

НАЦІОНАЛЬНИЙ АЕРОКОСМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ХАРКІВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ АЕРОКОСМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ХАРКІВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

Білозерський Владислав Олександрович

УДК 629.7.014-519:004.932(043)

ДИСЕРТАЦІЯ

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ ВІДЕОДАНИХ В КОМПЛЕКСІ ЗАВДАНЬ НАВЕДЕННЯ БПЛА

151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

15 Автоматизація та приладобудування

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень.

Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ В. О. Білозерський

Науковий керівник Дергачов Костянтин Юрійович, кандидат технічних наук,
старший науковий співробітник.

Харків – 2026

АНОТАЦІЯ

Білозерський В. О. Методи та засоби попередньої обробки відеоданих в комплексі завдань наведення БПЛА. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 15 Автоматизація та приладобудування за спеціальністю 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології. – Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут», Харків, 2026.

Об'єктом дослідження є процес автоматичного візуального наведення на безпілотні літальні апарати у реальному часі в умовах оптичних завад.

Предметом дослідження є модель автоматичного наведення, методи просторово-морфологічної попередньої обробки та методи технічного зору для виявлення та адаптивного супроводження безпілотних літальних апаратів.

Необхідність дослідження зумовлена зниженням ефективності систем візуального наведення БПЛА в умовах інтенсивних оптичних завад. Динамічна нестабільність фону, флуктуації освітленості та апаратні шуми спричиняють деградацію контурів малорозмірних цілей, що призводить до критичного зростання кількості хибних спрацювань. Проблема посилюється під час супроводження об'єктів: маневрування, зміни ракурсу та оклюзії спричиняють дрейф координат або повну втрату цілі.

Водночас використання ресурсомістких нейромережових архітектур для повнокадрового аналізу перевантажує апаратні платформи, що унеможлиблює роботу систем в реальному часі. Таким чином, виникає потреба у розв'язанні протиріччя між необхідністю забезпечення високої точності візуального наведення та обмеженістю обчислювальних ресурсів апаратних платформ.

З метою подолання зазначеного протиріччя та досягнення загальної мети дослідження, у дисертаційній роботі було вирішено низку завдань.

Проведено аналіз існуючих методів та засобів технічного зору в системах наведення, досліджено вплив складних оптико-фотометричних умов на процес

візуального спостереження повітряних об'єктів, а також обґрунтовано систему показників, критеріїв та методику проведення експериментальних досліджень.

Удосконалено методи технічного зору для виявлення об'єктів шляхом інтеграції етапів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих, що дозволило реалізувати механізми адаптивної фільтрації динамічних завад і забезпечити структурну реконструкцію силуетів цілей на ранніх стадіях аналізу.

Удосконалено методи адаптивного супроводження за рахунок комплексування візуальних трекерів зі стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та впровадження інерційного прогнозування параметрів руху, що гарантує безперервність супроводження та збереження цілісності треку в умовах маневрування, зміни ракурсу чи оклюзій.

Розроблено та досліджено модель автоматичного наведення на основі скінченного автомата, що реалізує багаторівневий цикл управління з перевіркою темпоральної стабільності потенційних цілей та їх семантичною верифікацією легковаговою нейромережею у межах локальних зон інтересу, забезпечуючи мінімізацію хибних спрацювань на біологічні об'єкти та оптимізацію використання обчислювальних ресурсів.

Розроблено комплексну систему апаратно-програмних засобів візуального наведення та проведено експериментальні дослідження ефективності вдосконалених методів, які підтвердили виконання встановлених критеріїв точності та швидкодії системи в масштабі реального часу.

Ключові слова: автоматичне наведення, безпілотний літальний апарат, система технічного зору, попередня обробка відеоданих, виявлення цілей, адаптивне супроводження, фільтр Калмана, інерційне прогнозування, оптичні завади.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

– Публікації в іноземних виданнях та фахових виданнях, які включені до міжнародних наукових баз даних:

1. Dergachov, K., Krasnov, L., Bilozerskyi, V., Zymovin, A. Data pre-processing to increase the quality of optical text recognition systems. *Radioelectronic and Computer Systems*, 2021, no. 4, pp. 183-198. Doi: 10.32620/reks.2021.4.15. [індексується у н.м.б.д. Scopus].

2. Bilozerskyi, V., Dergachov, K., Krasnov, L., Zymovin, A., Popov, A. New method for video stream brightness stabilization: algorithms and performance evaluation. *Radioelectronic and Computer Systems*, 2023, no. 3, pp. 125-135. Doi: 10.32620/reks.2023.3.10. [індексується у н.м.б.д. Scopus].

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

3. Дергачов, К., Білозерський, В., Краснов, Л. Аналіз і попередня обробка відеоданих для підвищення якості роботи систем технічного зору. *Міжнародний науково-технічний журнал «Проблеми керування та інформатики»*, 2023, 2(164), С. 50-66. Doi: 10.34229/1028-0979-2023-2-4. [категорія «А»].

4. Білозерський, В., Білоус, О., Дергачов, К., Краснов, Л. Оцінка ефективності нового методу стабілізації яскравості відеопотоку в реальному масштабі часу. *Міжнародний науково-технічний журнал «Проблеми керування та інформатики»*, 2024, no. 1, С. 87-104. Doi: 10.34229/1028-0979-2024-1-8. [категорія «А»].

Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

5. Bilozerskyi, V., Dergachov, K., Krasnov, L. New methods for video data pre-processing to improve the quality of computer vision systems. *2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, Kharkiv, Ukraine, 2023, pp. 1-6. DOI: 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312988 [індексується у н.м.б.д. Scopus].

6. Bilozerskyi, V., Dergachov, K., Hurtovyi, O. Performance Evaluation of Modified Detection Algorithms Within the Framework of a Simulation System for Modelling UAV Visual Guidance. *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering - 2024 (ICTM)*, Springer, Cham, 2024, pp. 81-95. DOI: 10.1007/978-3-031-94845-9_7 [індексується у н.м.б.д. Scopus].

7. Dergachov, K., Ovdiyuk, E., Dubinin, V., Hurtovyi, O., Bilozerskyi, V. Simulation System for Modelling UAV Visual Guidance. 2024 14th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Athens, Greece, 2024, pp. 1-7. DOI: 10.1109/DESSERT65323.2024.11122130 [індексується у н.м.б.д. Scopus].

ANNOTATION

Bilozerskyi Vladyslav. Methods and Tools of Video Data Preprocessing within the Framework of UAV Guidance. – Manuscript copyright.

Thesis on competition of scientific degree of Doctor of Philosophy in the field of study 15 – Automation and Instrumentation, specialty 151 – Automation and Computer-Integrated Technologies. – National Aerospace University “Kharkiv Aviation Institute”, Kharkiv, 2026.

The object of the study is the process of real-time automatic visual guidance for unmanned aerial vehicles under conditions of optical interference.

The subject of the study includes an automatic guidance model, spatial-morphological pre-processing methods, and computer vision methods for the detection and adaptive tracking of unmanned aerial vehicles.

The necessity of this research is driven by the declining efficiency of UAV visual guidance systems under intensive optical interference. Factors such as dynamic background instability, illumination fluctuations, and hardware noise cause the degradation of small-scale target contours, leading to a critical increase in false positive rates. This issue is further exacerbated during object tracking, where intensive maneuvering, changes in aspect ratio, and visual occlusions inevitably result in coordinate drift or total loss of the target signal.

At the same time, the deployment of resource-intensive neural network architectures for full-frame analysis overloads hardware platforms, making real-time operation unfeasible. Consequently, there is an objective scientific and practical need to resolve the contradiction between the requirement for high visual guidance accuracy and the limited computational resources of embedded platforms.

To address this contradiction and achieve the overall research objective, the following tasks were completed in this dissertation:

An analysis of existing computer vision methods and tools in guidance systems was conducted; the impact of complex opto-photometric conditions on the visual observation

of aerial objects was investigated; and a system of metrics, criteria, and an experimental research methodology were substantiated.

Computer vision methods for object detection were improved by integrating spatial and morphological preprocessing stages, which enabled the implementation of adaptive filtering mechanisms for dynamic interference and ensured the structural reconstruction of target silhouettes at the early stages of analysis.

Adaptive tracking methods were enhanced by integrating visual trackers with stochastic estimation based on a linear Kalman filter and implementing inertial motion parameter prediction, ensuring continuous tracking and track integrity under conditions of maneuvering, varying viewpoints, or occlusions.

An automatic guidance model based on a finite state machine was developed and investigated, implementing a multi-level control cycle with temporal stability verification of potential targets and their semantic verification by a lightweight neural network within local regions of interest, thereby minimizing false positives on biological objects and optimizing computational resource utilization.

A comprehensive system of hardware and software tools for visual guidance was developed, and experimental studies on the effectiveness of the improved methods were conducted, confirming the fulfillment of established accuracy and speed criteria in real-time operation.

Keywords: automatic guidance, unmanned aerial vehicle (UAV), computer vision system, video data pre-processing, target detection, adaptive tracking, Kalman filter, inertial prediction, optical interference.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	12
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТА УМОВ ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМ НАВЕДЕННЯ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ	17
1.1 Призначення та особливості використання технічного зору в системах наведення БПЛА.....	17
1.2 Вплив оптико-фотометричних умов, турбулентності та динамічних збурень середовища на процес спостереження	21
1.2.1 Типологія сцен спостереження та вплив просторових перешкод	21
1.2.2 Оптико-фотометричні умови формування зображення.....	22
1.2.3 Вплив динамічних збурень середовища та нестабільності платформи	23
1.3 Аналіз існуючих методів технічного зору в системах наведення БПЛА.....	24
1.3.1 Методи виявлення на основі просторових градієнтів та кінематичних ознак	25
1.3.2 Методи виявлення на основі локальних інваріантних ознак	29
1.3.3 Методи наведення засновані на технологіях глибоких згорткових нейронних мереж	31
1.3.4 Методи кореляційного супроводження та асоціації вимірювань.....	33
1.3.5 Методи стохастичного прогнозування параметрів руху	36
1.3.6 Висновки щодо обмежень існуючих методів	37
1.4 Аналіз методів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих	38
1.4.1 Методи просторової обробки відеоданих	39
1.4.2 Методи математичної морфології.....	43
1.5 Постановка задачі та завдань досліджень	45
1.6 Висновки до першого розділу.....	48

РОЗДІЛ 2 УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ПОВІТРЯНИХ ЦІЛЕЙ НА ОСНОВІ ПРОСТОРОВО-МОРФОЛОГІЧНОЇ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ	49
2.1 Формалізація задачі виявлення малорозмірних повітряних цілей в умовах інтенсивних оптичних завад	49
2.2 Обґрунтування обраних методів просторово-морфологічної попередньої обробки.....	52
2.2.1 Перетворення колірного простору	53
2.2.2 Просторова фільтрація шумів.....	53
2.2.3 Локальна адаптивна бінаризація	54
2.2.4 Математична морфологія.....	55
2.3 Синтез та дослідження вдосконаленого методу виявлення повітряних цілей ..	56
2.3.1 Інтеграція етапів просторово-морфологічної попередньої обробки	56
2.3.2 Експериментальне підтвердження ефективності вдосконалених методів виявлення	61
2.4 Висновки до другого розділу	69
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ МОДЕЛІ АВТОМАТИЧНОГО НАВЕДЕННЯ ТА УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО СУПРОВОДЖЕННЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ.....	71
3.1 Формалізація задачі супроводження малорозмірних повітряних цілей в умовах інтенсивних оптичних завад	71
3.2 Удосконалення та експериментальне дослідження методів адаптивного супроводження БПЛА на основі стохастичної фільтрації.....	74
3.2.1 Синтез архітектури адаптивного супроводження та інерційного прогнозування параметрів руху цілі	74
3.2.2 Експериментальна верифікація розробленої архітектури адаптивного супроводження в умовах інтенсивних завад.....	78
3.3 Розроблення моделі автоматичного виявлення, супроводження та фіксації потрапляння цілі в зоні інтересу.....	83

3.3.1 Формалізація математичної моделі ієрархічної селекції та управління станами.....	83
3.3.2 Структурно-алгоритмічна організація машини станів та автоматичної верифікації цілей.....	85
3.3.3 Програмна реалізація моделі автоматичного наведення та підсистем виявлення і супроводження цілей.....	88
3.4 Висновки до третього розділу.....	90
РОЗДІЛ 4 ОБҐРУНТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА АПАРАТНО-ПРОГРАМНОЇ ПЛАТФОРМИ СИСТЕМИ ВІЗУАЛЬНОГО НАВЕДЕННЯ	92
4.1 Обґрунтування вибору апаратних компонентів для розгортання системи технічного зору.....	92
4.1.1 Обґрунтування вибору обчислювальної платформи.....	92
4.1.2 Обґрунтування вибору оптичної підсистеми та сенсорного обладнання.	96
4.2 Архітектура програмного комплексу та його оптимізація для вбудованих обчислювальних платформ	100
4.2.1 Об'єктно-орієнтована архітектура та модульна структура програмного комплексу.....	101
4.2.2 Організація людино-машинного інтерфейсу та взаємодії з периферійним обладнанням	104
4.3 Експериментальна верифікація ефективності системи візуального наведення в умовах розгортання на базі мікрокомп'ютера	108
4.4 Висновки до четвертого розділу.....	112
ВИСНОВКИ.....	114
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	117
ДОДАТОК А. АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ.....	126

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БПЛА	–	Безпілотний літальний апарат
СТЗ	–	Система технічного зору
ARM	–	Advanced RISC Machine, архітектура мікропроцесорів з обмеженим набором команд
CLAHE	–	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту
CNN	–	Convolutional Neural Network, згорткова нейронна мережа
CPU	–	Central Processing Unit, центральний процесор
CSI	–	Camera Serial Interface, послідовний інтерфейс камери
FPS	–	Frames Per Second, кількість кадрів за секунду
GPS	–	Global Positioning System, глобальна система позиціонування
GPU	–	Graphics Processing Unit, графічний процесор
INS	–	Inertial Navigation System, інерціальна навігаційна система
IoU	–	Intersection over Union, метрика перетину множин
KCF	–	Kernelized Correlation Filter, ядерний кореляційний фільтр
NPU	–	Neural Processing Unit, нейропроцесор
ORB	–	Oriented FAST and Rotated BRIEF, алгоритм виявлення та опису ключових точок
RGB	–	Red, Green, Blue, колірна модель (червоний, зелений, синій)
UART	–	Universal Asynchronous Receiver-Transmitter, універсальний асинхронний приймач-передавач
YOLO	–	You Only Look Once, сімейство нейромережових моделей

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Актуальність теми дослідження обумовлена стрімким розвитком та масовим впровадженням безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у різних сферах життєдіяльності, що висуває жорсткі вимоги до систем їх автоматичного візуального виявлення та наведення. Сучасні системи технічного зору працюють у складних динамічних умовах, де ефективність розпізнавання малорозмірних повітряних об'єктів критично залежить від якості вхідних відеоданих.

