet для ефективного обробки зображень;
- двонаправлений LSTM для аналізу інерційних даних;
- Multi-head attention для динамічного зважування модальностей;
- Probabilistic output для оцінки невизначеності.

2.3.4 Мережі компенсації факторів середовища – Environmental Feature Networks

Цей набір спеціалізованих мереж забезпечує альтернативні методи навігації з використанням природних орієнтирів:

- Solar Compass Network (SCN) – визначення курсу за положенням сонця;
- Shadow Altitude Network (SAN) – оцінка висоти за аналізом тіней;
- Depth Recovery GAN (DRGAN) – синтез карт глибини при відсутності активних сенсорів.

2.3.5 Мережа інтеграції даних – Fusion Network (FN)

FN є центральним компонентом, що об'єднує інформацію від усіх джерел для формування єдиного навігаційного рішення. Використовує трансформерну архітектуру для ефективного роботи з різнотипними даними.

Представлена архітектура нейромережових компонентів забезпечує комплексний підхід до вирішення задачі підвищення живучості БПЛА. Модульна структура дозволяє гнучко адаптувати систему під конкретні вимоги та обмеження.

2.4 Оптимізація архітектури для практичної реалізації

Перехід від теоретичної архітектури до практичної реалізації вимагає суттєвої оптимізації нейромережових компонентів з урахуванням реальних обмежень бортових систем БПЛА.

2.4.1 Вибір компонентів оптимізованої системи навігації

Аналіз обчислювальних можливостей сучасних бортових систем БПЛА та вимог до часу відгуку дозволив визначити оптимальний набір нейромережових модулів для першого прототипу системи. Критеріями відбору були: критичність для забезпечення живучості, обчислювальна складність, енергоспоживання та можливість апаратного прискорення.

На рисунку 2.7 зображена оптимізована архітектура нейромережевої системи підвищення живучості БПЛА.

Оптимізована система навігації БПЛА складається з 4 основних компонентів:

а) Sensor Health Network (SHN) – обов'язковий компонент для раннього виявлення проблем. Його особливості:

- спрощена архітектура з 3-шаровими автоенкодерами;
- квантизація до INT8 для прискорення inference;
- batch processing для ефективного використання пам'яті;

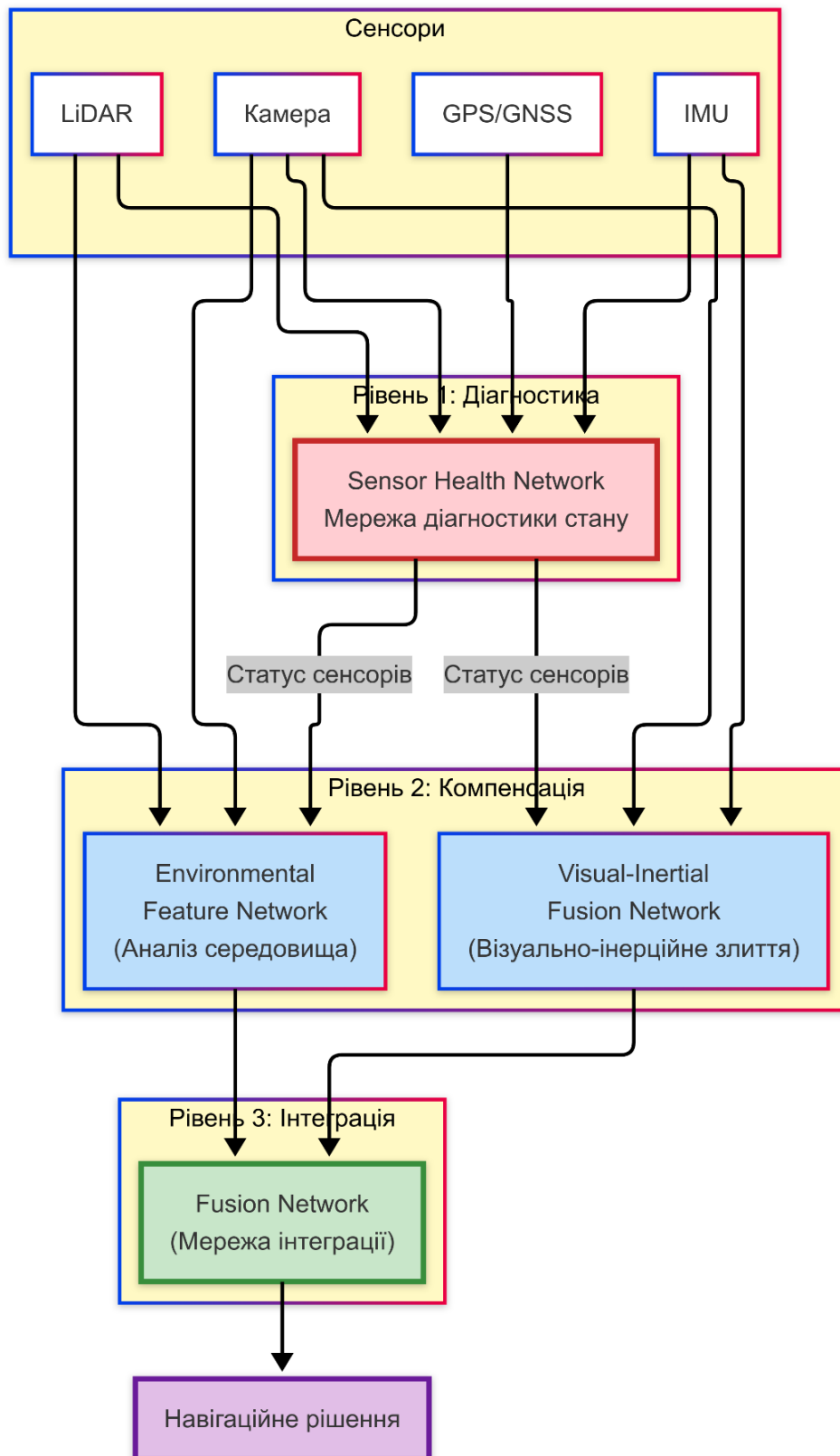


Рисунок 2.7 – Оптимізована архітектура нейромережевої системи підвищення живучості

б) Visual-Inertial Fusion Network (VIFN) – основний навігаційний модуль. Його особливості:

- заміна EfficientNet на MobileNetV3 для зменшення латентності;
- використання GRU замість LSTM для економії пам'яті;
- Knowledge distillation від повної моделі;

в) Environmental Feature Network (EFN) – об'єднує функції SCN та SAN. Його особливості:

- уніфікована архітектура для обробки різних природних орієнтирів;
- динамічне переключення між режимами роботи;
- кешування проміжних результатів;

г) Fusion Network (FN) – спрощена версія на базі GRU. Його особливості:

- заміна трансформера на рекурентну архітектуру;
- адаптивне злиття з мінімальною кількістю параметрів;
- Hardware-friendly операції.

2.4.2 Оптимізація для вбудованих систем

Реалізація нейромережевої системи на бортових комп'ютерах БПЛА вимагає комплексного підходу до оптимізації, що включає як алгоритмічні, так і програмно-апаратні рішення:

а) квантизація моделей – є одним з найефективніших методів зменшення розміру моделей та прискорення обчислень:

- INT8 квантизація з Quantization-Aware Training (QAT);
- зменшення розміру моделі в 4 рази;
- прискорення inference в 2–3 рази на підтримуваному обладнанні;

- втрата точності менше 1% після fine-tuning;
- динамічна квантизація для некритичних компонентів;
- автоматичне перемикання між INT8 та FP16 залежно від завдання;

- балансування між точністю та швидкістю;

б) структурне обрізання (Pruning). Видалення надлишкових з'єднань та нейронів дозволяє суттєво зменшити обчислювальну складність:

- Channel-wise pruning – видалення цілих каналів у згорткових шарах;

- цільове скорочення на 40–60% параметрів;

- збереження архітектурної цілісності для апаратного прискорення;

- ітеративне обрізання з поступовим навчанням;

- поетапне видалення найменш важливих ваг;

- відновлення точності після кожної ітерації;

в) Knowledge Distillation – перенесення знань від великих моделей до компактних:

- Teacher-Student підхід;

- Teacher – повнорозмірна модель високої точності;

- Student – оптимізована модель для embedded платформ;

- Distillation loss включає soft targets та feature matching;

- Self-distillation для покращення узагальнення;

- використання ансамблю моделей як teacher;

- підвищення робастності до різних умов;

г) апаратна оптимізація – використання специфічних можливостей цільової платформи:

- SIMD інструкції для паралельної обробки;

- векторизація операцій згортки;

- оптимізація matrix multiplication;

- GPU/NPU акселерація де доступно;
- розподіл обчислень між CPU та спеціалізованими процесорами;
- пайплайнінг для мінімізації простоїв.

2.4.3 Архітектурні деталі оптимізованих модулів

Sensor Health Network (SHN) діагностує стан кожного бортового сенсора у реальному часі й формує індекс аномальності.

Visual-Inertial Fusion Network (VIFN) об'єднує дані камери та інерціальної вимірювальної системи (IMU) для побудови навігаційного розв'язку у разі відмови GPS.

Environmental Feature Network (EFN) забезпечує альтернативну навігацію, використовуючи природні орієнтири (сонце, тіні, текстуру рельєфу).

Fusion Network (FN) інтегрує виходи трьох попередніх мереж разом із «сирими» GPS/IMU–даними в єдину позу з оцінкою невизначеності.

Структурна специфікація модулів:

а) SHN. Вхідний тензор `Sensor_data` [N каналів \times T відліків] нормалізується (Batch Norm), квантизується у формат INT8 та проходить через три одно-вимірні згортки (Conv1D $k = 3$, ReLU6, зумовлене зменшення каналів $N \rightarrow N/2 \rightarrow N/4 \rightarrow 16$). Латентний простір із 16 каналів декодується дзеркальною частиною (ConvTranspose1D) із фінальною активацією Sigmoid. На виході – числовий Anomaly Score (0...1) та довірча оцінка;

б) VIFN. Зображення 320×240 пікселів обробляє база MobileNetV3-Small (2,9 М параметрів); отримані 576 каналів скорочуються Depthwise-Separable згорткою до 128 та усереднюються Global Average Pooling. Паралельно сирі інерціальні дані (6-DOF) проходять лінійну проекцію $6 \rightarrow 64$ та дворівневий GRU ($64 \rightarrow 128$). Після конкатенації ($128 + 128 = 256$)

застосовується Gated Fusion-шар, який динамічно зважує обидві модальності. Дві «голови» мережі обчислюють шістнадцятковий (x, y, z, roll, pitch, yaw) вектор позиції та 21-елементну коваріаційну матрицю (Softplus);

г) EFN. Один спільний екстрактор ознак MobileNetV3-Large (перші 13 шарів, stride = 16, 960 каналів) використовується одразу трьома задачевими «головами»:

- Solar Head: 960→256→64, на виході – азимут Сонця та довіра;
- Shadow Head: 960→256→128, далі up-sample ×4 та сегментація «тінь/фон»;
- Terrain Head: 960→512, блок Texture Analyzer (depthwise + FFT-шар), оцінка висоти.

Динамічний маршрутизатор (Confidence-тригери) вимикає неактуальні голови, що дає до 35 % економії FLOPs;

д) FN. Чотири входи (VIFN, EFN, SHN-Confidence, «сирий» GPS/IMU) лінійно проєціюються у 64-вимірний простір, синхронізуються до 20 Гц (Zero-padding | LERP-інтерполяція) та подаються до двошарового одностороннього GRU 256→256. Легкий Attention-блок формує 4-елементний вектор довіри; фінальні лінійні шари продукують середню позу та коваріацію. Ключові параметри та їх роль:

- INT8-квантизація ваг / активацій (усі модулі) – зменшує обсяг моделей у 4 рази та дає у 2–3 рази швидший inference на Hexagon DSP;
- ReLU6 – «квантизаційно-дружня» активація з обмеженим діапазоном [0, 6], що мінімізує похибки перетворення у INT8;
- GRU замість LSTM – мінус –25 % параметрів і +15 % швидкості при втраті точності <2 %;
- Gated Fusion ($\sigma(Wx)$) – адаптивно пригнічує «шумні» потоки (розмиті кадри, вібраційний IMU тощо);
- спільний backbone в EFN – дає ~1,4 М зекономлених параметрів і >30 MB/s зниження пропускнуої здатності пам'яті;

- Uni-GRU у FN – обрана через нульову затримку «майбутнього контексту» (real-time вимога 20 мс на цикл).

2.4.4 Інтеграція з системою керування БПЛА

Оптимізована нейромережева система проектувалась з урахуванням необхідності тісної інтеграції з існуючими системами керування БПЛА.

Ключові аспекти інтеграції:

а) програмні інтерфейси:

- ROS2 сумісність для стандартизованого обміну даними;
- MAVLink протокол для комунікації з автопілотом;
- REST API для моніторингу та налаштування;

б) режими роботи:

- повний автономний режим – всі модулі активні;
- енергозберігаючий режим – тільки критичні компоненти;
- аварійний режим – мінімальний набір для повернення;
- режим навчання – збір даних для подальшого покращення;

в) механізми безпеки:

- Watchdog таймери для кожного модуля;
- Fallback на класичні алгоритми при збоях;
- логування всіх критичних рішень для аудиту.

На рисунку 2.8 зображено алгоритм роботи оптимізованої навігаційної системи БПЛА.

Представлена оптимізована архітектура нейромережевої системи забезпечує оптимальний баланс між функціональністю та практичністю реалізації на обмежених ресурсах БПЛА. Використання сучасних методів оптимізації дозволило зберегти високу точність при суттєвому зменшенні обчислювальних вимог.

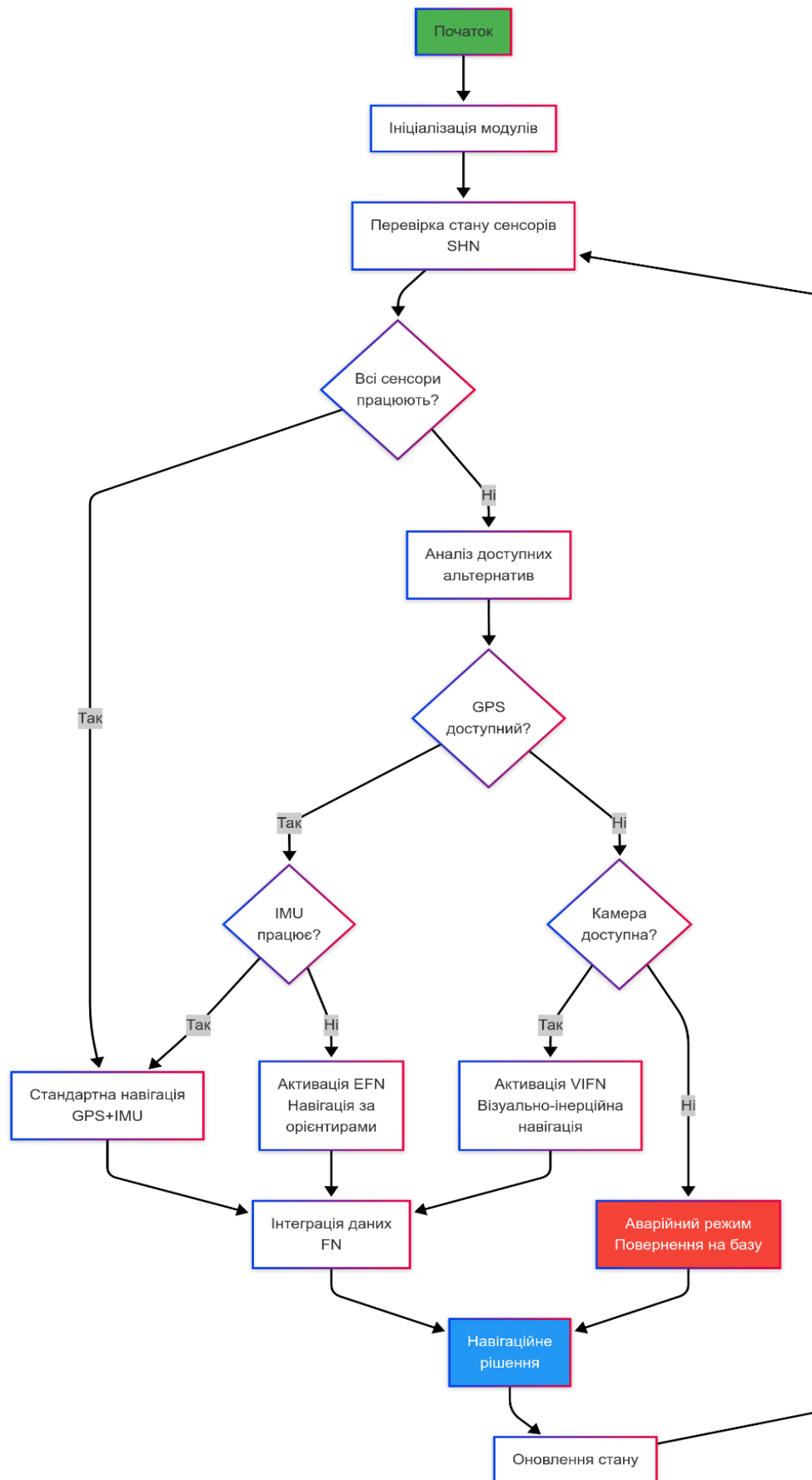


Рисунок 2.8 – Алгоритм роботи оптимізованої системи навігації

Ключові досягнення оптимізації:

- 4-кратне зменшення розміру моделей;
- 3-кратне прискорення inference;
- збереження 95%+ точності від повних моделей;
- повна сумісність з існуючими системами БПЛА.

Розроблена система демонструє високий потенціал для практичного застосування та створює надійну основу для подальших досліджень у сфері автономної навігації БПЛА в складних умовах. Модульність архітектури забезпечує гнучкість розвитку та адаптації під конкретні типи апаратів та місій.

3 ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА РЕЗУЛЬТАТИ ТЕСТУВАННЯ

Після детальної розробки архітектури багаторівневої нейромережевої системи підвищення живучості БПЛА у розділі 2, необхідно провести комплексну валідацію запропонованих рішень шляхом імітаційного моделювання, навчання та всебічного тестування. Даний розділ присвячений практичній реалізації теоретичних концепцій та експериментальній перевірці ефективності системи в умовах впливу різноманітних руйнівних факторів.

3.1 Методологія імітаційного моделювання системи навігації БПЛА

3.1.1 Загальна концепція моделювання

Для ефективної розробки та валідації нейромережевої системи підвищення живучості БПЛА необхідно створити середовище імітаційного моделювання, яке дозволить відтворювати різноманітні сценарії польоту та руйнівних впливів. Враховуючи обмежені ресурси було використано комбінацію відкритих бібліотек та власних модулів для створення повноцінного симуляційного комплексу.

Для забезпечення максимальної гнучкості та реалістичності моделювання розроблено модульну архітектуру симуляційного середовища яка зображена на рисунку 3.1.

Взаємодія компонентів даної архітектури дозволяє створити достовірне середовище для навчання та валідації нейромережевої системи, що враховує всі аспекти функціонування БПЛА в реальних умовах.