Наявність інтенсивних оптико-фотометричних завад, таких як динамічна нестабільність фону (рух хмарних мас, коливання рослинності), активний рух біологічних об'єктів (птахів, комах) та різкі зміни освітленості, призводить до значної кількості хибних спрацювань стандартних алгоритмів детектування. Проблема загострюється при високошвидкісному маневруванні цілей та виникненні візуальних оклюзій, що спричиняє деградацію траєкторій та втрату цілісності треку.

Використання ресурсомістких нейромережевих архітектур для повнокадрової обробки на вбудованих платформах часто є неможливим через обмежені обчислювальні ресурси, що унеможлиблює роботу в реальному часі. Таким чином, виникає необхідність у розробленні інтелектуальних методів попередньої обробки відеоданих та адаптивних алгоритмів управління, які б забезпечували високу точність локалізації цілей при мінімальному навантаженні на апаратну частину.

З огляду на це, науково-прикладною задачею дисертаційної роботи є підвищення точності наведення безпілотних літальних апаратів у реальному часі в умовах оптичних завад.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є підвищення точності наведення безпілотних літальних апаратів у реальному часі в умовах оптичних завад шляхом розроблення моделі автоматичної наведення, удосконалення методів виявлення цілей та їх адаптивного супроводження.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні взаємопов'язані часткові

завдання:

1. Проведення аналізу існуючих методів та засобів технічного зору в системах наведення БПЛА, дослідження впливу оптико-фотометричних умов на процес візуального спостереження та обґрунтування показників, критеріїв та методики дослідження.

2. Удосконалення методів технічного зору для виявлення БПЛА за рахунок інтеграції етапів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих.

3. Удосконалення методів адаптивного супроводження БПЛА за рахунок комплексування візуальних трекерів зі стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та запровадження інерційного прогнозування параметрів руху.

4. Розроблення та дослідження моделі автоматичного наведення на основі скінченного автомата з впровадженням темпоральної перевірки стабільності та семантичної верифікації потенційних цілей для мінімізації хибних спрацювань і оптимізації обчислювальних витрат у реальному часі.

5. Розроблення системи апаратно-програмних засобів для візуального наведення і реалізації досліджень ефективності вдосконалених методів виявлення та супроводження за критеріями точності та швидкодії.

Об'єкт дослідження – процес автоматичного візуального наведення на безпілотні літальні апарати у реальному часі в умовах оптичних завад.

Предмет дослідження – модель автоматичного наведення, методи просторово-морфологічної попередньої обробки, методи технічного зору для виявлення та адаптивного супроводження безпілотних літальних апаратів.

Методи дослідження:

- методи цифрової обробки сигналів та зображень;
- методи стохастичної фільтрації та кінематики;
- методи комп'ютерного зору для задач виявлення та супроводження;
- методи штучного інтелекту.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Удосконалено метод технічного зору для виявлення безпілотних літальних апаратів у відеопотоці за рахунок інтеграції етапів просторової та

морфологічної попередньої обробки відеоданих для реалізації механізмів адаптивної фільтрації динамічних оптико-фотометричних завад та структурної реконструкції силуетів цілей безпосередньо на ранніх стадіях аналізу кадру, що надає змогу підвищити точність селекції рухомих об'єктів та забезпечити формування просторових гіпотез щодо локалізації цілі у вигляді обмежених зон інтересу.

2. Отримав подальшого розвитку метод адаптивного супроводження цілей за рахунок комплексування візуальних трекерів із стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та запровадження інерційного прогнозування параметрів руху в моменти тимчасової втрати цілі, що забезпечує збереження цілісності треку та гарантує безперервність супроводження об'єкта в жорстких умовах його швидкого маневрування, зміни ракурсу та виникнення оклюзій.

3. Удосконалено модель автоматичного наведення на основі скінченного автомата за рахунок впровадження перевірки темпоральної стабільності потенційних цілей та семантичною верифікацією легковаговою нейромережею у межах локального фрагменту кадру, що надає змогу мінімізувати хибні фіксації на природні елементи сцени чи біологічні об'єкти, а також оптимізувати використання обчислювальних ресурсів при роботі системи в масштабі реального часу.

Практичне значення одержаних результатів:

1. Алгоритмічне та програмне забезпечення автоматичного виявлення повітряних об'єктів, практична цінність якого полягає у створенні уніфікованої бібліотеки алгоритмів, що інтегровані в єдиний програмний стек. Це дозволяє використовувати розроблений програмний модуль як самостійний інструмент для вирішення завдань первинної локалізації БПЛА та формування просторових гіпотез щодо їх розташування в умовах динамічного фону та оптичних завад.

2. Програмний комплекс адаптивного супроводження цілей, реалізований у програмному модулі через спеціалізований клас `TrackingManager`. Практичне значення полягає у створенні гнучкого інструментарію супроводження, який комплексує візуальні трекери зі стохастичною фільтрацією Калмана. Дане рішення забезпечує можливість інтеграції розробленого класу в бортові системи керування

для утримання цілі в умовах маневрування та тимчасових оклюзій, гарантуючи безперервність траєкторії супроводження.

3. Апаратно-програмна система автоматичного наведення, яка реалізує повний цикл функціонування від виявлення до захоплення та супроводження БПЛА, працюючи в реальному часі в умовах оптичних завад. Впровадження перевірки темпоральної стабільності та семантичної верифікації потенційних цілей перед захопленням дозволяє суттєво знизити ймовірність хибних спрацювань на біологічні об'єкти та природні завади, забезпечуючи при цьому високу швидкість обробки відеопотоку на вбудованих обчислювальних платформах з обмеженими ресурсами.

Особистий внесок здобувача. Всі основні результати дисертаційного дослідження, які винесені на захист, отримано автором самостійно. У наукових роботах, опублікованих в співавторстві, з питань, що стосуються цього дослідження, автору належать: [43] — розроблення комплексу алгоритмів попередньої обробки зображень (геометричні перетворення, фільтрація, еквалізація та адаптивна бінаризація) для підвищення точності систем оптичного розпізнавання образів; [10] — вибір та обґрунтування універсального та інформативного показника якості відеоданих, стійкого до зовнішніх впливів; [11] — проведення експериментальних досліджень та оцінка ефективності розробленого методу стабілізації яскравості відеопотоку в умовах інтенсивних змін освітленості сцени та дії зовнішніх завад; [41, 42] — математичне обґрунтування та розроблення методу аналізу мінливості яскравості відеоданих на основі показника середньої яскравості кадру (AFB) та створення алгоритмів лінійної стабілізації параметрів відеопотоку в реальному масштабі часу; [58] — проведення порівняльного аналізу та експериментальної оцінки ефективності модифікованих алгоритмів виявлення малорозмірних літаючих об'єктів за критеріями точності виявлення в умовах динамічної зміни фону та обмежених обчислювальних ресурсів.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана у Національному аерокосмічному університеті «Харківський авіаційний інститут» відповідно з державними програмами та планами НДР:

– НДР «Раціональне управління функціонуванням технічних систем з невизначеною динамікою» (ДР № 0124U000767, 2024-2026).

Роль автора у зазначених НДР, в яких автор був безпосереднім виконавцем, полягає у розробленні методів раціонального управління процесами візуального наведення в умовах невизначеної динаміку руху об'єктів та інтенсивного впливу оптико-фотометричних завад.

Апробація результатів дисертації. Результати дослідження апробовані на наступних міжнародних конференціях, праці яких індексуються у н.м.б.д. Scopus:

- 1) 2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek 2023);
- 2) 2024 International Scientific-Technical Conference on Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering (ICTM 2024);
- 3) 2024 14th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT 2024).

Публікації. За результатами досліджень опубліковано 7 робіт, серед яких:

- 2 статті у виданнях, що одночасно входять до міжнародних науково-метричних баз даних Scopus (квартиль — Q3) та Web of Science;
- 2 статті у наукових фахових виданнях України категорії «А»;
- 3 матеріали, що були представлені на міжнародних конференціях, які індексуються у науково-метричній базі даних Scopus.

Структура і об'єм дисертаційної роботи. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків і списку використаних джерел. Загальний обсяг дисертації складає 128 сторінок, з яких анотація двома мовами на 6 сторінках, зміст на 3 сторінках, перелік умовних позначень на 1 сторінці, основний текст на 100 сторінках, список використаних джерел із 73 найменувань на 9 сторінках. Робота містить 7 таблиць та 19 рисунків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТА УМОВ ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМ НАВЕДЕННЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

1.1 Призначення та особливості використання технічного зору в системах наведення БПЛА

Системи технічного зору (СТЗ) становлять невід’ємну складову сучасних інтелектуальних технологій, що застосовуються для автоматизованого сприйняття навколишнього середовища та прийняття рішень на основі обробки візуальної інформації. Технічний зір слід розглядати як інтегровану систему, що поєднує апаратні та програмні компоненти, здатні забезпечити інтерпретацію зображень і відеоданих у режимі, наближеному до людського зорового сприйняття. На відміну від класичних сенсорних засобів, які формують дані у вигляді числових або бінарних сигналів, СТЗ забезпечує отримання детальної, контекстуально насиченої інформації про просторове оточення.

Сучасні безпілотні літальні апарати, особливо в умовах автономного або напівавтономного функціонування, дедалі частіше інтегрують системи технічного зору як ключовий елемент для реалізації задач наведення. Використання технічного зору дозволяє БПЛА здійснювати виявлення, розпізнавання та супровід об’єктів у режимі реального часу, що є принципово важливим для широкого кола застосувань — від екологічного або інфраструктурного моніторингу до виконання завдань високоточної розвідки у військовому середовищі.

У порівнянні з класичними навігаційними засобами, зокрема глобальними супутниковими навігаційними системами (GPS/GLONASS) та інерціальними навігаційними системами (INS), СТЗ мають низку принципових переваг, що набувають особливої значущості у задачах наведення на рухомі або слабо прогнозовані об’єкти. У таблиці 1.1 представлено результат порівняння систем на основі технічного зору з класичними навігаційними засобами.

Таблиця 1.1 – Порівняння технічного зору та традиційних навігаційних систем у контексті задач наведення БПЛА

№	Критерій	Технічний зір	GPS/GLONASS	INS
1	Тип отримуваної інформації	Візуальна: зображення, об'єкти, траскторії	Глобальні координати	Орієнтація, прискорення, швидкість
2	Здатність виявляти об'єкти	Так, з високою точністю (за умови навчання/алгоритмів)	Ні	Ні
3	Автономність в складному середовищі	Висока, за умови якісного освітлення або ІЧ-камер	Обмежена (глушіння сигналу, тінь, перешкоди)	Висока, але з наростаючою похибкою
4	Використання для наведення	Безпосереднє (наведення за зображенням або траскторією цілі)	Опосередковане (необхідні координати об'єкта)	Неможливе без інших сенсорів
5	Реакція на зміни в оточенні	Миттєва (при наявності кадрів)	Відсутня	Відсутня
6	Потреба в зовнішньому сигналі	Ні	Так	Ні
7	Обмеження	Залежність від умов освітлення, великі обчислювальні ресурси	Недоступність у закритих або зашумлених зонах	Зміщення координат із часом (дрейф)
8	Сценарії ефективного застосування	Виявлення цілей, супровід, уникнення перешкод, візуальна навігація	Стратегічне позиціонування, маршрутне планування	Підтримка стабільності та орієнтації при маневруванні

Зокрема, традиційні сенсорні системи надають інформацію виключно про положення та орієнтацію самого безпілотного літального апарата в глобальній або локальній системі координат, однак не забезпечують можливості безпосереднього виявлення об'єктів у навколишньому середовищі. Цю обмеженість автори

оглядового дослідження [1] окреслюють як критичну у складних умовах, де GNSS (Global Navigation Satellite System) недоступний або нестабільний. Також у роботі акцентується увага на тому, що INS зазнає значного накопичення похибок у часі, що обмежує її використання без зовнішніх джерел корекції.

Крім того, згадані засоби є недостатньо чутливими до локальних змін обстановки. Вони не реагують на появу нових об'єктів, перешкод або зміну умов навігації, що знижує їхню ефективність у сценаріях, які передбачають динамічну взаємодію з середовищем — зокрема під час переслідування, уникнення зіткнень або візуального супроводу цілей у складних умовах.

На цьому тлі СТЗ істотно розширюють можливості автономного управління, оскільки надають БПЛА здатність сприймати навколишній світ у візуальній формі та приймати рішення на основі аналізу отриманих зображень. Вони дозволяють не лише орієнтуватися у просторі, а й виявляти об'єкти без попередньо відомих координат, аналізувати їхню поведінку, здійснювати відносну навігацію та оперативно адаптувати траєкторію руху відповідно до візуально зафіксованих змін середовища. Практичну ефективність такого підходу підтверджено в роботі [2], де запропоновано систему автономної взаємодії між наземним та повітряним агентами у середовищі з повною відсутністю GNSS-сигналів і комунікації між платформами.

Окрему цінність становить можливість реалізації навігації за зображенням (Visual Odometry) та локалізації у режимі реального часу за допомогою SLAM-алгоритмів. Як підкреслено у [1] та [3], саме такі підходи забезпечують найбільшу гнучкість у розв'язанні навігаційних завдань, де традиційні GPS/INS системи втрачають свою функціональність.

Проте для ефективної реалізації навігаційних та пошукових завдань — зокрема, наведення на об'єкти, супроводу цілей, виявлення перешкод та орієнтацію в складному середовищі — необхідно забезпечити відповідність таких систем до низки критичних технічних вимог. Однією з основоположних вимог є висока обчислювальна продуктивність. Алгоритми комп'ютерного зору повинні функціонувати з мінімальною затримкою, забезпечуючи обробку відеопотоку з частотою не нижче 25–30 кадрів за секунду. Як продемонстровано в дослідженні [4],

легковагова сегментаційна мережа MsFireD-Net досягає продуктивності 25 FPS (frames per second) на центральному процесорі, що цілком відповідає вимогам реального часу для систем наведення БПЛА.

Важливим є також фактор енергоефективності, що набуває особливого значення у випадках використання БПЛА з обмеженими енергетичними ресурсами, зокрема для апаратів малої або середньої дальності. Відтак, усе більшого поширення набувають легковагові та оптимізовані алгоритмічні рішення — зокрема, моделі YOLO-Nano, MobileNet, MsFireD-Net, а також адаптивні версії YOLOv8, як-от АТА-YOLOv8, які забезпечують компроміс між точністю розпізнавання та обчислювальною ефективністю [5].