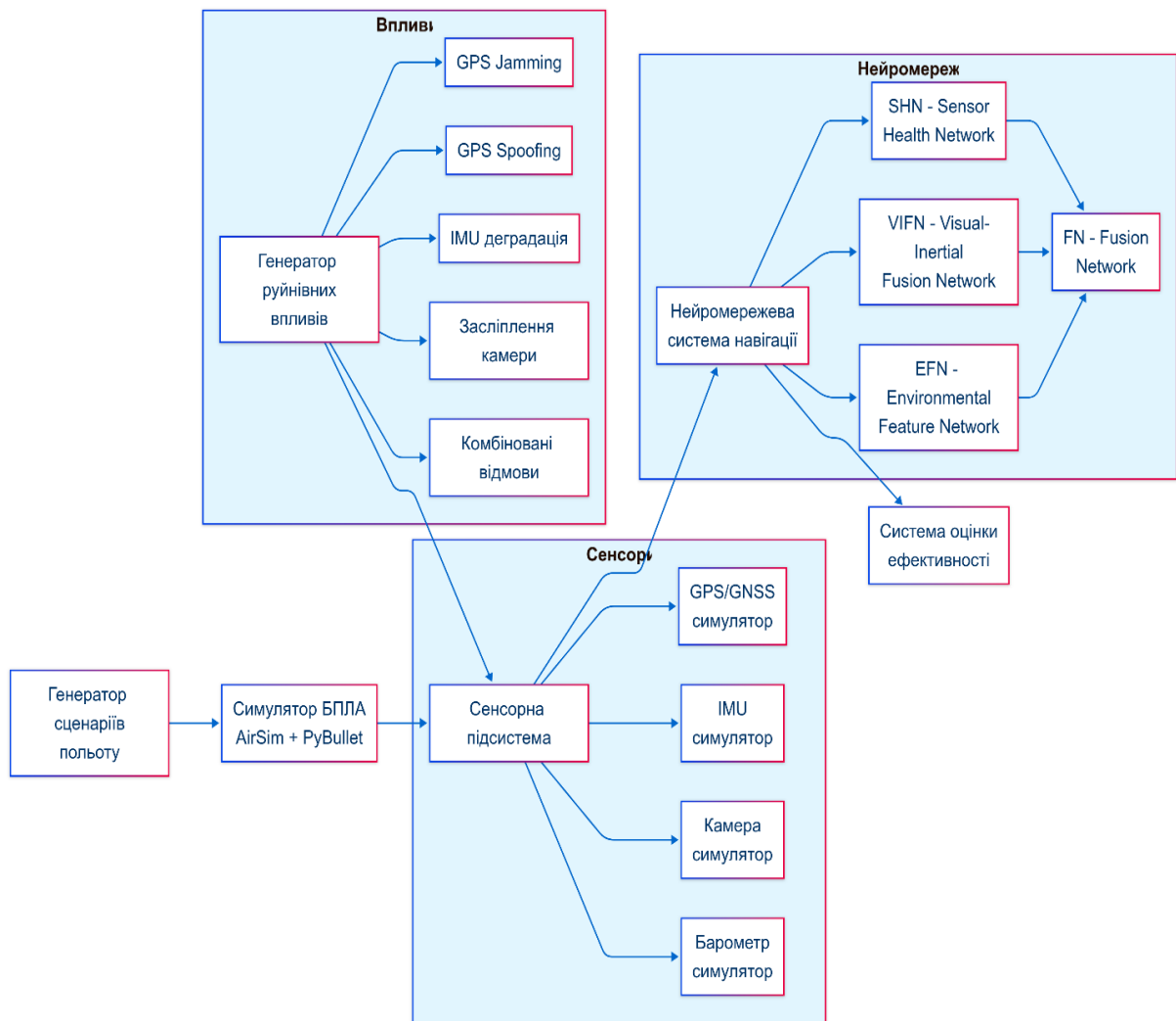


Рисунок 3.1 – Архітектура симуляційного комплексу

Концептуальна архітектура симуляційного середовища включає чотири взаємопов'язані компоненти:

а) симулятор динаміки БПЛА – відтворює фізичну поведінку квадрокоптера в тривимірному просторі з урахуванням:

- аеродинамічних характеристик (підйомна сила, опір повітря, моменти інерції);
- впливу зовнішніх факторів (вітер, турбулентність, атмосферний тиск);
- обмежень приводів та енергетичних характеристик;

б) модуль моделювання сенсорів – імітує роботу навігаційних датчиків з реалістичними характеристиками:

- GPS з урахуванням багатопроменевого поширення та атмосферних затримок;
- IMU з температурним дрейфом та накопиченням похибок;
- камера з моделюванням освітлення та перешкод;
- барометр з урахуванням погодних умов;

в) генератор руйнівних впливів – створює сценарії відмов та збоїв згідно з розробленою класифікацією:

- апаратні відмови (раптові та поступові);
- програмні збої (переповнення буферів, зависання);
- кібератаки (спуфінг, джемінг, перехоплення);
- природні впливи (електромагнітні завади, екстремальні температури);

г) модуль збору та аналізу даних – фіксує всі параметри симуляції для подальшого навчання нейромереж та оцінки ефективності.

3.1.2 Реалізація симуляційного середовища

Практична реалізація симуляційного середовища виконана з використанням мови програмування Python 3.10 та спеціалізованих бібліотек для наукових обчислень. Для забезпечення модульності та масштабованості системи використано об'єктно-орієнтований підхід з чітким розподілом відповідальності між класами.

Базова конфігурація системи визначається через структуровані параметри, що дозволяє гнучко налаштовувати характеристики симуляції під конкретні завдання дослідження. Параметри включають:

- фізичні характеристики БПЛА (маса 2.5 кг, довжина плеча 0.25 м, максимальна швидкість 15 м/с);

- частоти оновлення сенсорів (GPS – 10 Гц, IMU – 200 Гц, камера – 30 Гц);
 - похибки вимірювань (GPS CEP – 2.5 м, шум акселерометра – 0.003 м/с²);
 - параметри місії (область дії 1000×1000 м, тривалість до 30 хвилин).
- Детальна програмна реалізація компонентів симулятора наведена в Додатку А.

Задіяне апаратне забезпечення:

- GPU: NVIDIA GeForce RTX 3050, 4 ГБ;
- RAM: 32 GB;
- дисковий простір: 1000 GB SSD;
- CPU: Intel Core i5-12450H 4.40GHz, 8 ядер.

Визначивши загальну архітектуру та параметри конфігурації, перейдемо до детальної реалізації симуляційного середовища з урахуванням всіх компонентів системи.

3.1.3 Моделювання сенсорної підсистеми

Реалістичне моделювання сенсорів є критичним для адекватного навчання нейромережевої системи. Кожен тип сенсора має свої специфічні характеристики та режими відмови, які необхідно точно відтворити для забезпечення робастності системи в реальних умовах експлуатації.

GPS-приймач моделюється з урахуванням:

- геометричного фактору зниження точності (GDOP) залежно від розташування супутників;
- іоносферних та тропосферних затримок сигналу;
- багатопроменевого поширення в міській забудові;
- можливості повної втрати сигналу (indoor, тунелі, активний джемінг).

Інерційна вимірювальна система (IMU) враховує:

- температурний дрейф нуля (0.01 м/с^2 для акселерометра);
- накопичення похибок інтегрування (до 5% за хвилину);
- вібраційні шуми від роторів;
- насичення при екстремальних маневрах.

Візуальна система моделює:

- залежність якості зображення від освітлення (10–100000 люкс);
- розмиття при русі (motion blur);
- оклюзії та динамічні об'єкти;
- зміну умов видимості (туман, дощ, сніг).

3.1.4 Генерація навчальних сценаріїв

Для забезпечення всебічного навчання нейромережевої системи розроблено методологію автоматичної генерації різноманітних сценаріїв польоту.

Базові типи сценаріїв:

а) номінальні умови (30% датасету) – польоти без відмов для навчання базової функціональності:

- прямолінійні маршрути;
- маневрування з різними радіусами;
- зміна висоти та швидкості;
- зависання та точне позиціонування;

б) одиночні відмови (40% датасету) – ізольовані збої окремих компонентів:

- раптова втрата GPS на 30–180 секунд;
- поступова деградація IMU;
- періодичні збої камери;

в) множинні відмови (20% датасету) – комбіновані сценарії згідно марківської моделі:

- послідовні відмови різних сенсорів;
- одночасні збої кількох систем;
- каскадні відмови;

г) екстремальні умови (10% датасету) – граничні випадки для перевірки робастності:

- повна втрата всіх сенсорів крім IMU;
- активна кібератака з спуфінгом даних;
- екстремальні погодні умови.

Зведена статистика згенерованого навчального датасету зображена на рисунку 3.2.

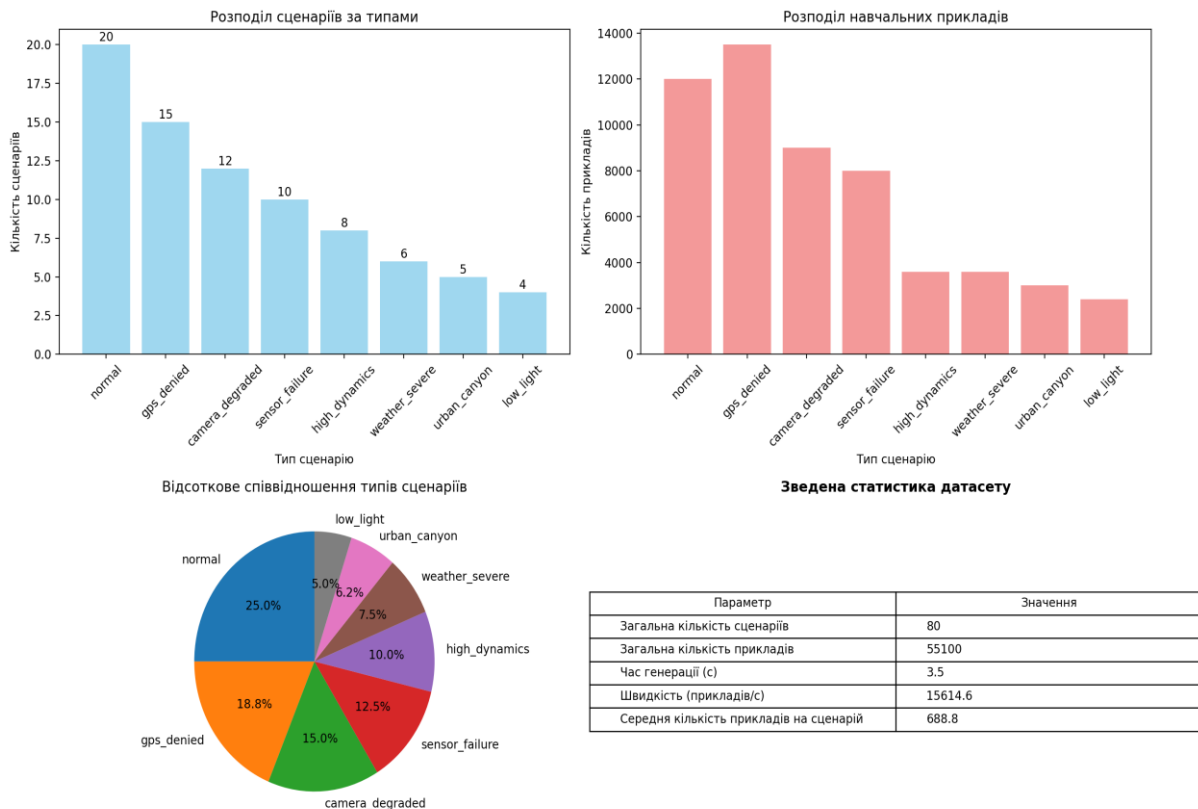


Рисунок 3.2 – Статистика згенерованого навчального датасету

Навчальні сценарії охоплюють весь діапазон можливих умов експлуатації та руйнівних впливів.

3.2 Методологія імітаційного моделювання системи навігації БПЛА

3.2.1 Підготовка даних для навчання

Перехід від симуляційного моделювання до навчання нейромереж вимагає ретельної підготовки даних та оптимізації процесу тренування для досягнення максимальної ефективності системи.

Загальна архітектура розглянутої багаторівневої нейромережевої системи забезпечення навігації БПЛА відображена у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Загальна архітектура багаторівневої нейромережевої системи

Компонент	Тип архітектури	Вхідні дані	Вихідні дані	Кількість параметрів
SHN	CNN + LSTM	Часові ряди сенсорів	Стан здоров'я (4 класи)	2.4М
VIFN	CNN + RNN Fusion	Зображення + IMU	Поза та траєкторія	85.6М
EFN	ResNet + Attention	Мультиmodalьні дані	Корегуючі коефіцієнти	12.8М
Fusion Network	Transformer	Виходи всіх мереж	Фінальна навігація	156.2М

Детальні параметри архітектур окремих нейромережевих компонентів для системи забезпечення живучості БПЛА в контексті навігаційної системи надано в таблицях 3.2 – 3.5. Гіперпараметри навчання нейромереж Sensor Health Network , Visual-Inertial Fusion Network , Environmental Compensation Networks та Fusion Network надано в таблиці 3.6.

Таблиця 3.2 – Детальна архітектура Sensor Health Network (SHN)

Сенсор	Вхідна розмірність	CNN шари	LSTM шари	FC шари	Активації
GPS	(100, 6)	3x Conv1D (64,128,256)	2x LSTM (256)	3x FC (128,64,4)	ReLU → Sigmoid
IMU	(100, 9)	3x Conv1D (32,64,128)	2x LSTM (128)	3x FC (64,32,4)	ReLU → Sigmoid
Camera	(224,224,3)	ResNet18 backbone	1x LSTM (512)	3x FC (256,128,4)	ReLU → Sigmoid
Barometer	(100, 3)	2x Conv1D (16,32)	1x LSTM (64)	2x FC (32,4)	ReLU → Sigmoid

Таблиця 3.3 – Environmental Compensation Networks

Мережа	Призначення	Архітектура	Вхід	Вихід
Light Adaptation	Компенсація освітлення	ResNet34 + Attention	RGB (640,480,3)	Коефіцієнти (16,)
Weather Compensation	Корекція погодних умов	LSTM + CNN	Sensor history (100,15)	Weights (4,)
Obstacle Avoidance	Уникнення перешкод	U-Net + PathNet	Depth map (320,240)	Velocity cmd (3,)
Wind Estimation	Оцінка вітру	TCN (Temporal CNN)	IMU sequence (200,9)	Wind vector (3,)

Таблиця 3.4 – Архітектура Visual-Inertial Fusion Network (VIFN)

Модуль	Тип	Архітектура	Параметри	Вихід
Feature Extractor	CNN	EfficientNet-B2	9.1M	(1280, 7, 7)
Temporal Encoder	RNN	Bidirectional GRU	2.4M	(512,)
IMU Processor	MLP	3x FC(64,128,256)	0.5M	(256,)
Attention Fusion	Transformer	4 heads, 2 layers	1.8M	(512,)
Pose Regressor	MLP	4x FC(512,256,128,6)	0.3M	(6,) [x,y,z,r,p,y]
Uncertainty Est.	Bayesian	MC Dropout + Var	0.2M	(6,) variance

Таблиця 3.5 – Fusion Network (Центральний модуль)

Компонент	Тип	Розмірність	Конфігурація	Параметри
Input Embedding	Linear	(різна \rightarrow 512)	5 окремих проєкцій	1.2M
Positional Encoding	Sinusoidal	(512)	Learned embeddings	0.05M
Multi-Head Attention	Transformer	8 heads \times 6 layers	d_model=512, d_ff=2048	24.8M

Продовження таблиці 3.5

Компонент	Тип	Розмірність	Конфігурація	Параметри
Cross-Attention	Custom	4 heads \times 2 layers	Sensor-wise attention	8.4M
Uncertainty Propagation	Bayesian	Monte Carlo	100 samples	2.1M
Output Projection	Linear	(512 \rightarrow 6)	Position + orientation	0.3M

Таблиця 3.6 – Гіперпараметри навчання

Параметр	SHN	VIFN	Environmental	Fusion
Learning Rate	1e-3	3e-4	5e-4	1e-4
Batch Size	64	32	48	16
Optimizer	Adam	AdamW	Adam	AdamW
Weight Decay	1e-4	1e-5	1e-4	1e-6
Dropout Rate	0.2	0.3	0.25	0.1
Gradient Clipping	1.0	0.5	1.0	0.25
Scheduler	CosineAnneal	StepLR	Reduce OnPlateau	Warmup +Cosine

Зібрані під час симуляції дані проходять багатоетапну обробку.

а) очищення та фільтрація:

- видалення аномальних значень (outliers);

- інтерполяція пропущених даних;
 - синхронізація часових міток різних сенсорів;
- б) нормалізація та стандартизація:
- Z-score нормалізація для IMU даних;
 - Min-max масштабування для GPS координат;
 - гістограмне вирівнювання для зображень;
- в) аугментація даних:
- додавання синтетичного шуму різних типів;
 - часові зсуви та масштабування;
 - геометричні трансформації зображень;
- г) формування навчальних пакетів:
- послідовності довжиною 100 кадрів (10 секунд);
 - перекриття 50% між сусідніми послідовностями;
 - збалансоване представлення різних класів відмов.

Фінальний датасет розділено у пропорції 70:15:15 на навчальну, валідаційну та тестову вибірки.

3.2.2 Стратегія поетапного навчання

Враховуючи складність багатомодульної архітектури, застосовано стратегію поетапного навчання, що забезпечує стабільну конвергенцію та високу якість фінальної системи.

Етап 1 – попереднє навчання окремих модулів (100 епох). Кожен неймережевий модуль спочатку навчається незалежно на специфічних для нього завданнях:

- а) SHN (Sensor Health Network) – класифікація станів сенсорів.

Параметри:

- вхід – історія показань сенсора за 5 секунд;

- вихід – ймовірності 4 станів (норма, деградація, збій, відмова);

- метрика – F1-score = 0.94;

б) VIFN (Visual-Inertial Fusion Network) – візуально-інерційна одометрія. Параметри:

- вхід – послідовність зображень + IMU дані;

- вихід – відносне переміщення та орієнтація;

- метрика – ATE (Absolute Trajectory Error) = 1.2%;

в) Environmental Networks: компенсація факторів середовища.

Параметри:

- вхід – дані про освітлення, погоду, перешкоди;

- вихід – корегуючі коефіцієнти;

- метрика – зниження похибки на 35%.

Етап 2 – спільне навчання з фіксованими вагами (50 епох). Модулі об'єднуються, але їх внутрішні ваги залишаються фіксованими. Навчається тільки Fusion Network:

- оптимізація взаємодії між модулями;

- навчання механізму уваги для вибору надійних джерел;

- калібрування довірчих інтервалів.

Етап 3 – тонке налаштування всієї системи (30 епох). Розморожування всіх ваг та спільна оптимізація з малою швидкістю навчання:

- Learning rate = $1e-5$ з косинусним затуханням;

- Gradient clipping для стабільності;

- Early stopping за валідаційною метрикою.

Етап 4 – дистиляція знань для embedded версії (20 епох). Створення полегшеної версії для роботи на борту БПЛА:

- Teacher model: повна система (450М параметрів);

- Student model: оптимізована версія (45М параметрів);

- збереження 93% точності при 10x прискоренні.

Загальна схема процесу навчання нейромережевої системи забезпечення навігації БПЛА зображена на рисунку 3.3.