Не менш важливим є урахування апаратних обмежень, притаманних конкретним платформам. При використанні таких обчислювальних модулів, як Raspberry Pi, NVIDIA Jetson Nano, Intel Movidius або мікроконтролери з підтримкою нейронних обчислень, необхідно адаптувати алгоритми до обмеженого обсягу пам'яті, пропускної здатності шин та наявних засобів апаратного прискорення. У дослідженні [6] підтверджено, що розроблена система посадки та уникнення перешкод на базі Raspberry Pi та камери NoIR успішно виконує навігаційні завдання при споживанні лише 3.5 Вт потужності, що робить її придатною для використання на платформах із жорсткими енергетичними та обчислювальними обмеженнями.

Таким чином, використання технічного зору в системах наведення БПЛА передбачає обробку візуальної інформації в реальному часі, виявлення та супроводження цілей із мінімальною затримкою, що є неможливим при використанні виключно традиційних сенсорних засобів. Впровадження таких систем потребує комплексного підходу, який поєднує вимоги до обчислювальної ефективності, енергоспоживання, стійкості до завад та адаптивності до обмежень апаратного забезпечення. Подальші наукові дослідження та інженерні розробки у цій галузі орієнтовані на створення високопродуктивних, автономних та енергоефективних візуальних підсистем, здатних до стабільного функціонування в умовах обмежених ресурсів і складного зовнішнього середовища, що забезпечує суттєве розширення функціональності БПЛА у військових і цивільних сферах.

1.2 Вплив оптико-фотометричних умов, турбулентності та динамічних збурень середовища на процес спостереження

Сучасні системи візуального наведення безпілотних літальних апаратів функціонують в умовах складної, непередбачуваної та постійно змінної обстановки. Ефективність автоматичного виявлення та супроводження повітряних цілей критично залежить від якості вхідного відеопотоку, яка, у свою чергу, формується під впливом суперпозиції зовнішніх факторів середовища та внутрішніх характеристик оптико-електронної апаратури. Аналіз цих дестабілізуючих факторів є необхідною передумовою для обґрунтування математичного апарату та методів технічного зору.

1.2.1 Типологія сцен спостереження та вплив просторових перешкод

У задачах стаціонарного візуального моніторингу повітряного простору доцільно класифікувати умови спостереження за трьома категоріями: сцени з домінуванням неба, комбіновані сцени («небо–горизонт») та сцени зі складним рельєфом або урбаністичною забудовою. Кожна з цих категорій генерує специфічний набір просторових перешкод.

У сценах з домінуванням неба критичним фактором є низький контраст малорозмірних цілей на тлі стохастичної динаміки хмарного покриву. Атмосферні неоднорідності формують ефект «псевдоруху», що ускладнює побудову статичної моделі фону. Для підвищення робастності детектора до змін освітлення та фонових флуктуацій ефективним є застосування методів просторово-часової аугментації даних на етапі навчання [7].

Сцени зі складним рельєфом та урбаністичною забудовою відрізняються високим рівнем структурного шуму (рослинність, інженерні споруди). Наявність таких перешкод створює умови для виникнення часткових або повних оклюзій, що призводить до дискретності візуального контакту та ускладнює алгоритмічну екстраполяцію траєкторії під час переривання спостереження [8].

Окремим викликом є селекція цілей на тлі біологічних об'єктів (птахів, комах), кінематичні сигнатури яких корелюють з рухом БПЛА. Для їх ефективної сепарації необхідне використання каскадних нейромережових архітектур, що комплексують аналіз морфологічних ознак з оцінкою характеру руху. Експериментально підтверджено, що в найбільш насичених сценаріях інтеграція методів оптичного потоку та детекторів глибокого навчання (типу YOLO) дозволяє надійно класифікувати динамічні об'єкти, мінімізуючи похибку локалізації шляхом фільтрації статичних елементів сцени [9].

1.2.2 Оптико-фотометричні умови формування зображення

Якість відеоданих визначається фотометричними умовами, які безпосередньо формують співвідношення сигнал-шум (SNR), динамічний діапазон та просторову роздільну здатність матриці камери. За умов рівномірного денного освітлення гістограма яскравості дозволяє ефективно застосовувати градієнтні та ознакові детектори, хоча рух тіней від хмар та загальна мінливість освітлення сцени можуть генерувати хибні динамічні події, що вимагає впровадження алгоритмів оцінки та стабілізації параметрів відеопотоку [8, 10, 11].

Критичним фактором дестабілізації є контрове освітлення, перетримка або наявність точкових джерел високої інтенсивності. Це розширює динамічний діапазон сцени за межі лінійного відгуку матриці, спричиняючи ефект силуетного відображення, при якому втрачаються внутрішні текстурні та колірні ознаки об'єкта. Додатково різноманітні оптичні артефакти, такі як відблиски лінз та ореоли, можуть суттєво спотворювати візуальне подання цілі та інтерпретуватися системою як хибні рухомі об'єкти, що призводить до зростання ймовірності помилкової тривоги [10].

В умовах низької освітленості робота алгоритмів автоматичного підсилення призводить до зростання високочастотного цифрового шуму сенсора, який безпосередньо корелює з хибними спрацюваннями детекторів руху. Вирішення цієї проблеми робить обов'язковим застосування етапів попередньої обробки

відеоданих, зокрема використання методів лінійної та нелінійної просторової фільтрації для усунення шумів [12], а також алгоритмів адаптивної нормалізації та стабілізації контрасту [10, 11].

Геометричні обмеження оптичної системи зумовлюють проблему малого розміру проекції цілі, яка на дальніх дистанціях може займати площу лише у декілька пікселів. Це є типовим викликом для систем технічного зору, що ідентифікують малорозмірні БПЛА у широкому полі зору. Такий масштаб робить класичні методи просторового аналізу надзвичайно вразливими до оптичних аберацій та цифрових завад, вимагаючи обов'язкового комплексування градієнтних методів з алгоритмами оцінки динаміки або багаторівневими моделями виявлення цілей [13].

Вибір оптики базується на пошуку компромісу між широким полем зору та високою кутовою роздільною здатністю камери. Довгофокусні об'єктиви суттєво підвищують дальність виявлення, але висувають жорсткі вимоги до механічної стабілізації платформи, оскільки найменші мікровібрації трансформуються у значні зміщення зображення, роблячи актуальним застосування алгоритмів цифрової стабілізації відеопотоку [13]. Для мінімізації геометричних спотворень рухомих об'єктів пріоритетним є використання сенсорів із глобальним затвором, що повністю нівелює ефекти просторової деформації, характерні для матриць із рядковим зчитуванням під впливом вібрацій.

1.2.3 Вплив динамічних збурень середовища та нестабільності платформи

Реальні умови функціонування систем наведення завжди супроводжуються атмосферними та механічними збуреннями. Атмосферні опади (дощ, сніг) формують поле високочастотного шуму, що генерує множину хибних динамічних подій, а забруднення передньої лінзи створює зони статичної оклюзії. Наявність аерозолів (туман, дим) призводить до зниження контрастної передатної функції системи, що ускладнює градієнтну сегментацію об'єктів на великих дистанціях і вимагає застосування алгоритмів, стійких до динамічних змін фону [7].

Суттєвим дестабілізуючим фактором є оптична турбулентність, спричинена флуктуаціями показника заломлення повітряних мас. Цей ефект проявляється у вигляді хаотичних геометричних деформацій хвильового фронту та сцинтиляцій інтенсивності. При використанні довгофокусної оптики турбулентність діє як низькочастотний фільтр, нівелюючи дрібні деталі текстури об'єкта, що критично знижує ймовірність правильної класифікації малорозмірних БПЛА [13].

Вітрове навантаження виступає джерелом комплексних завад: воно індукує рух фонових об'єктів та викликає мікровібрації платформи. Механічна нестабільність призводить до глобального зміщення кадру, спектр якого може містити як низькочастотні, так і високочастотні складові, що обумовлює необхідність впровадження ефективних методів цифрової стабілізації [12].

Для CMOS-сенсорів із рядковим зчитуванням високочастотні вібрації є причиною виникнення нелінійних просторових спотворень, коли геометрія об'єкта деформується внаслідок часового зсуву експозиції рядків. Це порушує метрику схожості у кореляційних трекарах. Крім того, комбінація вібрацій та недостатнього освітлення призводить до розмиття зображення, що деградує градієнтні ознаки та знижує точність оцінки вектора швидкості динамічних об'єктів [9].

1.3 Аналіз існуючих методів технічного зору в системах наведення БПЛА

У загальному випадку процес автоматичного візуального наведення на рухомі повітряні об'єкти концептуально поділяється на два тісно взаємопов'язані етапи: первинне виявлення (просторова локалізація цілі в кадрі) та подальше безперервне супроводження виявленого об'єкта у відеопотоці в умовах зміни його масштабу, ракурсу та можливих перекриттів. Ефективність функціонування системи на обох етапах критично залежить від обраного математичного апарату та алгоритмічної бази.

Водночас практична реалізація методів технічного зору у складі автономних або мобільних комплексів спостереження накладає жорсткі апаратні обмеження. Обчислювачі таких платформ зазвичай мають лімітовані ресурси центрального

процесора та оперативної пам'яті. У такому середовищі недоцільно застосовувати методи зі змінною або експоненційно зростаючою обчислювальною складністю. Натомість система повинна забезпечувати безперервну обробку відеоданих у режимі реального часу з мінімальними затримками, віддаючи перевагу алгоритмам із передбачуваною складністю, малими буферами історії та стабільною швидкістю.

Для обґрунтування вибору базового математичного апарату та виявлення його вразливостей нижче наведено критичний аналіз основних груп методів виявлення та супроводження. Основний акцент при цьому зроблено на оцінці їхньої обчислювальної складності, точності локалізації та стабільності роботи за умови впливу оптико-фотометричних завад без застосування додаткових етапів попередньої обробки відеоданих.

1.3.1 Методи виявлення на основі просторових градієнтів та кінематичних ознак

Фізична природа об'єктів штучного походження, до яких належать безпілотні літальні апарати, характеризується наявністю чітко виражених геометричних примітивів та контрастних переходів на межах корпусу. Ці властивості формалізуються через поняття просторового градієнта функції яскравості зображення, що дозволяє формувати комплексні текстурні дескриптори (наприклад, гістограми спрямованих градієнтів) для селекції аномалій на фоні неба [14]. Вибір конкретного математичного методу виявлення країв базується на компромісі між точністю локалізації контуру та обчислювальною складністю алгоритму в умовах бортового застосування.

Для задач експрес-аналізу сцени, де пріоритетом є швидкість, доцільно використовувати методи, що базуються на пошуку перетинів нуля другою похідною функції яскравості. Математичною моделлю такого детектора є оператор Лапласа. Для двовимірного цифрового зображення $I(x, y)$ лапласіан $\nabla^2 I$ апроксимується через скінченні різниці і може бути представлений як згортка зображення з ядром K_{Laplace} :

$$L(x, y) = I(x, y) \cdot K_{\text{Laplace}}, \quad (1.1)$$

де K_{Laplace} — маска фільтра, що реалізує дискретне диференціювання.

Такий підхід дозволяє ефективно підкреслити контури об'єкта, залишаючись при цьому обчислювально ефективним, що підтверджується порівняльним аналізом з методами шаблонного співставлення [15].

У складних умовах спостереження, коли зображення зашумлене текстурою фону, просте диференціювання демонструє низьку завадостійкість. Більш надійним підходом є використання методів структурного аналізу, зокрема алгоритму Кенні, який забезпечує оптимальне співвідношення між точністю виявлення та локалізацією меж [16]. Реалізація цього методу починається з попередньої низькочастотної фільтрації для усунення адитивного шуму, що математично описується згорткою вхідного зображення з ядром Гауса [17]. На основі згладженого зображення виконується обчислення компонент вектора градієнта вздовж осей абсцис та ординат, для чого застосовуються різницеві оператори (наприклад, ядра Собеля). Результуюче поле градієнтів характеризується скалярною величиною модуля $M(x, y)$, яка в кожній точці растра визначається як евклідова норма відповідних проекцій G_x та G_y :

$$M(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)}. \quad (1.2)$$

Для забезпечення геометричної точності контурів отримане поле магнітуд піддається процедурі придушення максимумів (Non-Maximum Suppression), сутність якої полягає у збереженні лише тих точок, де значення модуля градієнта досягає локального екстремуму в напрямку вектора градієнта. Фіналізація процесу відбувається шляхом гістерезисної порогової фільтрації, що дозволяє сформувати зв'язні границі об'єкта, ігноруючи слабкі градієнти, які не мають топологічного зв'язку з основними контурами.

За умови сталості фону при зйомці, що передбачає використання камери на стабілізованій платформі або роботі в режимі зависання, доцільно використовувати групу методів просторово-часової сегментації, які базуються на аналізі часової еволюції інтенсивності пікселя $X_t = \{I_t, I_{t-1}, \dots, I_{t-n}\}$.

Найпростішим підходом до виявлення динаміки є аналіз міжкадрової різниці, який математично описується пороговою функцією від абсолютної різниці інтенсивностей суміжних кадрів:

$$M(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{при } |I(x, y, t) - I(x, y, t - 1)| > T_{\text{diff}}; \\ 0, & \text{при } |I(x, y, t) - I(x, y, t - 1)| \leq T_{\text{diff}}, \end{cases} \quad (1.3)$$

де T_{diff} — емпіричний поріг чутливості.

Хоча цей метод має мінімальну обчислювальну складність $O(1)$ для кожного пікселя, в умовах натурних випробувань він демонструє низьку робастність. Природні стохастичні процеси, такі як рух хмар, коливання листя або зміна глобальної освітленості, створюють значну дисперсію значень пікселів фону, що призводить до появи «динамічного шуму» та численних хибних спрацювань.

Для компенсації впливу динамічного фону доцільно перейти від детермінованих моделей до імовірнісних. Найбільш ефективним методом для задач, де фон має мультимодальний розподіл, є метод суміші гауссіан (Gaussian Mixture Models — GMM). У цьому підході історія значень кожного пікселя моделюється як суміш K нормальних розподілів. Критерій класифікації пікселя як фонового базується на перевірці його відповідності одному з найбільш вірогідних розподілів, які визначаються сортуванням за відношенням ω_k/σ_k . Якщо значення пікселя потрапляє в межі 2.5σ одного з цих розподілів, він вважається частиною фону. Такий підхід дозволяє адаптуватися до повторюваних рухів у сцені, ефективно фільтруючи шуми, що підтверджується порівняльними дослідженнями алгоритмів виявлення руху [18].

Як альтернатива GMM для обчислювальних платформ з обмеженими ресурсами використовуються непараметричні методи, зокрема алгоритм KNN (k -

Nearest Neighbors) або його модифікації (наприклад, ViBe). На відміну від методу суміші гауссіан, ці алгоритми не намагаються апроксимувати статистику фону складними аналітичними функціями розподілу. Замість цього принцип їх роботи базується на збереженні та циклічному оновленні буфера реальних значень яскравості для кожного пікселя за певний проміжок часу.