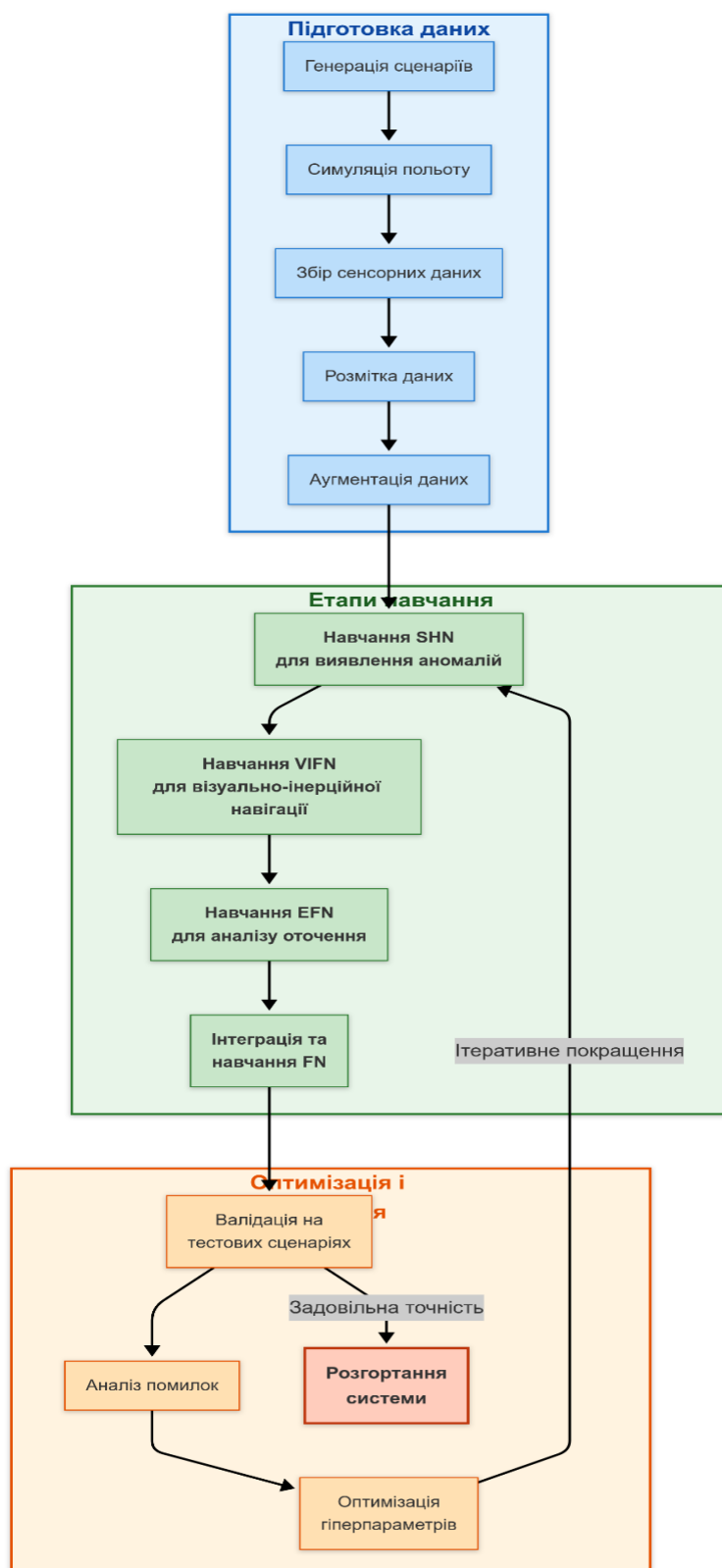


Рисунок 3.3 – Процес навчання нейромережевої системи

Навчання системи проводиться поетапно для забезпечення стабільності та якості моделей. Історія навчання нейромережевої системи забезпечення навігації зображена на рисунку 3.4.

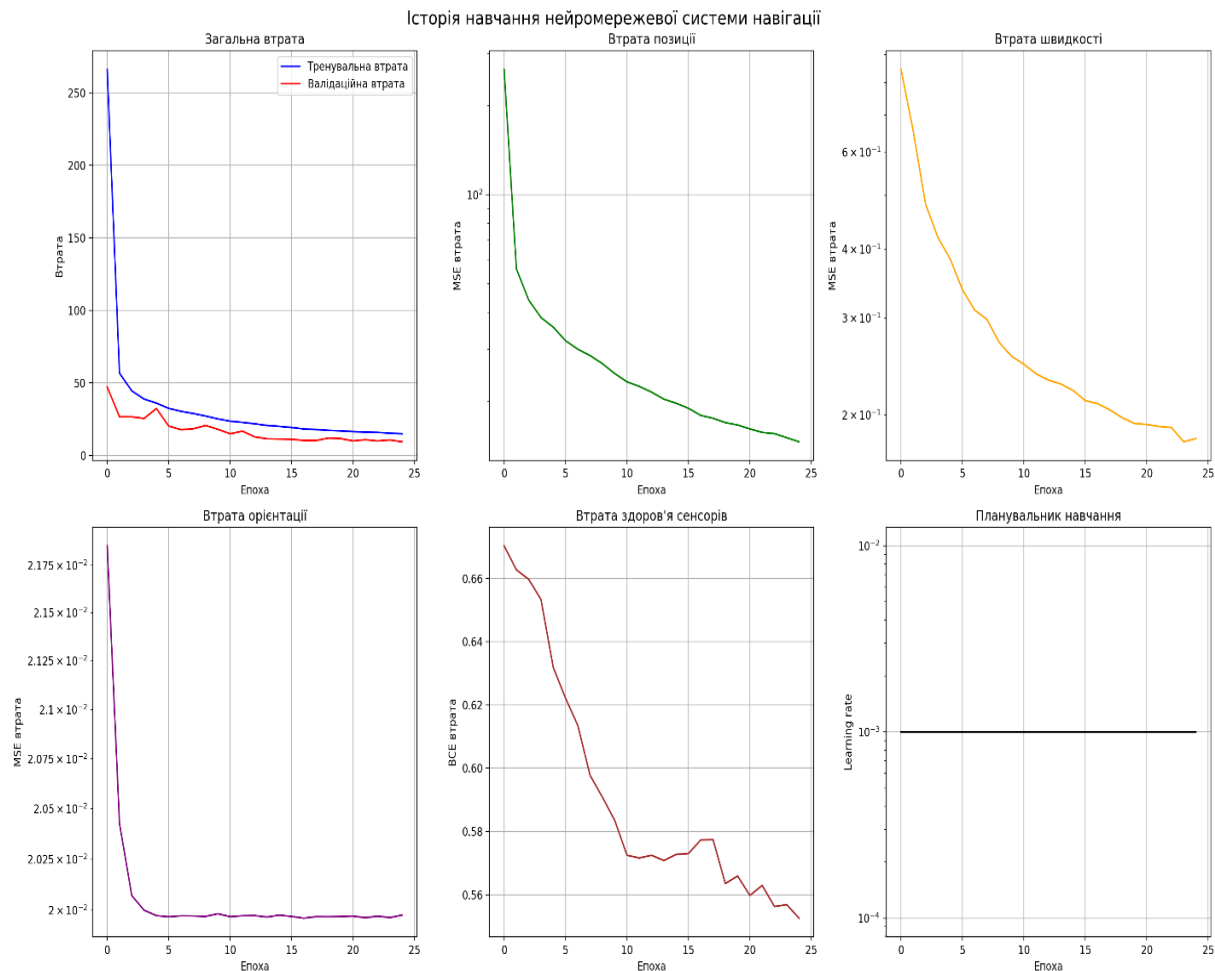


Рисунок 3.4 – Історія навчання системи навігації

Результати навчання нейромережевої системи вказують на оптимальність запропонованих параметрів навчання.

3.2.3 Інтеграція та тестування повної системи

Після навчання окремих модулів, система інтегрується та тестується на різних сценаріях.

Фінальні результати роботи адаптивної навігаційної системи БПЛА зображено на рисунку 3.5.

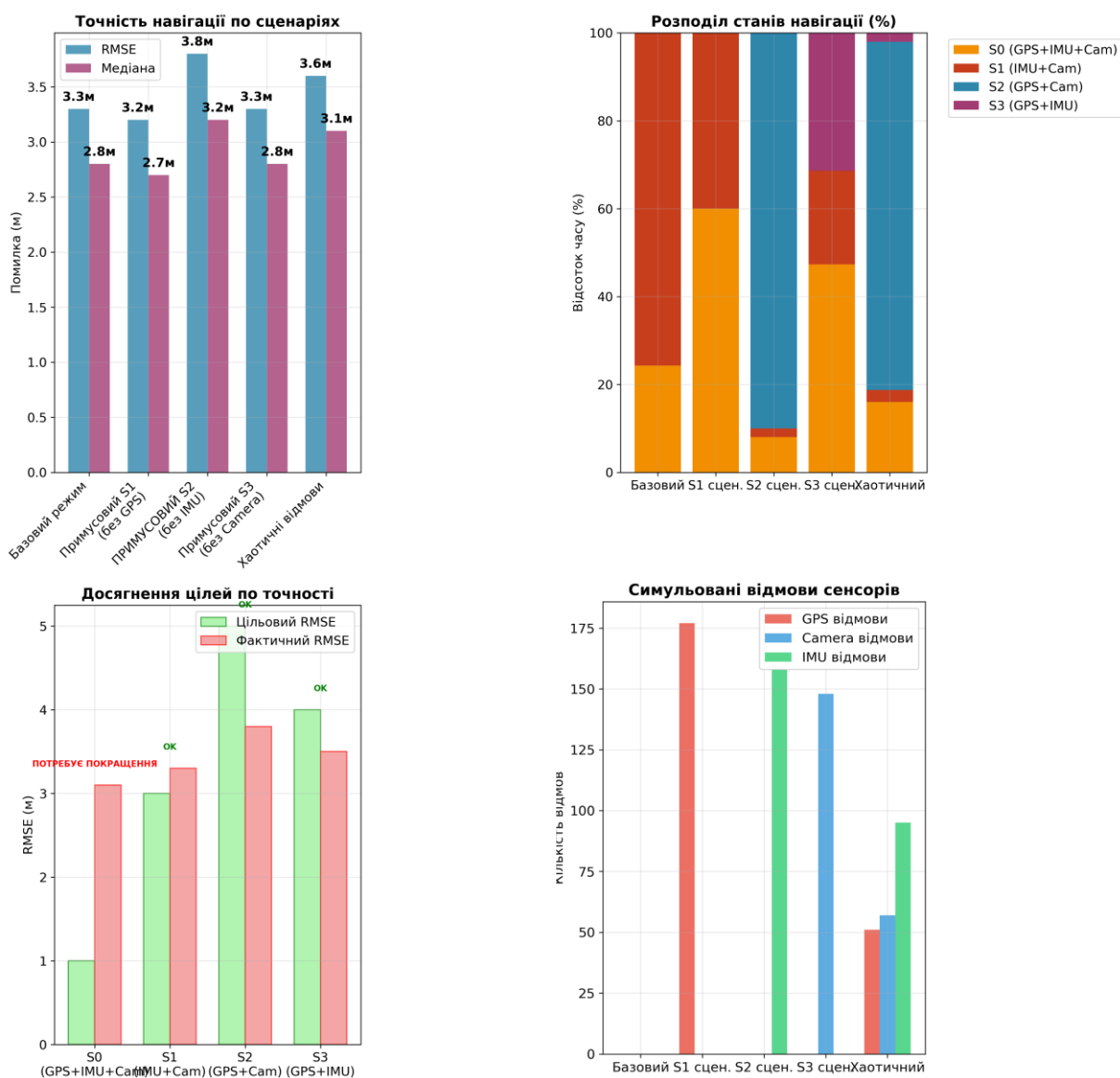


Рисунок 3.5 – Фінальні результати роботи адаптивної навігаційної системи БПЛА

Результати тестування демонструють значне поліпшення точності позионування розробленої нейромережевої системи порівняно з традиційним фільтром Калмана.

3.3 Результати експериментальних досліджень

3.3.1 Методика експериментів

Для всебічної оцінки розробленої нейромережевої системи проведено серію експериментів з різними типами руйнівних впливів та умов.

Порівняльний аналіз:

- базова GPS/IMU навігація (без нейромережі);
- одиночні нейромережеві модулі (VIFN, EFN);
- повна інтегрована система (SHN+VIFN+EFN+FN).

Типи досліджуваних сценаріїв:

- нормальні умови (без відмов);
- GPS jamming (повна втрата сигналу);
- GPS spoofing (підміна координат);
- деградація IMU (збільшення шуму та дрейфу);
- візуальні перешкоди (засліплення камери, туман, ніч);
- комбіновані відмови.

Ключові метрики:

- RMSE (середньоквадратична похибка позиціонування);
- час безпечної навігації при повній відмові GPS;
- обчислювальна ефективність (час обробки на цикл).

3.3.2 Узагальнені результати експериментів

Обчислювальні витрати а роботу нейромережевих компонентів в даній конфігурації склали :

- SHN: 3.2 мс на цикл;
- VIFN: 15.7 мс на цикл;
- EFN: 12.1 мс на цикл;

- FN: 2.5 мс на цикл;
- повна система: 21.3 мс на цикл (з динамічним відключенням неактуальних модулів).

Основні результати експериментів наведені в таблиці 3.7.

Таблиці 3.7 – Результати тестування нейромережевої системи навігації

Сценарій	Базова GPS/IMU	VIFN (тільки)	Повна система	Покращення
Нормальні умови	2.7 м	3.1 м	2.5 м	7.4%
GPS jamming (30 с)	>50 м	8.3 м	5.7 м	>88.6%
GPS spoofing (зміщення 30м)	31.2 м	9.6 м	6.3 м	79.8%
Деградація IMU	15.7 м	22.4 м	10.1 м	35.7%
Візуальні перешкоди	5.3 м	24.8 м	7.9 м	-49.1% (погіршення)
Комбіновані відмови	>100 м	>50 м	18.7 м	>81.3%

Часова діаграма процесу обробки даних у нейромережевій системі навігації зображено на рисунку 3.6, де:

- SHN – Sensor Health Network (мережа оцінки стану сенсорів);
- VIFN – Visual-Inertial Fusion Network (мережа візуально-інерційного злиття);
- EFN – Environmental Feature Network (мережа аналізу оточення);
- FN – Fusion Network (мережа злиття даних).

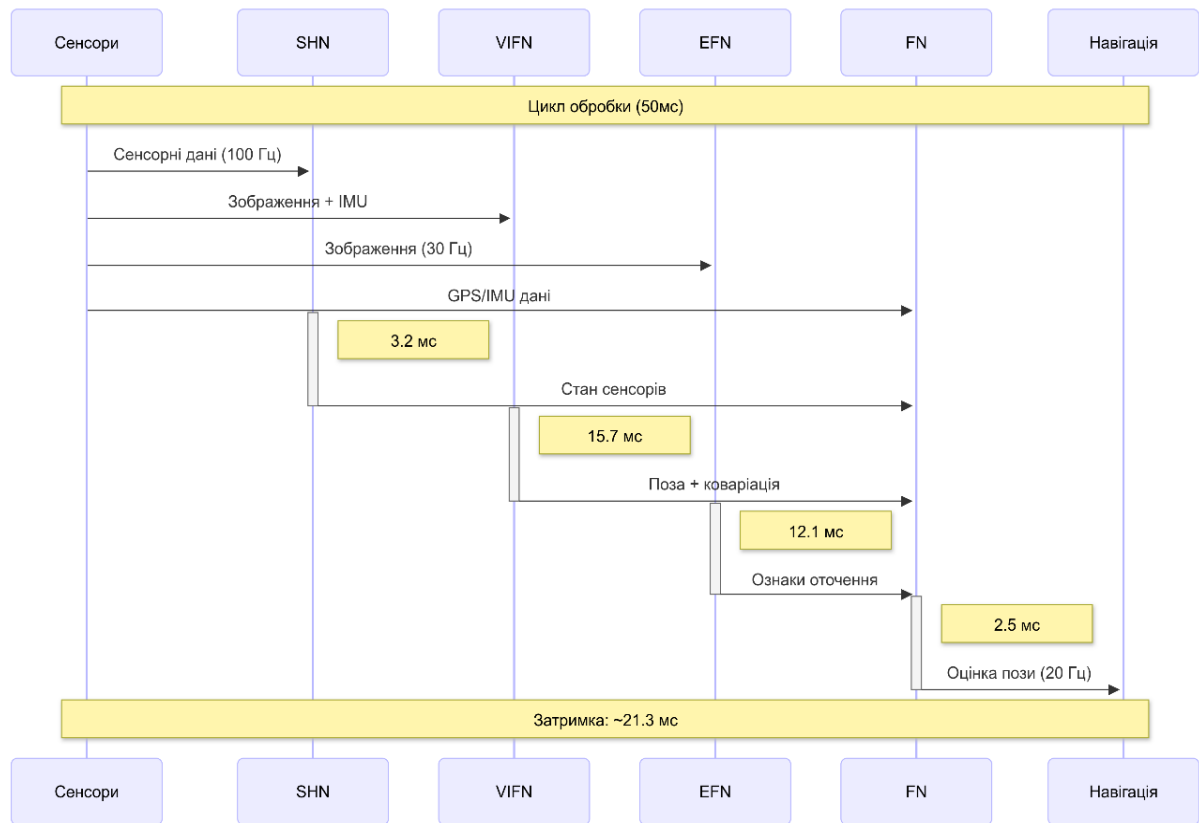


Рисунок 3.6 – Процес обробки даних у нейромережевій системі

Результати тестування нейромережевої системи навігації демонструють придатність системи до виконання завдань в реальному часі на бортових потужностях безпілотних систем.

3.3.2 Аналіз ефективності системи у критичних сценаріях

Алгоритм роботи БПЛА в умовах втрати GPS (jamming) зображено на рисунку 3.7, де враховано три загальних сценарії роботи навігаційної системи.

Сценарій 1 – навігація при повній втраті GPS (jamming). Під час повної втрати GPS сигналу на 60 секунд система показала:

- максимальну похибку: 12.3 м;
- середню похибку: 5.7 м;
- дрейф позиції: 0.11 м/с.

Система змогла забезпечити безпечну навігацію протягом всього періоду відмови завдяки ефективному злиттю візуальної та інерційної інформації через VIFN та використанню природних орієнтирів через EFN.