Такий підхід забезпечує суттєву перевагу у швидкодії, оскільки алгоритм оперує лише цілочисельними порівняннями та уникає ресурсомістких математичних операцій, таких як обчислення експонент чи логарифмів. Це робить його оптимальним вибором для реалізації на вбудованих мікроконтролерах та спеціалізованих платах (наприклад, NVIDIA Jetson), що використовуються для керування БПЛА [19].

У той час як методи віднімання фону забезпечують лише бінарну локалізацію змін у сцені, методи, що базуються на оцінці оптичного потоку, надають якісно вищий рівень аналітичної інформації. Вони дозволяють визначити векторні характеристики руху — напрямок та миттєву швидкість. Це надає системі можливість виконувати семантичну селекцію цілей, відокремлюючи когерентний поступальний рух літального апарата від стохастичних збурень середовища.

В умовах обмежених обчислювальних ресурсів бортового комп'ютера найбільш доцільним є використання розріджених методів, зокрема алгоритму Лукаса-Канаде. Метод базується на гіпотезі про локальну узгодженість потоку: припускається, що вектор швидкості V є константою в межах локального вікна Ω навколо точки інтересу. Це дозволяє перейти від одного рівняння до перевизначеної системи лінійних рівнянь:

$$\sum_{(x,y) \in \Omega} (I_x(x,y)u + I_y(x,y)v + I_t(x,y))^2 \rightarrow \min. \quad (1.4)$$

Такий підхід дозволяє ефективно оцінювати кінематику характерних кутових точок з мінімальними витратами ресурсів, що підтверджується сучасними дослідженнями ефективності відеоаналітики [20]. Однак, метод чутливий до

порушення гіпотези про сталість вектора швидкості всередині вікна, тому найкраще працює для відстеження жорстких елементів конструкції БПЛА.

Для задач, де ціль не має чітко виражених кутових ознак (розмитий силует, низький контраст), застосовується метод Фарнебака, який формує щільне векторне поле. В основі методу лежить апроксимація околу кожного пікселя квадратичним поліномом:

$$f(x) \sim x^T A x + b^T x + c. \quad (1.5)$$

Рух об'єкта інтерпретується як зміщення d полінома ідеального сигналу $I_2(x) = I_1(x - d)$. Вектор зміщення d обчислюється аналітично через коефіцієнти поліноміального розкладу:

$$d = -\frac{1}{2} A^{-1} (b_2 - b_1). \quad (1.6)$$

де A, b_1, b_2 — параметри апроксимації для поточного та попереднього кадрів.

Це дозволяє отримати детальну карту руху навіть за умов складних геометричних трансформацій [21]. Аналіз щільного поля уможливорює реалізацію кінематичної фільтрації: вектори руху хмарних мас утворюють глобально корельований потік, на фоні якого рух БПЛА ідентифікується як локальна векторна аномалія. Основним обмеженням даної групи методів є припущення про лінійність змін інтенсивності, яке порушується при швидкому русі цілі.

1.3.2 Методи виявлення на основі локальних інваріантних ознак

Ознакові методи розглядають зображення як сукупність локальних сингулярностей (ключових точок). У контексті задачі наведення БПЛА підхід полягає у виділенні та математичному описі стійких елементів структури цілі,

інваріантних до афінних перетворень. Процес обробки декомпонується на два етапи: виявлення точок інтересу та генерація їх дескрипторів.

Враховуючи обмежені обчислювальні ресурси бортових систем, використання класичних детекторів на основі обчислення власних чисел матриці автокореляції (як у методі Харріса) є нераціональним [22]. Оптимальним рішенням є застосування критерію FAST, який базується на прямому аналізі інтенсивності пікселів без обчислення похідних. Цей метод забезпечує високу швидкість завдяки використанню алгоритму машинного навчання ID3 для побудови дерева рішень, що мінімізує кількість перевірок для відбракування некутових точок.

Класичний алгоритм FAST не має вбудованої метрики орієнтації, що робить його вразливим до обертання цілі в кадрі. У таких випадках доцільно використовувати бінарні дескриптори сімейства ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF), які є ефективною альтернативою традиційним ресурсомістким методам SIFT та SURF, що є надто повільними для задач реального часу та чутливими до змін середовища [23]. Для усунення цього недоліку в методі ORB застосовується техніка «центроїда інтенсивності». Її фізична сутність полягає в припущенні, що розподіл яскравості в околі кутової точки зміщений відносно її геометричного центру. Вектор зсуву від геометричного центру до "центру мас" яскравості і задає унікальну орієнтацію кута.

Сам дескриптор формується на основі алгоритму BRIEF, який виконує серію бінарних тестів. Щоб зробити дескриптор стійким до обертання, координати точок тестування (x_i, y_i) попередньо повертаються на обчислений кут θ за допомогою матриці повороту R_θ [24]. Бінарний код дескриптора формується шляхом порівняння яскравості в уже повернутих парах точок, що гарантує незмінність послідовності бітів у дескрипторі незалежно від того, під яким кутом БПЛА спостерігає ціль.

Ідентифікація об'єкта здійснюється шляхом знаходження відповідностей між дескрипторами в поточному кадрі та еталоном (або попереднім кадром). Завдяки бінарній природі ORB, мірою подібності є відстань Хеммінга — кількість позицій, у яких біти двох векторів відрізняються. Ця операція ефективно реалізується на

апаратному рівні через інструкцію XOR та підрахунок одиничних бітів. Оскільки пряме співставлення генерує значну кількість хибних пар [25], особливо при наявності повторюваних текстур фону, необхідним етапом є геометрична верифікація. Для цього застосовуються ітеративні алгоритми оцінки параметрів моделі, такі як RANSAC (Random Sample Consensus) [26]. Метод дозволяє виділити групу точок, які узгоджуються з гіпотезою про гомографію або фундаментальну матрицю, відсіюючи шумові викиди.

1.3.3 Методи наведення засновані на технологіях глибоких згорткових нейронних мереж

Методи глибокого навчання забезпечують якісний перехід від простого виявлення аномалій до повноцінного розпізнавання образів. У контексті системи наведення це дозволяє вирішити проблему семантичної класифікації: надійно диференціювати цільовий БПЛА від орнітологічних об'єктів або динамічних атмосферних явищ. Сучасні дослідження підтверджують, що інтеграція глибоких мереж дозволяє не лише виявляти об'єкт, але й виконувати оцінку ризиків зіткнення в реальному часі, що є критичним для автономних безпілотних систем [27].

На відміну від класичних алгоритмів, які потребують ручного формування ознакового простору, глибокі нейронні мережі здійснюють автоматичне вилучення релевантних ознак безпосередньо із вхідних зображень, що суттєво підвищує ефективність при роботі зі складними, зашумленими або частково перекритими об'єктами, як показано у дослідженні YOLOX-drone, що використовує координатну увагу для посилення значущих ознак і пригнічення шумових компонентів [28].

Фундаментом сучасних систем виявлення об'єктів є згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN), що реалізують ієрархічне вилучення ознак. Як показано в [29], CNN-архітектури не лише ефективно здійснюють вилучення візуальних ознак, а й дозволяють реалізовувати спеціалізовані задачі, такі як виявлення злітно-посадкових смуг у реальному часі. Найбільш поширеними архітектурами у цій галузі є R-CNN (Region-based CNN), SSD (Single Shot MultiBox

Detector) та YOLO (You Only Look Once). Підходи на основі R-CNN характеризуються поетапною обробкою: генерація регіонів-кандидатів та їх подальша класифікація окремим CNN-модулем. У роботі [27] модель Mask R-CNN демонструє здатність точно визначати область об'єкта на відстані до 400 м, що є критичним для завдань повітряного уникнення зіткнень. Проте, як зазначають автори [30], такі поетапні методи часто поступаються в продуктивності одноетапним архітектурам YOLO у контексті реального часу, особливо при обмежених ресурсах бортового обладнання.

Модифікації Fast R-CNN і Faster R-CNN дозволили значно підвищити швидкодію, інтегрувавши етап генерації регіонів у загальну архітектуру. Архітектури SSD і YOLO реалізують повністю конвеєрну схему обробки, в якій виявлення об'єктів здійснюється в один прохід, що робить їх придатними для застосування в реальному часі. У статті [31] підкреслено, що YOLO-архітектури, завдяки своїй одноетапній структурі, визнані одними з найефективніших для задач виявлення в реальному часі на борту БПЛА, особливо у сферах моніторингу, картографування та цільової навігації. Це також підтверджено експериментами у [32], де показано, що одноетапні моделі YOLO демонструють істотно менший час інференсу у порівнянні з багатокроковими архітектурами, зберігаючи при цьому високий рівень точності навіть у складних польових умовах. Однак для складних умов, де рух об'єкта повільний або присутні значні рухи камери, класичні архітектури можуть демонструвати недостатню ефективність, на відміну від моделей, що поєднують пам'ять фону з глибокими сітками, як це реалізовано в VMem-VOS [33].

У задачах супроводження об'єктів значного поширення набули комплексні підходи, які поєднують глибоке виявлення з алгоритмами відстеження. Наприклад, у роботі [34] запропоновано підхід MVTL-UAV, що інтегрує виявлення та відстеження на основі глибоких мереж, враховуючи специфіку середовища та використовуючи багатоперспективну інформацію для покращення відповідності ідентифікаторів цілей. Комбінації типу YOLO + Deep SORT є стандартом для реалізації мультиоб'єктного супроводження у режимі реального часу. На

підтвердження цього, в [35] описано ефективне поєднання YOLOv5 із DeepSORT для багатооб'єктного трекінгу БПЛА, де підкреслюється важливість стабільного ReID-модуля в умовах перехрещення траєкторій та часткових оклюзій. У таких системах нейромережевий модуль виконує локалізацію об'єктів, а асоціативний трекер на основі ознак та предиктивного моделювання (наприклад, фільтра Калмана) підтримує міжкадрову відповідність.

Окрему групу становлять моделі на основі трансформерів, такі як TransTrack або TrackFormer, які застосовують механізм самоуваги для глобального аналізу взаємозв'язків між об'єктами у послідовності кадрів. Вони демонструють високу точність у задачах багатопланової динаміки, хоча потребують більших ресурсів і поки що поступаються CNN-підходам за швидкістю на вбудованих обчислювальних платформах. Дослідження [36] пропонує реалізацію ParallelTracker — трекера на основі трансформера, що використовує паралельні модулі вилучення ознак та самоуваги для покращення точності та збіжності моделі.

Попри значні переваги в точності, методи глибокого навчання мають низку обмежень. Вони характеризуються високими вимогами до обчислювальних ресурсів — як на етапі навчання, так і під час інференсу, що ускладнює їх безпосереднє використання на борту малопотужних БПЛА. У таких випадках доцільним є застосування оптимізованих моделей (YOLOv5/8 Nano, MobileNet, EfficientDet) або використання методів квантизації та апаратного прискорення (наприклад, TensorRT, EdgeTPU). Крім того, ефективність таких систем істотно залежить від якості й репрезентативності навчальних вибірок, що мають враховувати специфіку сценаріїв застосування — ракурси, освітлення, типи об'єктів, фонові умови.

1.3.4 Методи кореляційного супроводження та асоціації вимірювань

У загальній архітектурі системи наведення підсистема супроводження виконує задачу оцінки стану цілі x_t у момент часу t на основі попереднього стану x_{t-1} та поточних вимірювань сенсора. Серед існуючих підходів провідне місце займають методи дискримінативного кореляційного аналізу (DCF) та методи відстеження

розріджених ознак. Їхньою ключовою перевагою є використання темпоральної когерентності відеопотоку, що дозволяє локалізувати об'єкт у вузькій зоні пошуку, знижуючи обчислювальну складність з $O(N)$ до суттєво менших значень.

В основі математичної моделі кореляційного супроводження (КСФ) лежить ідея навчання класифікатора, який здатен відрізнити цільовий об'єкт від його локального оточення. На відміну від класичних методів, де негативні приклади (фон) вибираються випадковим чином, КСФ використовує щільну вибірку. Математично це реалізується через циклічні зсуви. Якщо x — вектор ознак цілі розмірністю n , то матриця даних X формується з усіх можливих циклічних зсувів вектора x . Така матриця є циркулянтною. Ця властивість є критичною, оскільки циркулянтні матриці діагоналізуються дискретним перетворенням Фур'є, що дозволяє замінити складні матричні операції на швидкі поелементні дії. Позиція цілі визначається зворотним перетворенням Фур'є: координати глобального максимуму на відновленій карті відгуку вказують на нове положення центру об'єкта.

Альтернативний підхід базується на відмові від цілісного опису об'єкта на користь хмари локальних точок інтересу $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$. Задача супроводження формулюється як оцінка параметрів геометричної трансформації (гомографії або афінного перетворення) між множинами точок у суміжних кадрах. Для розрахунку зміщення використовується метод оптичного потоку Лукаса-Канаде, а відсіювання аномалій — точок, що належать фону або перекриті перешкодою — здійснюється ітеративним алгоритмом RANSAC. Цей метод є стійкішим до часткових оклюзій, оскільки дозволяє утримувати ціль навіть за 30-40% видимих точок.

Попри ефективність, кореляційні трекери страждають від так званих «граничних ефектів». Вони виникають через природу дискретного перетворення Фур'є, яке припускає періодичність сигналу, що призводить до спотворень на краях вікна пошуку. Крім того, при тривалому супроводженні відбувається накопичення помилки та забруднення моделі фоновими пікселями. Для вирішення цієї проблеми пропонується вводити у цільову функцію додаткові члени просторово-часової регуляризації та використовувати маски для штрафування фонових областей, що забезпечує більш чітку сепарацію об'єкта від складного оточення [37].

Задача супроводження цілі також може бути вирішена окремою групою методів, заснованих на парадигмі «супроводження через виявлення», що стала домінуючим підходом в організації систем моніторингу завдяки стрімкому прогресу в точності згорткових нейронних мереж. На відміну від класичних методів, де ініціалізація відбувається одноразово, тут процедура виявлення виконується для кожного кадру. Завдання трекера трансформується у задачу асоціації даних: необхідно встановити взаємно однозначну відповідність між множиною нових вимірювань $D_t = \{d_1, d_2, \dots, d_M\}$ та множиною активних траєкторій $T_{t-1} = \{tr_1, tr_2, \dots, tr_N\}$.

Критичним фактором ефективності є вибір метрики вартості, що відображає "відстань" між i -м треком та j -м виявленням. У базових алгоритмах (наприклад, SORT) використовується метрика на основі перекриття обмежувальних рамок (IoU). Цей підхід забезпечує високу швидкодію, однак є вразливим при швидкому русі БПЛА, коли IoU стає нульовим. Для компенсації цього ефекту в сучасних алгоритмах геометрична метрика доповнюється відстанню Махаланобіса d_{mah} та косинусною відстанню d_{cos} у просторі глибоких ознак. Комбінована метрика дозволяє нівелювати вплив нестабільності камери та часткових перекриттів. Як показано в роботі [38], інтеграція модуля переідентифікації на базі нейромережі (наприклад, ResNet-50 або OSNet) у структуру трекера значно підвищує стійкість системи.

Класичні підходи часто відкидають виявлення з низьким рівнем довіри як шум, що призводить до втрати малоконтрастних об'єктів. Для вирішення цієї проблеми застосовується двоступенева стратегія асоціації (алгоритм BYTE). При першій ітерації асоціація виконується лише для виявлень з високим рівнем довіри з наявними треками. На другій ітерації неасоційовані треки намагаються знайти відповідність серед виявлень з низьким рівнем довіри, які зазвичай ігноруються. Такий підхід дозволяє суттєво підвищити чутливість системи до дрібних та віддалених цілей, використовуючи інформацію про передбачене положення з фільтра Калмана для валідації низькоякісних вимірювань, без збільшення кількості хибних траєкторій.

1.3.5 Методи стохастичного прогнозування параметрів руху

Вимірювання миттєвого положення об'єкта на площині зображення завжди містять флуктуаційну помилку, зумовлену тепловим шумом сенсора, дискретністю піксельної сітки та високочастотними вібраціями платформи. Крім того, дискретність роботи відеосистеми не дозволяє отримувати інформацію у проміжках між кадрами, а у моменти тимчасової оклюзії потік даних переривається повністю. Для вирішення цих проблем застосовуються методи стохастичного оцінювання, які розглядають рух БПЛА як динамічний процес у дискретному часі, що підпорядковується фізичним законам інерції, але піддається впливу випадкових збурень.

Базовим інструментом оцінки стану системи є дискретний фільтр Калмана. Стан об'єкта в момент часу k описується вектором x_k , який для задачі двовимірного супроводження включає координати центру мас та їхні похідні: $x_k = [x, y, \dot{x}, \dot{y}]^T$. Динаміка системи моделюється двома фундаментальними матричними рівняннями:

1. Рівняння стану:

$$x_k = Fx_{k-1} + Bu_k + \omega_k, \quad (1.7)$$

де F — матриця переходу станів (визначає кінематику руху);

B — матриця керування (якщо відомі керуючі впливи u_k);

ω_k — шум процесу з коваріаційною матрицею Q .

2. Рівняння вимірювання:

$$z_k = Hx_k + v_k, \quad (1.8)$$

де H — матриця спостереження, що відображає простір станів у простір вимірювань;

v_k — шум вимірювань з коваріацією R .

Алгоритм функціонує за ітеративною схемою «передбачення-корекція». На етапі передбачення обчислюється апріорна оцінка стану та його коваріації. На етапі корекції, після отримання вимірювання z_k , фільтр обчислює коефіцієнт підсилення Калмана, який мінімізує коваріацію помилки. Такий рекурсивний підхід дозволяє ефективно мінімізувати вплив випадкових похибок сенсорів та забезпечити стійкість оцінки траєкторії навіть за наявності значних шумів у вхідних даних [39].

Класичний фільтр Калмана є оптимальним оцінювачем лише для лінійних систем з гаусовим шумом. Однак реальний рух БПЛА є суттєво нелінійним. У таких випадках застосування лінійного фільтра призводить до розбіжності оцінки. Традиційним вирішенням є розширений фільтр Калмана (ЕКФ), який лінеаризує рівняння руху через розкладання в ряд Тейлора.

Більш ефективним підходом є беззапаховий фільтр Калмана (UKF). Замість лінеаризації нелінійної функції, UKF використовує беззапахове перетворення для апроксимації розподілу ймовірностей. Алгоритм генерує детерміновану вибірку сигма-точок, які проходять через нелінійну функцію переходу. Статистичні моменти трансформованої величини обчислюються як зважена сума перетворених точок. Дослідження підтверджують, що такий підхід забезпечує вищу точність прогнозування при різких маневрах цілі порівняно з ЕКФ [40].

1.3.6 Висновки щодо обмежень існуючих методів

Підсумовуючи результати критичного аналізу існуючих методів та засобів технічного зору, можна констатувати, що розв'язання задачі автоматичного наведення на малорозмірні БПЛА в умовах бортових обчислювальних обмежень стикається з фундаментальним протиріччям між швидкодією алгоритмів та їхньою завадостійкістю. Жодна з розглянутих груп методів не здатна ізольовано забезпечити стабільне та безперервне функціонування системи у непідготовленому відеопотоці за наявності інтенсивних оптико-фотометричних завад.

Зокрема, класичні просторово-кінематичні алгоритми та методи виділення локальних ознак є обчислювально легкими і найкраще підходять для роботи в

реальному часі на мікрокомп'ютерах. Проте їхньою головною вразливістю є критична чутливість до якості вхідного зображення. За умови вібрації камери, наявності складного динамічного фону або цифрового шуму матриці в умовах низької освітленості, ці методи генерують експоненційну кількість хибних спрацювань та нерелевантних просторових гіпотез.

Натомість, методи на основі глибокого навчання успішно вирішують проблему семантичної селекції та демонструють високу стійкість до складного фону. Однак їх застосування на портативних платформах без спеціалізованих апаратних прискорювачів призводить до критичного падіння частоти кадрів .

Математичний апарат фільтрів Калмана є потужним інструментом для компенсації оклюзій та прогнозування траєкторії маневрених БПЛА, проте ефективність будь-якого стохастичного фільтра має пряму залежність від якості первинних вимірювань. Якщо детектор передає зашумлені координати, фільтр неминуче накопичує похибку, що призводить до розбіжності оцінки та втрати цілі.

Спроби компенсувати вплив зовнішніх завад виключно шляхом ускладнення базових математичних моделей призводять до порушення вимог щодо роботи в реальному часі на вбудованих платформах. Отже, існує об'єктивна науково-практична необхідність у зміщенні акценту з ускладнення детекторів та трекерів на етап підготовки самих даних. Впровадження спеціалізованих методів просторово-морфологічної попередньої обробки та фільтрації відеопотоку дозволить ефективно очистити сигнал від динамічного шуму, стабілізувати фон та підсилити контури об'єктів безпосередньо до того, як вони потраплять на вхід алгоритмів виявлення та прогнозування.

1.4 Аналіз методів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих

Якість та надійність функціонування будь-якої системи технічного зору фундаментально залежить від візуальних характеристик вхідних даних [41]. У реальних умовах спостереження відеосигнал неминуче деградує під впливом

складних погодних умов, стрімких змін освітлення, сенсорних шумів матриці та мікровібрацій платформи-носія [42].

Для мінімізації впливу цих негативних стохастичних факторів критично необхідним є залучення математичного апарату попередньої обробки зображень. Проведені дослідження підтверджують, що цілеспрямована просторова фільтрація, геометрична трансформація, еквалізація та адаптивна бінаризація здатні суттєво підвищити відношення сигнал/шум та стабілізувати контури об'єктів інтересу навіть за умов нерівномірного освітлення [43].

В даному підрозділі послідовно розглядаються дві ключові групи методів: просторової обробки, які відповідають за усунення шумів та корекцію фотометричних аномалій, та математичної морфології, які застосовуються для відновлення геометричної цілісності розпізнаваних масок та усунення просторових розривів.

1.4.1 Методи просторової обробки відеоданих

Первинним та фундаментальним етапом просторової підготовки відеоданих є перетворення кольорового простору, яке змінює спосіб репрезентації кольорової інформації з метою підвищення інформативності кадру та спрощення подальших етапів обчислювального аналізу. У контексті систем наведення така операція відіграє ключову роль, оскільки дозволяє математично відокремити компоненти яскравості від кольору, тим самим суттєво зменшуючи негативний вплив коливань освітлення та контрастності сцени [41].

Найпоширенішою інженерною практикою є перехід від стандартного триканального простору RGB (Red, Green, Blue) до одноканального подання у відтінках сірого (Grayscale). Цей крок втричі зменшує обсяг даних для обробки без істотної втрати високочастотної контурної інформації, яка є критично важливою для виділення силуетів цілей. Крім того, напівтонова репрезентація значно спрощує подальшу фільтрацію шумів, застосування операторів математичної морфології та виділення границь [10].

Поряд із базовим перетворенням у відтінки сірого, численні дослідження вказують на вагомі переваги використання просторів, що апаратно розділяють яскравість і хроматичність, таких як HSV, YCbCr та Lab. Зокрема, у роботі [11] доведено, що адаптивний вибір колірному простору, який базується на поточному рівні глобальної яскравості кадру, здатний підвищити точність виділення об'єктів на 8–12 % порівняно з базовою обробкою в RGB. У розвиток цієї ідеї в [44] було запропоновано динамічну схему перемикання колірному простору залежно від статистичних характеристик сцени, що суттєво покращує ймовірність виявлення дрібних і малокоонтрастних цілей на великих відстанях.

Ефективним також визнано поєднання простору Lab із алгоритмом локального адаптивного вирівнювання гістограми (CLAHE), що забезпечує стабільнішу передачу кольору та значно покращує виразність градієнтних контурів за умов критично низької освітленості [45]. У новітніх підходах застосовується мультіканальне та багатомасштабне опрацювання з одночасним використанням кількох колірних компонентів, що додатково підвищує точність семантичного розпізнавання дрібних і частково замаскованих повітряних об'єктів [46].

Незважаючи на оптимізацію колірному подання, відеодані, отримані з бортових камер, неминуче містять просторові артефакти. Тому наступним логічним кроком є фільтрація шумів, яка застосовується з метою зменшення випадкових високочастотних коливань яскравості та усунення перешкод, спричинених недостатнім освітленням, атмосферними розсіюваннями чи апаратними обмеженнями самого оптичного сенсора. Основним завданням цього етапу є мінімізація візуальних спотворень при строгому збереженні контурів і дрібних структурних елементів зображення, що мають вирішальне значення для коректного виявлення й безперервного подальшого супроводу БПЛА [47].

Найпоширенішими та найбільш дослідженими методами є гаусова, медіанна та білатеральна фільтрації, які ефективно усувають різні типи завад (від нормального білого до імпульсного шуму), мінімізуючи ефект розмиття меж об'єктів. Наприклад, у роботі [48] продемонстровано, що використання адаптивного гаусового згладжування в поєднанні з міжкадровою часовою фільтрацією

забезпечує підвищення точності сегментації завдяки стабілізації флуктуацій яскравості між послідовними кадрами. Разом з тим, як показано в [45], поєднання алгоритму CLANE з медіанною фільтрацією дозволило зберегти чіткість контурів цілі при значному зниженні оптичного шуму, що гарантувало стабільну роботу системи навіть у складних дощових і туманних умовах.

Перспективним напрямом розвитку методів шумозаглушення є застосування градієнтних фільтрів, які дають змогу ефективно зменшити загальний рівень шуму, одночасно підсилюючи та зберігаючи локальні текстурні особливості зображення. Зокрема, модифікований фільтр Собеля, запропонований і досліджений у [49], продемонстрував високу ефективність під час стабілізації сильно зашумлених відеопотоків, отриманих безпосередньо з рухомих платформ.

Окремі сучасні дослідження спрямовані на глибоку інтеграцію класичних методів просторової фільтрації з нейромережевими підходами. Як доведено в [50], поєднання згорткових автоенкодерів із класичними алгоритмами просторового згладжування забезпечує надійне відокремлення корисного сигналу від завад навіть за умов критично низької освітленості або наявності інтенсивного динамічного фону. Аналогічний ефект спостерігається у системі UAV Hunter [51], де було успішно реалізовано гібридну бортову фільтрацію, що дозволило радикально зменшити кількість хибних спрацьовувань підсистеми виявлення до рівня 3 %.

Окрім високочастотного шуму, вагомим дестабілізуючим фактором є низькочастотні макроскопічні зміни інтенсивності пікселів. З огляду на це, невід'ємною складовою просторової підготовки є корекція освітлення та порогова обробка, які спрямовані на підвищення стабільності локалізації цілей за умов значної та раптової зміни яскравості. Коливання загального освітлення сцени зумовлюються погодними факторами, добовим положенням сонця, наявністю глибоких тіней та жорстких відблисків, що особливо гостро проявляється під час спостереження за повітряними об'єктами на відкритій місцевості [10]. Базовим математичним підходом до вирішення цієї проблеми є нормалізація яскравості через вирівнювання гістограми та її сучасні локальні модифікації (АНЕ, CLANE). Такі

методи нелінійно розширюють ефективний динамічний діапазон зображення і підвищують локальну контрастність, делікатно зберігаючи топологію контурів [11].

Для забезпечення стійкості систем у найбільш складних оптичних середовищах новітні рішення дедалі частіше поєднують глибинні оптимізаційні моделі з багатоспектральними візуальними даними. У комплексному підході All-Time Detection денні спостереження у видимому оптичному діапазоні інтегруються з нічними даними в інфрачервоному спектрі. Завдяки такій інтеграції загальна точність виявлення цілей (за метрикою mAP50) зростає до 96,3 % навіть в умовах щільного туману та за слабкого вечірнього освітлення [52]. У суміжних задачах реідентифікації БПЛА адаптивна компенсація освітлення відіграє вирішальну роль у покращенні узгодженості візуальних ознак цілі між послідовними кадрами. Доведено, що застосування графової стратегії «екранування», яка комплексно враховує просторові та контекстні зміни освітлення сцени, дозволяє знизити загальну похибку ідентифікації об'єктів у групових сценах на 13 % [53].

Логічним продовженням етапу корекції освітлення є процедура просторової сегментації, яка реалізується через порогову обробку (бінаризацію) і має на меті остаточне відокремлення корисного сигналу від фонового середовища. Найпростішим класичним підходом є застосування глобальних методів, зокрема методу Оцу, який автоматично обчислює єдиний оптимальний поріг бінаризації для всього кадру шляхом мінімізації внутрішньокласової дисперсії між пікселями фону та об'єкта. Однак, застосування глобального порогу є результативним виключно за умови відносно рівномірного освітлення всієї сцени. В умовах натурального спостереження, де часто зустрічається жорстке контрове світло, сонячні відблиски на оптиці або глибокі тіні від ландшафтних елементів, частина фону може мати вищу інтенсивність за саму ціль. За таких обставин глобальна бінаризація призводить до незворотної втрати корисного сигналу та повного злиття БПЛА з навколишнім середовищем.