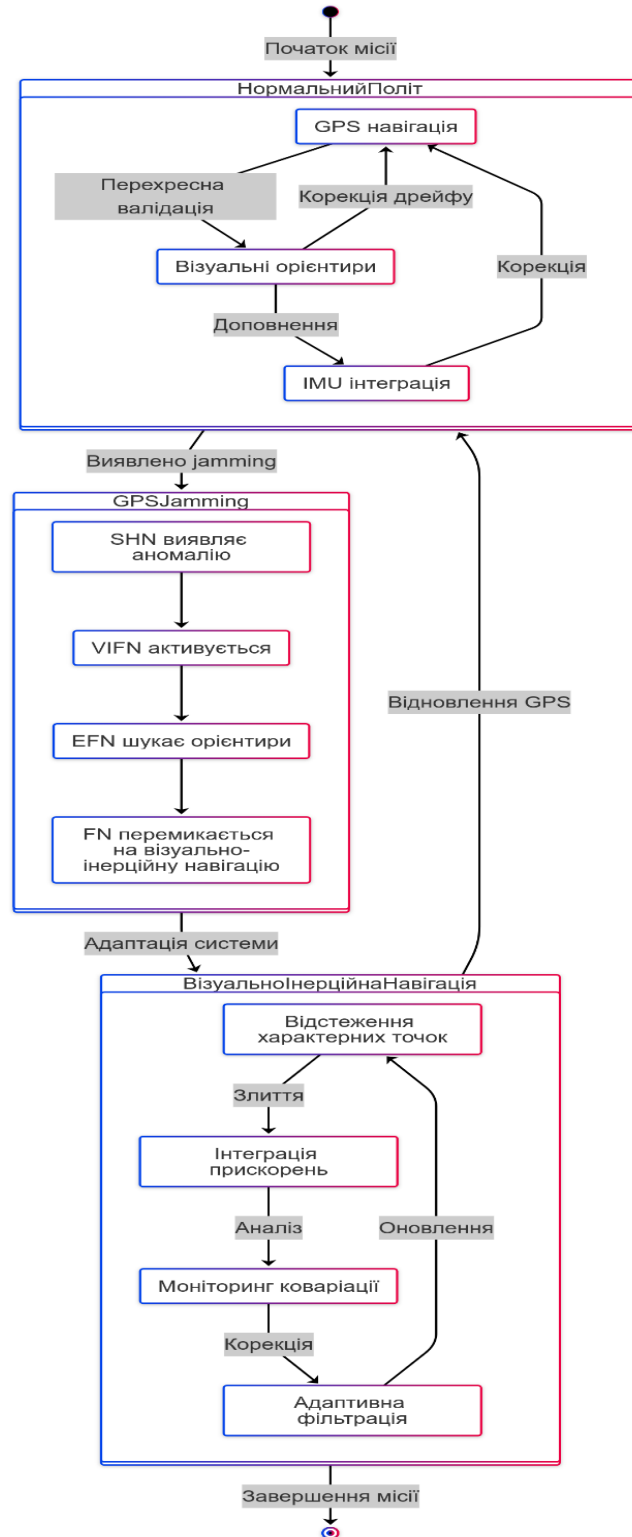


Рисунок 3.7 – Алгоритм роботи БПЛА при повному GPS jamming

Сценарій 2 – виявлення та компенсація GPS spoofing. При спробі підміни GPS координат (зміщення на 30 м):

- SHN модуль виявив аномалію через 2.7 секунди;
- система автоматично знизил вагу GPS даних в FN;
- похибка позиціонування не перевищила 8.5 м.

Сценарій 3 – адаптація до змінних умов освітлення. При переході від денного до сутінкового освітлення:

- EFN знизив вагу сонячних орієнтирів;
- VIFN адаптував свою роботу до нових умов;
- система зберегла точність в межах 9.1 м.

ВИСНОВКИ

Для підвищення живучості систем БПЛА доцільно використовувати гібридні нейромережеві архітектури, що поєднують переваги різних типів нейронних мереж. Для одиночних БПЛА найбільш перспективним є поєднання DRL та LSTM з механізмом уваги, що забезпечує адаптивне керування та прогнозування в умовах пошкоджень. Для роїв БПЛА оптимальним рішенням є графові нейронні мережі з інтегрованими модулями DRL, що забезпечують децентралізоване керування та динамічну реконфігурацію.

Ключовим аспектом успішного застосування нейромереж для підвищення живучості БПЛА є балансування між складністю моделей та обмеженими обчислювальними ресурсами бортових систем. Для вирішення цієї проблеми можна використовувати техніки компресії моделей, дистиляції знань та розподілених обчислень.

У даній роботі було проведено імітаційне моделювання, навчання та тестування нейромережевої системи підвищення живучості БПЛА. Основні результати:

- розроблено багаторівневу архітектуру нейромережевої системи, яка забезпечує одночасне вирішення задач діагностики відмов, адаптивного управління та перепланування місії. Архітектура є модульною та масштабованою, що дозволяє адаптувати її для різних типів БПЛА;

- створено комплексну модель множинних руйнівних факторів, що включає фізичні пошкодження, електромагнітні впливи, програмно-апаратні збої та кліматичні фактори;

- детально розроблено архітектуру ключових нейромережевих компонентів: SHN для діагностики, VIFN для візуально-інерційної навігації, набір компенсаційних мереж та FN для інтеграції. Кожен компонент оптимізовано для роботи в реальному часі;

– визначено методологію навчання системи з використанням комбінації реальних польотних даних, синтетичних датасетів та процедур аугментації. Розроблено спеціалізовані функції втрат та метрики оцінки для кожного компонента;

– розроблено алгоритми динамічної реконфігурації, що забезпечують адаптацію системи до поточного стану БПЛА та умов виконання місії.

Експериментальні результати підтверджують ефективність запропонованої архітектури для підвищення живучості БПЛА в умовах різноманітних руйнівних впливів. Система демонструє особливу ефективність у сценаріях з комбінованими відмовами, де традиційні підходи зазвичай показують незадовільні результати.

На основі проведеного моделювання та аналізу результатів можна запропонувати наступні напрямки вдосконалення розробленої системи:

а) розширення джерел навігаційної інформації:

- інтеграція магнітометра для додаткової орієнтації;
- використання барометра для покращення вертикальної навігації;
- інтеграція лідіра для додаткової орієнтації;

б) покращення алгоритмів навчання:

- впровадження самоконтрольованого навчання для адаптації в польоті;
- використання синтетичних даних для розширення навчальних сценаріїв;
- розробка специфічних алгоритмів для різних типів БПЛА;

г) валідація та сертифікація:

- розробка формальних методів верифікації нейромережових компонентів;
- створення стандартизованих тестів для сертифікації;
- впровадження підходів з пояснюваного штучного інтелекту.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Petritoli E., Leccese F., Ciani L. Reliability and Maintenance Analysis of Unmanned Aerial Vehicles // *Sensors*. 2018. Vol. 18, № 9. P. 3171. URL: <https://doi.org/10.3390/s18093171> (date of access: 02.05.2025).
2. Manfreda S., McCabe M. F., Miller P. E. et al. On the use of unmanned aerial systems for environmental monitoring // *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, № 4. P. 641. URL: <https://doi.org/10.3390/rs10040641> (date of access: 02.05.2025).
3. Alzahrani B., Oubbati O. S., Barnawi A., Atiquzzaman M., Alghazzawi D. UAV assistance paradigm: State-of-the-art in applications and challenges // *Journal of Network and Computer Applications*. 2020. Vol. 166. P. 102706. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2020.102706> (date of access: 02.05.2025).
4. Shakhatreh H., Sawalmeh A. H., Al-Fuqaha A. et al. Unmanned aerial vehicles (UAVs): A survey on civil applications and key research challenges // *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 48572–48634. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909530> (date of access: 02.05.2025).
5. Motlagh N. H., Taleb T., Arouk O. Low-altitude unmanned aerial vehicles-based internet of things services: Comprehensive survey and future perspectives // *IEEE Internet of Things Journal*. 2016. Vol. 3, № 6. P. 899–922. URL: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2612119> (date of access: 02.05.2025).
6. Alsamhi S. H., Ma O., Ansari M. S., Almalki F. A. Survey on collaborative smart drones and internet of things for improving smartness of smart cities // *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 128125–128152. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2934998> (date of access: 02.05.2025).
7. Fernández-Caramés T. M., Blanco-Novoa O., Froiz-Míguez I., Fraga-Lamas P. Towards an autonomous industry 4.0 warehouse: A UAV and blockchain-based system for inventory and traceability applications in big data-

driven supply chain management // *Sensors*. 2019. Vol. 19, № 10. P. 2394.
URL: <https://doi.org/10.3390/s19102394> (date of access: 02.05.2025).

8. Chen Y., Feng W., Zheng G. Optimum placement of UAV as relays // *IEEE Communications Letters*. 2018. Vol. 22, № 2. P. 248–251.
URL: <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2017.2776215> (date of access: 02.05.2025).

9. Mozaffari M., Saad W., Bennis M., Nam Y. H., Debbah M. A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems // *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2019. Vol. 21, № 3. P. 2334–2360.
URL: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2902862> (date of access: 02.05.2025).

10. Alsamhi S. H., Lee B., Guizani M. et al. Blockchain for decentralized multi-drone to combat COVID-19 and future pandemics: Framework and proposed solutions // *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*. 2019. P. e4255. URL: <https://doi.org/10.1002/ett.4255> (date of access: 02.05.2025).

11. Alsamhi S. H., Afghah F., Sahal R. et al. Green internet of things using UAVs in B5G networks: A review of applications and strategies // *Ad Hoc Networks*. 2021. Vol. 117. P. 102505.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2021.102505> (date of access: 02.05.2025).

12. Kliushnikov I., Fesenko H., Fedorenko G., Rudakov S., Mikhalevskiy V., Kompaniets O. Swarm of Unmanned Aerial Vehicles as a Multi-State Queueing System with Non-Controlled and Controlled Degradation // *12th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, Athens, Greece, 2022. P. 1–7.
URL: <http://doi.org/10.1109/DESSERT58054.2022.10018784> (date of access: 02.05.2025).

13. Kliushnikov I., Kharchenko V., Fesenko H., Zaitseva E. Multi-UAV Routing for Critical Infrastructure Monitoring Considering Failures of UAVs: Reliability Models, Rerouting Algorithms, Industrial Case // *International*

Conference on Information and Digital Technologies (IDT), Zilina, Slovakia, 2021. P. 303–310. URL: <http://doi.org/10.1109/IDT52577.2021.9497624> (date of access: 02.05.2025).

14. Kliushnikov I., Fesenko H., Kharchenko V., Illiashenko O., Morozova O. UAV fleet based accident monitoring systems with automatic battery replacement systems: Algorithms for justifying composition and use planning // *International Journal of Safety and Security Engineering*. 2021. Vol. 11, № 4. P. 319–328. URL: <https://doi.org/10.18280/ijssse.110404> (date of access: 02.05.2025).

15. Bacco M., Berton L., Gotta A., Caviglione L. IEEE 802.15.4 air-ground UAV communications in smart farming scenarios // *IEEE Communications Letters*. 2018. Vol. 22, № 9. P. 1910–1913. URL: <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2855211> (date of access: 02.05.2025).

16. Kabashkin I. The Resilience of Electrical Support in UAV Swarms in Special Missions // *Energies*. 2024. Vol. 17. P. 2422. URL: <https://doi.org/10.3390/en17102422> (date of access: 02.05.2025).