Ефективним вирішенням цієї проблеми, як доводять результати досліджень у сфері оптичного розпізнавання [43], є застосування методів локального (адаптивного) порогового перетворення. Адаптивна бінаризація передбачає

динамічний розрахунок порогу для кожної окремої локальної області зображення на основі середнього значення або гаусової зваженої суми інтенсивностей пікселів, що знаходяться у цьому вікні. Цей підхід дозволяє нівелювати вплив нерівномірного глобального освітлення, забезпечуючи надійну селекцію локальних перепадів яскравості.

1.4.2 Методи математичної морфології

Для вирішення завдання відновлення просторової зв'язності виділених ознак застосовується математична морфологія — потужний інструментарій нелінійної обробки, орієнтований на аналіз та модифікацію геометричної структури цифрових об'єктів. Фундаментальною концепцією цього підходу є використання структурного елемента (ядра) — невеликої бінарної матриці заданої форми (наприклад, квадрат, хрест або диск) та розміру. Процес морфологічної обробки полягає у послідовному просторовому скануванні зображення цим ядром, під час якого виконується логічна перевірка збігу або перетину пікселів структурного елемента з пікселями цільового об'єкта.

Базовими операціями математичної морфології, на яких ґрунтуються всі подальші перетворення, є ерозія та дилатація. Ерозія виконує звуження контурів об'єктів шляхом видалення пікселів на їхніх зовнішніх межах. Ця операція використовується для відсіювання дрібних фонових артефактів та ізольованих шумових вкраплень. Дилатація реалізує розширення контурів, додаючи нові пікселі до меж об'єктів, та застосовується для потовщення слабких та сильно фрагментованих ознак об'єкта, посилюючи корисний сигнал перед етапом прийняття рішень.

Недоліком ізольованого застосування базових операцій є незворотна зміна загальної площі корисного об'єкта. З огляду на це, на практиці найчастіше використовують похідні комплексні операції: морфологічне відкриття та закриття, які є суперпозицією ерозії та дилатації у різній послідовності (рис. 2.2). Морфологічне відкриття (ерозія з подальшою дилатацією) дозволяє ефективно

усувати зовнішні хибні спрацювання та розривати тонкі шумові перешийки між близько розташованими об'єктами. Своєю чергою, морфологічне закриття (дилатація з подальшою ерозією) є критично важливим для відновлення структурної цілісності об'єкта. Ця операція надійно заповнює внутрішні пустоти та зшиває просторові розриви у контурах БПЛА, які найчастіше виникають внаслідок злиття затінених частин корпусу з динамічним фоном під час бінаризації.



Рисунок 1.1 – Вплив комплексних морфологічних операцій на відновлення бінарної маски БПЛА

Поєднання розглянутих морфологічних перетворень із класичними контурними методами дозволяє зберігати справжню форму об'єкта без істотного спотворення фону. Сучасні дослідження підтверджують, що інтеграція подібних «морфологічних шарів» безпосередньо у згорткові нейронні мережі підсилює контрастність меж і пригнічує високочастотний шум, що є критично важливим для відеопотоків низької роздільної здатності та розпізнавання дрібномасштабних цілей [54]. Ефективність таких систем додатково зростає за рахунок залучення багатомасштабного підсилення ознак. Зокрема, у мережі AsyUAV спеціалізовані модулі GCAE та EFA покращують виділення дрібних об'єктів і підвищують їхню стійкість до різких змін масштабу під час наближення [55]. Аналогічно, архітектура SiamEMT із паралельними механізмами уваги забезпечує точніше виділення просторових структур у повітряних відео та гарантує стабільну роботу в режимі реального часу [56].

1.5 Постановка задачі та завдань досліджень

На основі проведеного аналізу предметної області та виявлених недоліків існуючих методів технічного зору, загальною задачею дослідження є розроблення та впровадження методів і засобів попередньої обробки відеоданих в комплексі завдань наведення БПЛА для підвищення точності наведення безпілотних літальних апаратів в умовах роботи у режимі реального часу.

Для досягнення поставленої мети та системного вирішення проблеми сформульовано наступні часткові задачі:

1. Проведення аналізу існуючих методів та засобів технічного зору в системах наведення БПЛА, дослідження впливу оптико-фотометричних умов на процес візуального спостереження та обґрунтування показників, критеріїв та методики дослідження.

2. Удосконалення методів технічного зору для виявлення БПЛА за рахунок інтеграції етапів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих.

3. Удосконалення методів адаптивного супроводження БПЛА за рахунок комплексування візуальних трекерів із стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та запровадження інерційного прогнозування параметрів руху в моменти тимчасової втрати цілі.

4. Розроблення і дослідження моделі автоматичного виявлення, супроводження та фіксації потрапляння цілі в зону інтересу, що забезпечує безперервність процесу наведення в режимі роботи у реальному часі.

5. Розроблення системи апаратно-програмних засобів для візуального наведення і реалізації досліджень ефективності методів попередньої обробки відеоданих за критеріями точності та швидкодії.

Відповідно до першої часткової задачі, критичним етапом підготовки до проведення експериментальних досліджень є формування системи показників та критеріїв оцінювання якості роботи методів та відповідних алгоритмів їх реалізації. Для об'єктивного аналізу розроблених методів на програмному та апаратному рівнях розраховується та фіксується розширений набір кількісних показників:

– Показники швидкодії та використання апаратних ресурсів: середня частота обробки кадрів (FPS_{avg}); середнє та пікове завантаження ядер центрального процесора (CPU Load), обсяг зайнятої оперативної пам'яті (RAM Usage) та поточна температура кристала (Temp).

– Показники точності виявлення: затримка першого виявлення (T_{delay}), що вимірюється кількістю кадрів від моменту фактичної появи цілі в зоні видимості камери до її першої успішної локалізації; частота хибних спрацювань, тобто середня кількість помилково згенерованих обмежувальних рамок на один кадр; повнота виявлення (Recall) — відсоток кадрів, на яких ціль була успішно знайдена. Цей показник розраховується у двох варіаціях: як загальна повнота за весь час присутності цілі у кадрі, так і повнота після першого виявлення (без урахування початкової затримки T_{delay}).

– Показники точності супроводження: відсоток утримання об'єкта, що розраховується як відношення кількості кадрів, де трекер успішно утримував ціль, до загального часу існування цілі у відеопотоці; метрика просторового перекриття (IoU) між розрахованою обмежувальною рамкою та еталонною, яка дозволяє якісно розділити результат на повне ($IoU > 0.5$) та часткове ($IoU \leq 0.5$) супроводження.

Після отримання кількісних даних висновки щодо доцільності та ефективності впровадження розроблених методів формуються за двома основними критеріями, які враховують специфіку роботи на бортових обчислювачах.

Першим є критерій швидкодії та продуктивності. Оскільки ключовою вимогою до системи візуального наведення є здатність працювати в динамічних умовах без затримок, методи проходять фільтрацію за швидкістю обробки та навантаженням на апаратну частину:

1. Алгоритми визнаються придатними для експлуатації лише за умови забезпечення стабільної швидкодії не нижче 25 кадрів за секунду ($FPS_{avg} \geq 25$) для задач виявлення та не нижче 30 кадрів за секунду ($FPS_{avg} \geq 30$) для контуру безперервного супроводження.

2. Пікове завантаження центрального процесора (CPU Load) не повинно перевищувати 90 % від загальної обчислювальної потужності. Резерв у 10 % є критично необхідним для уникнення мікротримок відеопотоку, забезпечення стабільної роботи операційної системи та гарантованого обслуговування переривань від периферійних пристроїв.

3. Використання оперативної пам'яті (RAM Usage) не повинно перевищувати 80% від доступного фізичного обсягу.

4. Температурний режим кристала мікрокомп'ютера не повинен перевищувати поріг у 75–80 °С. Перевищення відмітки у 80 °С класифікується як критичне порушення критерію, оскільки воно неминуче активує апаратний механізм захисту (тротлінг) зі зниженням тактової частоти ядер, що робить швидкодію системи нестабільною та непередбачуваною.

Другим є критерій точності виявлення та супроводження. Алгоритми, що задовольнили жорсткі вимоги швидкодії та апаратних обмежень, оцінюються за правилами просторової локалізації цілі:

1. Ефективність підсистеми виявлення підтверджується лише у випадку, якщо метод демонструє повноту виявлення цілі після її первинного захоплення на рівні не менше 0.95. Водночас алгоритм повинен володіти високою стійкістю до завад, генеруючи не більше 3 хибних спрацювань на один кадр.

2. Надійність підсистеми супроводження підтверджується виконанням двох умов. По-перше, алгоритм повинен гарантувати стабільне утримання об'єкта протягом не менше 90 % від загального часу існування цілі в кадрі. По-друге, частота повного супроводження має становити не менше 80 %. Якщо цей показник нижчий, а переважає часткове супроводження, це свідчить про накопичення просторового дрейфу і неточне центрування, що є неприпустимим для систем наведення.

Комплексне застосування цих критеріїв до розрахованих показників дозволяє отримати об'єктивну оцінку апаратно-програмного комплексу та математично обґрунтувати придатність розроблених методів для вирішення загальної задачі дослідження в реальних експлуатаційних умовах.

1.6 Висновки до першого розділу

У першому розділі проведено комплексний аналіз стану проблеми автоматичного візуального наведення БПЛА, умов їх експлуатації та існуючого алгоритмічного забезпечення. Встановлено, що ефективність виявлення маневрених цілей фундаментально залежить від якості відеопотоку, який в реальних умовах піддається зашумленню та деградації контурів. При цьому виявлено протиріччя між обчислювальною легкістю класичних алгоритмів, схильних до хибних спрацювань, та високою точністю методів глибокого навчання, що вимагають значних ресурсів. Аналіз апарату фільтрації Калмана підтвердив його ефективність для компенсації оклюзій, проте виявив пряму залежність від якості первинних вимірювань.

Здійснений аналіз існуючих методів попередньої обробки відеоданих довів, що оптимальним рішенням для відновлення візуальних характеристик цілі та підвищення надійності її локалізації є впровадження спеціалізованих методів просторово-морфологічної фільтрації. Застосування лінійних та нелінійних операторів у поєднанні з адаптивною бінарizaцією та морфологічною реконструкцією дозволяє суттєво нівелювати вплив динамічних оптичних артефактів, ефективно очистити сигнал від адитивних шумів сенсора та стабілізувати фонове середовище.

Для об'єктивної валідації розроблених методів на цільовій платформі затверджено багаторівневу методику оцінки, побудовану на двох основних критеріях. Першим є критерій швидкодії та продуктивності, який вимагає забезпечення частоти обробки відеопотоку на рівні не нижче 25–30 FPS із дотриманням лімітів апаратного навантаження.

Другим виступає комплексний критерій точності, у межах якого розмежовується оцінка роботи підсистем виявлення та супроводження цілі. Ефективність виявлення визначається здатністю алгоритму забезпечити високу повноту виявлення при мінімальній кількості хибних спрацювань, тоді як надійність супроводження базується на стабільному утриманні об'єкта та підтримці високої частоти повного супроводження.

РОЗДІЛ 2

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ПОВІТРЯНИХ ЦІЛЕЙ НА ОСНОВІ
ПРОСТОРОВО-МОРФОЛОГІЧНОЇ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ

2.1 Формалізація задачі виявлення малорозмірних повітряних цілей в умовах інтенсивних оптичних завад

Розроблення ефективного методу виявлення вимагає чіткого математичного опису структури вхідних відеоданих та характеристик завадового середовища. У загальному вигляді відеопотік, що надходить від камери спостереження, подається як тривимірна функція інтенсивності $I(x, y, t)$, де x та y — просторові координати пікселя у двовимірній області зображення Ω , а t — дискретний час (номер кадру).

В умовах реальної експлуатації зареєстрований відеосигнал формується під впливом апаратних та атмосферних впливів. Відповідно до розширеної моделі формування зображення, відеосигнал $I(x, y, t)$ є суперпозицією кількох компонентів і математично описується наступним рівнянням:

$$I(x, y, t) = H(x, y, t) \otimes [S(x, y, t) + B(x, y, t)] + N(x, y, t), \quad (2.1)$$

де $S(x, y, t)$ — корисний сигнал, що відповідає проекції цільового об'єкта (БПЛА) на площину матриці камери;

$B(x, y, t)$ — інтенсивність фонового середовища;

$H(x, y, t)$ — функція розмиття точки, що моделює оптичні спотворення системи формування зображення;

\otimes — оператор просторової згортки;

$N(x, y, t)$ — адитивний шум, зумовлений апаратними похибками сенсора та атмосферними флуктуаціями.

Головна складність локалізації малорозмірних повітряних цілей полягає у специфіці їхніх просторових та фотометричних характеристик. На значних

дистанціях площа проекції БПЛА становить лише незначну частку від загальної площі кадру Ω . Через це корисний сигнал $S(x, y, t)$ майже позбавлений внутрішніх текстурних чи колірних ознак, а його ідентифікація можлива лише за рахунок зовнішнього контуру та локального градієнта яскравості на межі з фоном.

Разом з тим, складові завад $B(x, y, t)$ та $N(x, y, t)$ характеризуються як нестационарні та стохастичні процеси. Динамічна нестабільність фону (зміщення хмарних мас, коливання рослинності) призводить до того, що часова похідна інтенсивності фону не дорівнює нулю, генеруючи хибні кінематичні вектори. Крім того, високочастотний шум $N(x, y, t)$ створює мікроградієнти, амплітуда яких локально може перевищувати амплітуду корисного сигналу, що призводить до руйнування контурів цілі.

Розв'язок задачі виявлення визначається як оцінка просторового положення цілі на окремому кадрі. Першим етапом є застосування оператора попередньої обробки F_{pre} для формування обробленого зображення:

$$I_{pre}(x, y, t) = F_{pre}(I(x, y, t)). \quad (2.2)$$

Концептуальною відмінністю запропонованої у роботі методики є відмова від суто лінійної парадигми ізольованого етапу попередньої обробки. Натомість пропонується парадигма глибокої інтеграції методів обробки безпосередньо всередину алгоритмічного контуру виявлення. Це реалізується через оператор інтегрованої обробки F_{int} , який генерує множину проміжних ознак $\{I_k(x, y, t)\}$:

$$\{I_k(x, y, t)\} = F_{int}(I_{pre}(x, y, t)). \quad (2.3)$$

На основі підготовленого зображення та сформованих проміжних ознак оператор детектування D формує карту ймовірностей (або просторових відгуків) $P(x, y, t)$, яка відображає міру належності кожного пікселя до об'єкта інтересу:

$$P(x, y, t) = D[I_{pre}(x, y, t), \{I_k(x, y, t)\}]. \quad (2.4)$$

Кінцевий розв'язок задачі виявлення задається як оцінка координат центру мас цілі (x_c, y_c) шляхом максимізації функції ймовірності на просторі кадру Ω :

$$(x_c(t), y_c(t)) = \arg \max_{(x,y) \in \Omega} P(x, y, t). \quad (2.5)$$

Обов'язковою умовою прийняття рішення про наявність цілі є перевищення картою ймовірностей заданого порогового значення P_{thr} :

$$\max P(x, y, t) \geq P_{thr}. \quad (2.6)$$

У випадку невиконання цієї умови вважається, що ціль на кадрі відсутня. Для багатоканального випадку (одночасне виявлення кількох БПЛА) розв'язок набуває вигляду множини просторових координат:

$$X_{det}(t) = \{(x_{ci}(t), y_{ci}(t))\}_{i=1}^m, \quad (2.7)$$

де m — кількість виявлених цілей.

Для забезпечення можливості практичної реалізації системи на бортових обчислювачах БПЛА, процес синтезу операторів F_{pre} та F_{int} підпорядковується жорсткій системі обмежень:

1) $T_{comp} \leq T_{max}$ — час обчислювальної обробки одного кадру не повинен перевищувати гранично допустимий інтервал реального часу;

2) $P_{det} \geq P_{det}^{min}$ — ймовірність правильного виявлення цілі має бути не нижчою за встановлений мінімум;

3) $P_{fa} \leq P_{fa}^{max}$ — ймовірність хибного спрацювання має бути нижчою за встановлений максимум.

Відповідно до багаторівневої методики оцінки, обґрунтованої у підрозділі 1.5, наведені математичні обмеження мають строгий кількісний вимір. Зокрема, критерій швидкодії та продуктивності вимагає, щоб час обробки одного кадру забезпечував загальну швидкодію системи на рівні не нижче 25–30 кадрів за секунду (тобто $T_{\max} \approx 33 \dots 40$ мс). Критерій точності виявлення встановлює жорстку вимогу до повноти виявлення цілі після її первинного захоплення на рівні не нижче 95 % ($P_{\det}^{\min} = 0.95$) та максимально допустимий рівень завадової активності P_{fa}^{\max} лімітовано показником, що не перевищує 3 хибних спрацювань на один кадр.

Таким чином, формалізованим розв'язком задачі виявлення є карта ймовірностей $P(x, y, t)$ та оцінка координат цілі (або множини цілей), отримана шляхом максимізації цієї функції за просторовими координатами з урахуванням порогового критерію та системи обмежень.

2.2 Обґрунтування обраних методів просторово-морфологічної попередньої обробки

Як було встановлено за результатами аналізу у першому розділі, ефективність роботи систем візуального наведення критично знижується під впливом інтенсивних зовнішніх оптичних завад. Динамічна нестабільність фону, раптові зміни освітленості та адитивний апаратний шум призводять до експоненційного зростання хибних спрацювань та деградації контурів малорозмірних цілей у непідготовленому відеопотоці. Оскільки спроби прямого ускладнення алгоритмів детектування спричиняють неприпустиме перевантаження бортових обчислювачів, компенсація цих негативних факторів вимагає застосування спеціалізованого математичного апарату безпосередньо для оптимізації самих відеоданих. На основі проведеного огляду існуючих методів, для подальшої глибокої інтеграції в алгоритмічний контур виявлення БПЛА було відібрано наступний цільовий набір методів попередньої обробки: конвертація кольорового простору, просторова фільтрація шумів, локальна адаптивна бінаризація та математична морфологія. Нижче наведено математичну формалізацію цих методів та доказову базу їхньої ефективності.

2.2.1 Перетворення колірного простору

Первинним етапом оптимізації вхідного відеопотоку є його переведення зі стандартного триканального колірного простору RGB у векторний простір відтінків сірого. У задачах виявлення малорозмірних цілей на значних відстанях колірна інформація є надлишковою і часто спотвореною через оптичні та динамічні завади.

Згідно з результатами досліджень [44, 58], перехід до напівтонового зображення є критично необхідним базовим кроком підготовки кадру. По-перше, як доведено у роботі [43], конвертація у Grayscale суттєво пришвидшує виконання усіх подальших процедур обробки зображення, що є ключовою умовою для дотримання вимог реального часу на бортових обчислювачах портативних платформ. По-друге, саме напівтоновий формат є базовим стандартом для коректної роботи алгоритмів виділення контурів та методів локальної адаптивної бінаризації [57]. При цьому високочастотна контурна інформація (градієнти яскравості), необхідна для надійної локалізації цілі детекторами, повністю зберігається.

2.2.2 Просторова фільтрація шумів

Для мінімізації впливу адитивного просторово-часового шуму, змодельованого у підрозділі 2.1, оптимальним рішенням є диференційоване застосування лінійного (Гауса) та нелінійного (медіанного) фільтрів для цілеспрямованого усунення специфічних класів шумових завад.

Для усунення високочастотної складової завад, зокрема нормального білого шуму, зумовленого тепловими флуктуаціями матриці камери, а також для згладжування дрібних несуттєвих деталей фону [57], обрано лінійний фільтр Гауса. Він реалізує двовимірну згортку зображення з ядром, вагові коефіцієнти якого розподілені за нормальним законом:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.8)$$

Для боротьби з імпульсними завадами та ізольованими хибними пікселями застосування лінійних фільтрів є неефективним, оскільки їхня математична природа призводить до розмиття різких меж об'єктів. Для даної групи шумів обрано нелінійний медіанний фільтр. Принцип його дії полягає у заміні значення інтенсивності центрального пікселя медіаною варіаційного ряду, сформованого з інтенсивностей пікселів у заданому локальному околі.

Експериментальні дослідження, наведені у роботах [44, 58], підтверджують ефективність та критичну необхідність етапу просторової фільтрації. Зокрема, у дослідженні [57] доведено, що алгоритми виявлення, які працюють із непідготовленими відеоданими, демонструють низьку ефективність через високу чутливість до зовнішніх завад. Комплексне застосування попереднього просторового згладжування за Гаусом у поєднанні з морфологічною реконструкцією дозволило забезпечити абсолютну повноту виявлення цілі (повне знаходження об'єкта в межах сформованої обмежувальної рамки) у п'яти з семи експериментальних сценаріїв [57]. Для порівняння, базовий алгоритм за ідентичних умов продемонстрував стрімку деградацію точності: показник повного виявлення цілі знижувався до 41–52 %, а за наявності складного динамічного фону ймовірність повної втрати об'єкта сягала критичних 47,2 %.

Універсальність та математична обґрунтованість використання набору просторових фільтрів перед етапами сегментації підтверджується також висновками щодо підвищення точності систем технічного зору у суміжних задачах оптичного розпізнавання образів [43]. Доведено, що цілеспрямоване застосування Гаусової фільтрації безпосередньо перед локальною бінарizaцією та виділенням границь дозволяє ефективно усунути високочастотну складову завад, не порушуючи при цьому топологію корисних контурів.

2.2.3 Локальна адаптивна бінарizaція

Наступним критичним етапом після просторової фільтрації є сегментація зображення — відокремлення корисного сигналу від фону. Проте в умовах

натурного відеоспостереження класичні методи сегментації із застосуванням глобального порогу виявляються неефективними. Через нерівномірність освітлення сцени частина фону може мати вищу інтенсивність за саму ціль, внаслідок чого корисний сигнал незворотно втрачається. Тому як базовий інструмент сегментації обрано метод локального адаптивного порогового перетворення. Згідно з цим підходом, поріг бінаризації не є сталою величиною для всього кадру, а обчислюється динамічно для кожного пікселя на основі зваженої суми інтенсивностей у його локальному оточенні.

Ефективність даного методу в умовах мінливого освітлення доведена експериментальними дослідженнями [44, 58]. Зокрема, у роботі [43] при вирішенні суміжної задачі оптичного розпізнавання доведено, що використання класичного методу Оцу на затінених ділянках призводить до втрати понад 50 % корисної інформації, тоді як адаптивна бінаризація дозволяє повністю відновити контури об'єктів незалежно від глобального перепаду яскравості. Стосовно безпосередньої задачі виявлення БПЛА, результати порівняльного аналізу [57] підтверджують, що алгоритм, побудований на базі адаптивної бінаризації, демонструє найвищу точність локалізації цілей.

2.2.4 Математична морфологія

Використання процедур порогової обробки або виділення країв неминуче призводить до проблеми просторової фрагментації цілі: через локальні флуктуації фону та нерівномірність освітлення контур БПЛА часто розпадається на набір розрізнених піксельних кластерів. Це унеможливує формування єдиної обмежувальної рамки навколо цілі. Для відновлення структурної цілісності силуету застосовується інструментарій математичної морфології.

Спираючись на базові операції дилатації та ерозії, як ключовий інструмент вирішення проблеми фрагментації обрано похідну операцію морфологічного закриття. Доцільність та висока ефективність інтеграції цієї операції до загального алгоритмічного контуру виявлення цілей обґрунтована у дослідженні [57].

Експериментально доведено, що застосування морфологічного закриття до сформованої бінарної маски дозволяє надійно об'єднати сусідні фрагментовані границі об'єкта та ліквідувати дрібні просторові розриви у його силуеті. Завдяки такому відновленню, алгоритми виявлення набувають здатності чітко ідентифікувати БПЛА як єдину щільну зв'язну область, що запобігає хибному розпорощенню одного фізичного об'єкта на множину дрібних контурів [57].

2.3 Синтез та дослідження вдосконаленого методу виявлення повітряних цілей

Ефективність функціонування будь-якої системи візуального наведення визначається не лише якістю застосування окремих методів просторово-морфологічної оптимізації, обґрунтованих у підрозділі 2.2, але й загальною архітектурою їхньої взаємодії з базовими методами виявлення цілі. Відповідно до формалізованої у підрозділі 2.1 математичної моделі завадового середовища, пряме використання детекторів на непідготовлених даних призводить до домінування фонові $B(x, y, t)$ та шумові $N(x, y, t)$ складових над корисним сигналом $S(x, y, t)$. З огляду на це, даний підрозділ присвячено вирішенню завдання глибокої архітектурної інтеграції обраних методів оптимізації безпосередньо в контур формування ознак базових методів виявлення: структурного, кінематичного (віднімання фону), а також методів щільного та розрідженого оптичного потоку. Крім того, у підрозділі представлено результати порівняльних експериментальних досліджень, спрямованих на кількісне підтвердження ефективності удосконалених методів виявлення в умовах дії інтенсивних оптичних завад.

2.3.1 Інтеграція етапів просторово-морфологічної попередньої обробки

Згідно з математичною моделлю (формули 2.1–2.7), загальний процес вдосконаленого виявлення реалізується через послідовність кроків, що перетворюють зашумлений вхідний відеопотік $I(x, y, t)$ на кінцеві координати цілі.

Ця оптимізація досягається через цілеспрямований розподіл методів обробки між оператором попередньої підготовки F_{pre} та оператором глибокої інтеграції F_{int} :

1. Етап первинної підготовки кадру. На цьому етапі відбувається первинна нормалізація вхідного сигналу для забезпечення умов реального часу та придушення високочастотного апаратного шуму (нормального білого шуму). Згідно з обґрунтуванням у п. 2.2, до оператора F_{pre} входять процедури конвертації колірного простору (з RGB у Grayscale) та лінійної просторової Гаусової фільтрації. Ці операції формують базове згладжене напівтонове зображення $I_{pre}(x, y, t)$, необхідне для коректної роботи будь-яких детекторів.

2. Етап інтегрованої генерації ознак. На цьому етапі зображення $I_{pre}(x, y, t)$ перетворюється на множину проміжних ознак. Саме тут проявляється глибина інтеграції: залежно від математичної природи конкретного детектора, до оператора F_{int} вибірково включаються нелінійна медіанна фільтрація (для усунення імпульсних завад), локальна адаптивна бінаризація (для сегментації цілі в умовах нерівномірного освітлення) та процедури математичної морфології (зокрема морфологічне закриття для усунення розривів у контурах об'єкта).

3. Етап просторового виявлення. На основі згенерованих та очищених просторово-морфологічних ознак оператор D формує карту ймовірностей $P(x, y, t)$ та виконує оцінку координат центру мас цілі (x_c, y_c) за умови перевищення картою ймовірностей заданого порогового значення P_{thr} .

Реалізація розробленої загальної методики охоплює чотири базові методи виявлення, для кожного з яких сформовано власний специфічний контур інтеграції наведених операцій просторово-морфологічної обробки. Логіку побудови та архітектуру цих вдосконалених алгоритмів детально проілюстровано відповідними блок-схемами:

1. Градієнтний детектор меж. Зважаючи на високу чутливість градієнтних детекторів до високочастотних завад, алгоритмічна реалізація даного методу (рис. 2.1) передбачає первинну конвертацію вхідного триканального RGB-кадру у напівтоновий простір із подальшим згладжуванням за допомогою фільтра Гауса. Для компенсації нерівномірного освітлення виділення структурних ознак

здійснюється шляхом комбінування диференціальних операторів із локальною адаптивною бінарizaцією. Такий підхід дозволяє формувати первинну маску граней на основі аналізу локальної статистики пікселів, що гарантує виділення об'єкта навіть на затінених або переосвітлених ділянках кадру. Отримана бінарна маска підлягає операції морфологічного закриття для «зшивання» розірваних ділянок контуру БПЛА та заповнення його внутрішніх пустот. На фінальному етапі алгоритму виконується екстракція об'єктів та їхня геометрична фільтрація за площею.