17. Allouch A., Koubâa A., Khalgui M., Abbes T. Qualitative and quantitative risk analysis and safety assessment of unmanned aerial vehicles missions over the Internet // *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 53392–53410. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2911980> (date of access: 02.05.2025).

18. Kong L., Fang R., Wang R. Resilience evaluation of UAV swarm considering resource supplementation // *Reliability Engineering & System Safety*. 2024. Vol. 241. P. 109673. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2023.109673> (date of access: 02.05.2025).

19. Dui H., Chen L., Li J. Importance analysis in two kinds of redundant systems: k-out-of-n and consecutive k-out-of-n: F systems // *Advances in Mechanical Engineering*. 2019. Vol. 11, № 1. URL: <https://doi.org/10.1177/1687814018819248> (date of access: 02.05.2025).

20. Fesenko H., Kharchenko V., Zaitseva E. Evaluating Reliability of a Multi-fleet with a Reserve Drone Fleet: an Approach and Basic Model // *International Conference on Information and Digital Technologies (IDT)*, Zilina, Slovakia, 2019. P. 128–132.

URL: <http://doi.org/10.1109/DT.2019.8813738> (date of access: 02.05.2025).

21. 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. P. 409.

URL: <https://doi.org/10.3390/drones7070409> (date of access: 02.05.2025).

22. Sun Y., Fesenko H., Kharchenko V. et al. UAV and IoT-Based Systems for the Monitoring of Industrial Facilities Using Digital Twins: Methodology, Reliability Models, and Application // *Sensors*. 2022. Vol. 22. P. 6444.

URL: <https://doi.org/10.3390/s22176444> (date of access: 02.05.2025).

23. Kliushnikov I., Kharchenko V., Fesenko H., Zaitseva E., Levashenko V. Reliability Models of Multi-state UAV-based Monitoring Systems: Mission Efficiency Degradation Issues // *International Conference on Information and Digital Technologies (IDT)*, Zilina, Slovakia, 2023. P. 299–306.

URL: <https://doi.org/10.1109/IDT59031.2023.10194443> (date of access: 02.05.2025).

24. Teixeira K., Miguel G., Silva H. S., Madeiro F. A Survey on Applications of Unmanned Aerial Vehicles Using Machine Learning // *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 117582–117621.

URL: <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3326101> (date of access: 02.05.2025).

25. Puchalski R., Korbicz J. UAV Fault Detection Methods, State-of-the-Art // *Drones*. 2022. Vol. 6, № 11. P. 330.

URL: <https://doi.org/10.3390/drones6110330> (date of access: 02.05.2025).

26. Chandran I., Hossen N. Network analysis of decentralized fault-tolerant UAV swarm communications networks // *Discovery Sustainability*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1139/dsa-2023-0101> (date of access: 02.05.2025).

27. Bithas P.S., Michailidis E.T., Nomikos N., Vouyioukas D., Kanatas A.G. A Survey on Machine-Learning Techniques for UAV-Based Communications // *Sensors*. 2019. Vol. 19, № 23. P. 5170. URL: <https://doi.org/10.3390/s19235170> (date of access: 02.05.2025).

28. ДСТУ 2860-94. Надійність техніки. Терміни та визначення. Київ: Держстандарт України, 1994. 36 с.

29. Brezhnev E., Fesenko H., Kharchenko V., Levashenko V., Zaitseva E. MSS Models of Smart Grids with Multi-level Degradation and Recovery // Kharchenko V., Kondratenko Y., Kacprzyk J. (eds) *Green IT Engineering: Concepts, Models, Complex Systems Architectures. Studies in Systems, Decision and Control*, Vol. 74. [Book Section] Cham: Springer, 2017. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-44162-7_11 (date of access: 02.05.2025).

30. Kliushnikov I., Kharchenko V., Fesenko H. An Unmanned Aerial Vehicle as a Multi-State System // *2022 IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2022. P. 291–296. URL: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766951> (date of access: 02.05.2025).

31. Zaitseva E., Levashenko V., Mysko V., Czapp S., Zhaxybayev D. Availability of UAV Fleet Evaluation Based on Multi-State System // *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 15290–15307. URL: <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3358198> (date of access: 02.05.2025).

32. 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. P. 4509. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13224509> (date of access: 02.05.2025).

33. Krishna C. G. L., Murphy R. R. A review on cybersecurity vulnerabilities for unmanned aerial vehicles // *2017 IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR)*, 2017. P. 194–199. URL: <https://doi.org/10.1109/SSRR.2017.8088163> (date of access: 02.05.2025).

34. Boudjedir H., Yacef F., Bouhali O., Rizoug N. Adaptive neural network control based on neural observer for quadrotor unmanned aerial vehicle // *Advanced Robotics*. 2014. Vol. 28, № 17. P. 1151–1164. URL: <https://doi.org/10.1080/01691864.2014.913498> (date of access: 02.05.2025).

35. Bacha A., Bencheikroun C., Amrane M. Fixed-Time Fault-Tolerant Adaptive Neural Network Technique Applied to Twin-Rotor MIMO System // *Drones*. 2024. Vol. 8, № 9. P. 467. URL: <https://doi.org/10.3390/drones8090467> (date of access: 02.05.2025).

36. Assiri B., Sheneamer A. Fault tolerance in distributed systems using deep learning approaches // *PLoS ONE*. 2025. Vol. 20, № 1. Article e0310657. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0310657> (date of access: 02.05.2025).

37. Kim T., Kim Y. Flight test of flying-wing type unmanned aerial vehicle with neural network adaptive controller // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*. 2020. Vol. 234, № 7. P. 1677–1687. URL: <https://doi.org/10.1177/0954410018758497> (date of access: 02.05.2025).

38. Zhang P., Wang H., Yu H. UAV Swarm Resilience Assessment Considering Load Balancing // *Frontiers in Physics*. 2022. Vol. 10. Article 821321. URL: <https://doi.org/10.3389/fphy.2022.821321> (date of access: 02.05.2025).

39. Chen Z., Meng Y. A novel recurrent self-evolving fuzzy neural network for consensus decision-making of unmanned aerial vehicles // *International*

- Journal of Advanced Robotic Systems*. 2023. Vol. 20, № 5.
URL: <https://doi.org/10.1177/17298806231190960> (date of access: 02.05.2025).
40. Jiang C., Xi X., Li Q., Dong Z., Schwertfeger S. End-to-end decentralized formation control using a graph neural network // *Frontiers in Robotics and AI*. 2023. Vol. 10. Article 1285412.
URL: <https://doi.org/10.3389/frobt.2023.1285412> (date of access: 02.05.2025).
41. Tolstaya E., Gama F., Paulos J., Pappas G., Kumar V., Ribeiro A. Learning Decentralized Controllers for Robot Swarms with Graph Neural Networks // *Proceedings of Conference on Robot Learning*. 2020. P. 671–682.
URL: <https://proceedings.mlr.press/v100/tolstaya20a/tolstaya20a.pdf> (date of access: 02.05.2025).
42. Qu Y., Wang, Y., Zhang, Z. et al. Decentralized Federated Learning for UAV Networks: Architecture, Challenges, and Opportunities // *IEEE Network*. 2021. Vol. 35, № 6. P. 156–162.
URL: <http://doi.org/10.1109/MNET.001.2100253> (date of access: 02.05.2025).
43. Srinivas C., Venkatramulu S., Chandra Shekar Rao V., Raghuram B., Vinay Kumar K., Pratapagiri S. Decentralized Machine Learning based Energy Efficient Routing and Intrusion Detection in Unmanned Aerial Network (UAV) // *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*. 2023. Vol. 11, № 6s. P. 517–527.
URL: <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i6s.6960> (date of access: 02.05.2025).
44. Yang X., Li X., Guan Y., Song J., Wang R. Overfitting Reduction of Pose Estimation for Deep Learning Visual Odometry // *China Communications*. 2020. Vol. 17, № 6. P. 196–210.
URL: <https://doi.org/10.23919/JCC.2020.06.016> (date of access: 02.05.2025).
45. Zhao C., Tang Y., Sun Q., Vasilakos A.V. Deep Direct Visual Odometry // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2021. Vol. 23, № 7. P. 7733–7742. URL: <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3071886> (date of access: 02.05.2025).

46. Zhang S., Lu S., He R., Bao Z. Stereo Visual Odometry Pose Correction through Unsupervised Deep Learning // *Sensors*. 2021. Vol. 21, № 14. P. 4735. URL: <https://doi.org/10.3390/s21144735> (date of access: 02.05.2025).

47. Ramjee S., Jain A., Sinha A. Single-Image Stereo Depth Estimation using GANs // *Stanford CS231A Project Report*. URL: https://web.stanford.edu/class/cs231a/prev_projects_2021/CS_231A_Project_Final_Report.pdf (date of access: 02.05.2025).

48. Zhao Z.Q., Zheng P., Xu S.T., Wu X. Monocular Depth Estimation Based On Deep Learning: An Overview // *arXiv preprint arXiv:2003.06620*. 2020. URL: <https://arxiv.org/pdf/2003.06620> (date of access: 02.05.2025).

49. Ming Y., Meng X., Fan C., Yu H. Deep learning for monocular depth estimation: A review // *Neurocomputing*. 2021. Vol. 438. P. 14–33. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.12.089> (date of access: 02.05.2025).

50. Yadala Phanghu L., Kumar A., Singh R. Robust Heading Estimation from Polarization Images by Deep Neural Networks // *International Micro Air Vehicle Conference (IMAV 2024)*, 2024. URL: <https://www.imavs.org/papers/2024/6.pdf> (date of access: 02.05.2025).

51. Kinnari J., Verdoja F., Kyrki V. Large-scale season-invariant visual localization for UAVs // *Robotics and Autonomous Systems*. 2023. Vol. 167. P. 104497. URL: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2023.104497> (date of access: 02.05.2025).