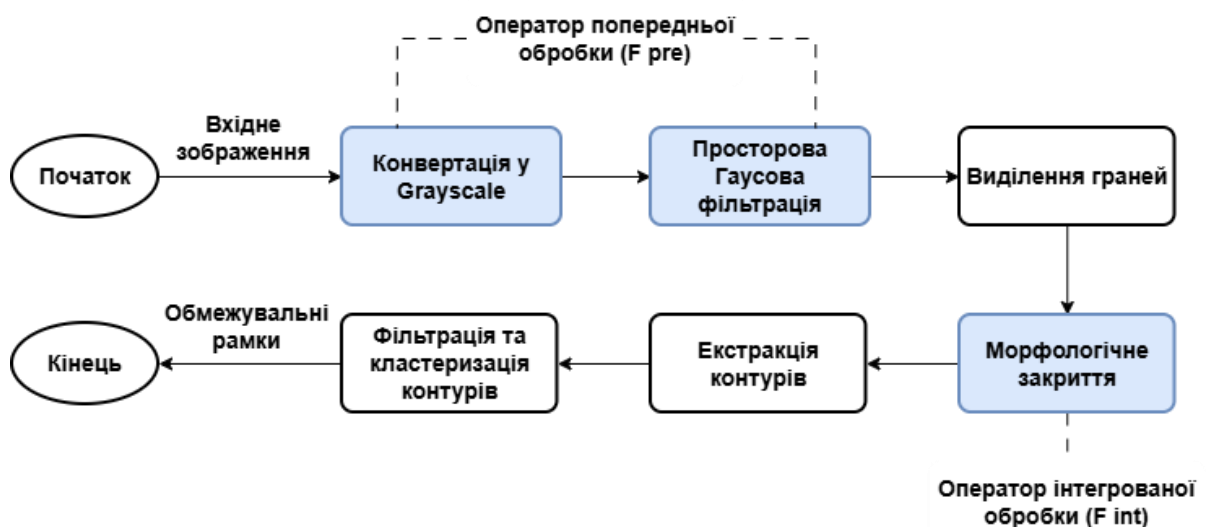


Рисунок 2.1 – Блок-схема вдосконаленого алгоритму градієнтного детектора меж

2. Детектор на основі віднімання фону. Після конвертації у напівтоновий простір та Гаусового згладжування кадр паралельно обробляється у двох контурах. У першому детектор фону формує кінематичну маску переднього плану, яка очищується від імпульсних шумів медіанним фільтром. У другому контурі зі згладженого зображення формується маска контрастних граней за допомогою локального адаптивного порогового перетворення. Наступним кроком є попіксельна логічна кон'юнкція очищеної кінематичної маски руху та маски адаптивного порогоу, що дозволяє відсіяти рухомі, але неконтрастні артефакти. Оскільки після перетину масок контур цілі фрагментується, до результуючої маски застосовується операція морфологічного закриття. Завершується алгоритм екстракцією контурів, їхньою

просторовою фільтрацією за площею та кластеризацією просторово близьких об'єктів у єдину обмежувальну рамку. На рис. 2.2 представлена візуалізація окремих результатів етапу інтегрованої генерації ознак вдосконаленого алгоритму, а на рис. 2.3 – загальна блок-схема його роботи вдосконаленого алгоритму.



Рисунок 2.2 – Результати інтегрованої генерації ознак

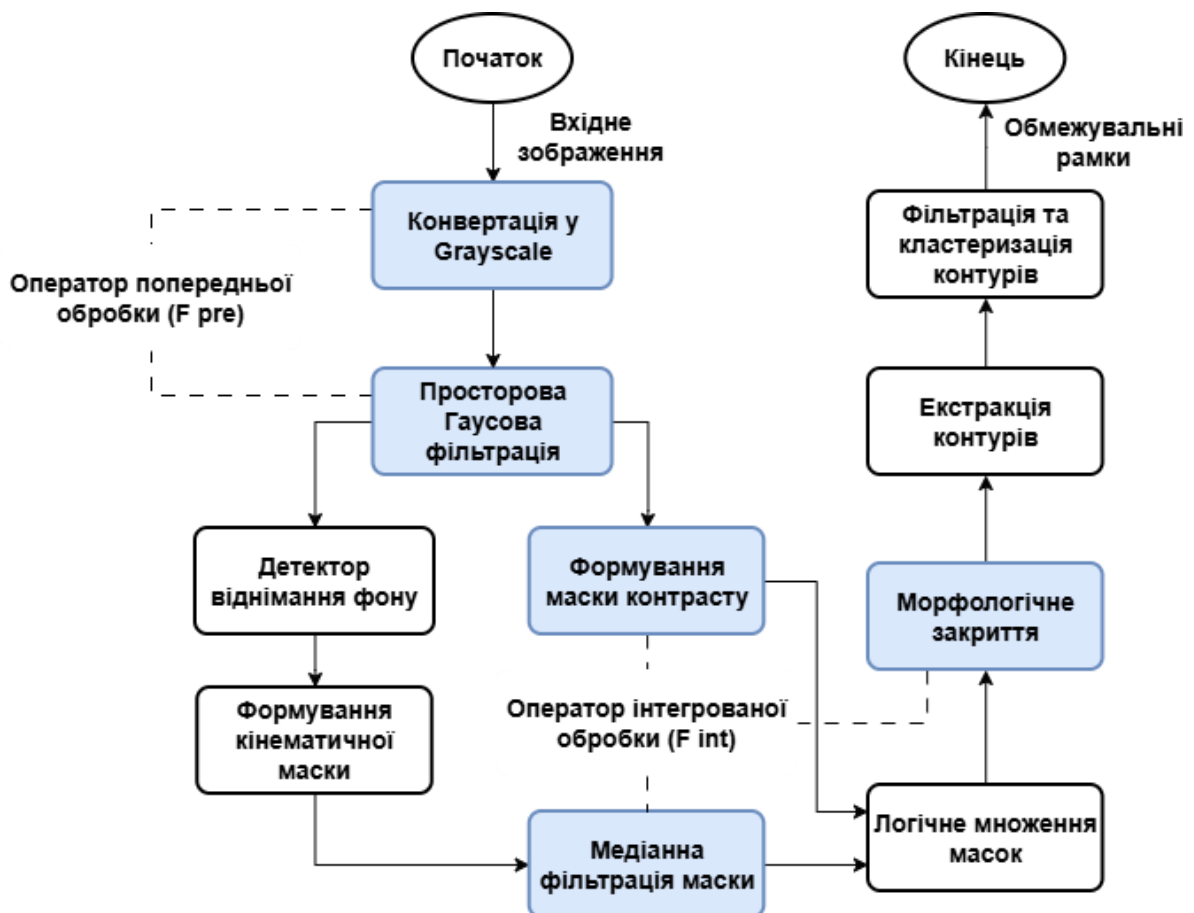


Рисунок 2.3 – Блок-схема вдосконаленого алгоритму віднімання фону

3. Детектор щільного оптичного потоку. Для компенсації вразливості методу до апаратних шумів алгоритм (рис. 2.4) розпочинається з просторової Гаусової фільтрації напівтонових кадрів. Після обчислення векторного поля, що містить

інформацію про магнітуду та кут зміщення кожного пікселя, застосовується процедура адаптивного порогового відсікання. Цей крок дозволяє виділити області з аномальною кінематикою, формуючи первинну бінарну кінематичну маску потенційних цілей. Далі нелінійна медіанна фільтрація очищує її від імпульсних хибних векторів, викликаних мікродинамікою фону. Після морфологічної реконструкції, яка консолідує розрізнене векторне поле цілі, виконується просторова фільтрація та кластеризація отриманих контурів для формування результуючих обмежувальних рамок.

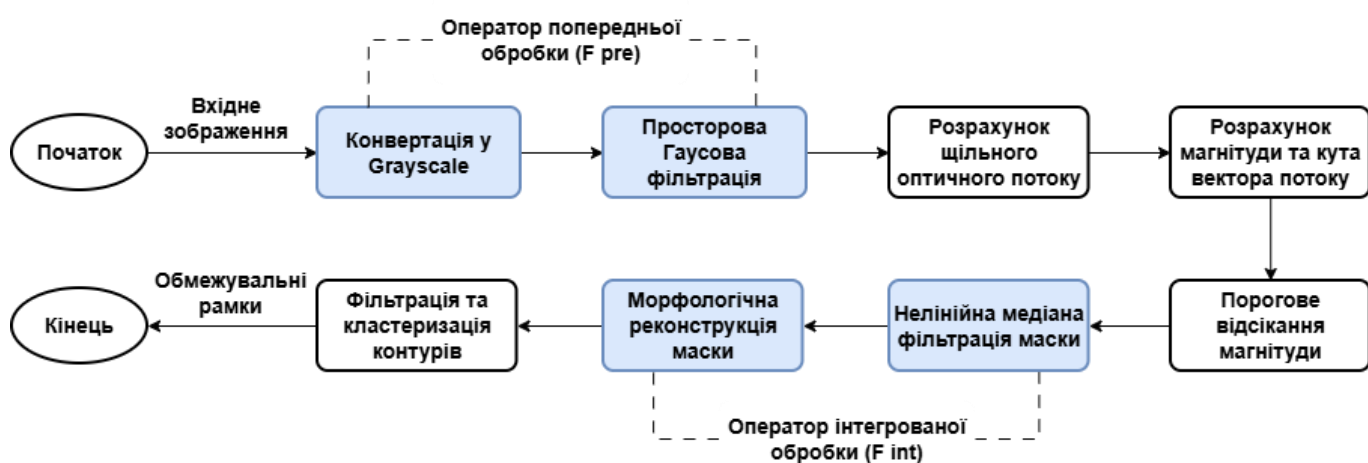


Рисунок 2.4 – Блок-схема вдосконаленого алгоритму щільного оптичного потоку

4. Детектор розрідженого оптичного потоку. На відміну від методів розрахунку щільного потоку, дана архітектура базується на відстеженні обмеженої множини семантично значущих ознак (ключових точок), що суттєво знижує обчислювальне навантаження. Алгоритм реалізації (рис. 2.5) розпочинається з конвертації та згладжування за Гаусом, що дозволяє оптичному трекеру (наприклад, алгоритму Лукаса-Канаде) уникати хибної прив'язки до шумових пікселів. Після розрахунку просторового зміщення точок між сусідніми кадрами відбувається їхня жорстка фільтрація за статусом та похибкою. Ключовим етапом просторової оптимізації в даній архітектурі є застосування медіанної логіки аналізу векторів швидкостей. Цей крок виконує роль робастного фільтра: система розраховує медіанне зміщення для всього кластера точок і автоматично відсіює ті з них, що

належать динамічному фону або мають аномальні вектори руху. Такий підхід дозволяє виділити консолідовану групу точок, що належать саме фізичному об'єкту, і на їх основі надійно сформувати стабільний геометричний центр та актуальні розміри цілі, мінімізуючи вплив стохастичних помилок вимірювання.

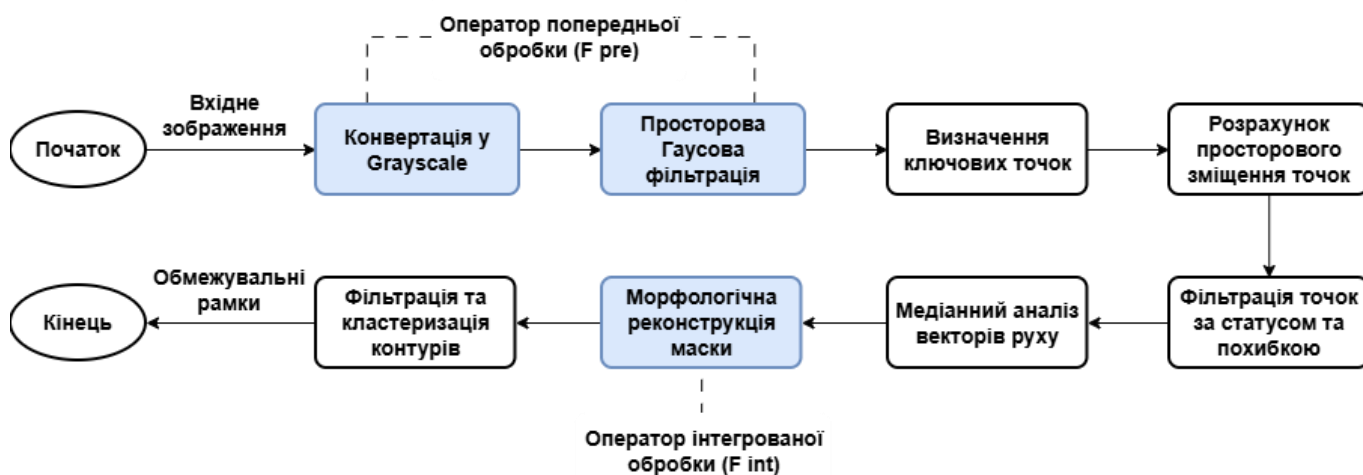


Рисунок 2.5 – Блок-схема вдосконаленого алгоритму розрідженого оптичного потоку

2.3.2 Експериментальне підтвердження ефективності вдосконалених методів виявлення

Оцінювання ефективності вдосконалених методів базується на багаторівневій методиці, що передбачає перевірку за критеріями швидкодії та точності. Експериментальне дослідження полягає у порівнянні результатів роботи системи з еталонними даними, отриманими шляхом ручної розмітки. Сценарій зйомки моделював типову задачу перехоплення, де статична камера імітувала наземну станцію спостереження, а першочерговою ціллю виступав БПЛА. У ході експериментів використовувалися два типи БПЛА, які суттєво вирізнялися за швидкістю руху та габаритними розмірностями: маневрена швидкісна ціль для перевірки динамічної стійкості та об'єкт більшого розміру для моделювання процесів зближення з дальніх дистанцій під різними ракурсами.


Експериментальні дослідження обчислювальної ефективності розроблених алгоритмів проведено з використанням портативного персонального комп'ютера ASUS X556UQ. Технічна конфігурація даної апаратної платформи базується на центральному процесорі Intel Core i7-7500U з тактовою частотою до 3,5 ГГц та оперативній пам'яті обсягом 12 ГБ стандарту DDR4.

Валідаційний набір даних складається з шести відеопослідовностей, які покривають широкий спектр погодних умов та динамічних сценаріїв. Детальна характеристика кожного сценарію наведені у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 — Характеристика валідаційних відеопослідовностей

№ Експ.	Окремий кадр відеопослідовності	Метеорологічні умови та освітлення	Кінематика цілі та просторово-оптичні завади
1		Ясна погода, незначна хмарність, сильний вітер.	Раптова поява та стрімке лінійне наближення цілі, що супроводжується ефектом розмиття через високу кутову швидкість об'єкта.
2		Ясна безвітряна погода, висока контрастність сцени.	Поява об'єкта на значній дистанції з подальшим рухом за нелінійною траєкторією на помірній швидкості в умовах періодичного візуального перекриття цілі природними перешкодами.

Продовження табл. 2.1

3		<p>Ясна погода, інтенсивне пряме сонячне освітлення.</p>	<p>Висотний політ зі стабільною швидкістю, що ускладняється проектуванням на поверхню чіткої динамічної тіні від БПЛА (генерація рухомої хибної цілі).</p>
4		<p>Ясна погода, інтенсивне пряме сонячне освітлення.</p>	<p>Низьковисотний політ на малій швидкості, що характеризується складним просторовим маневруванням та нелінійною траєкторією руху цілі.</p>
5		<p>Значна хмарність, розсіяне освітлення без прямих сонячних променів.</p>	<p>Раптова поява та рух за лінійною траєкторією на високій швидкості в умовах низького оптичного контрасту між силуетом БПЛА та фоном неба.</p>
6		<p>Ясна безхмарна погода, інтенсивне пряме сонячне освітлення.</p>	<p>Високошвидкісний рух за лінійною траєкторією; генерація відблисків та періодичне «засвічення» матриці камери.</p>

З метою визначення обчислювальної ефективності інтегрованих методів було проведено серію вимірювань середньої швидкодії на тестовій платформі при обробці відеопотоку з трьома найбільш поширеними роздільними здатностями: 1280x720 (HD), 800x600 та 640x480 (VGA). За отриманими результатами експериментального дослідження була побудована стовпчикова діаграма, представлена на рис. 2.6.

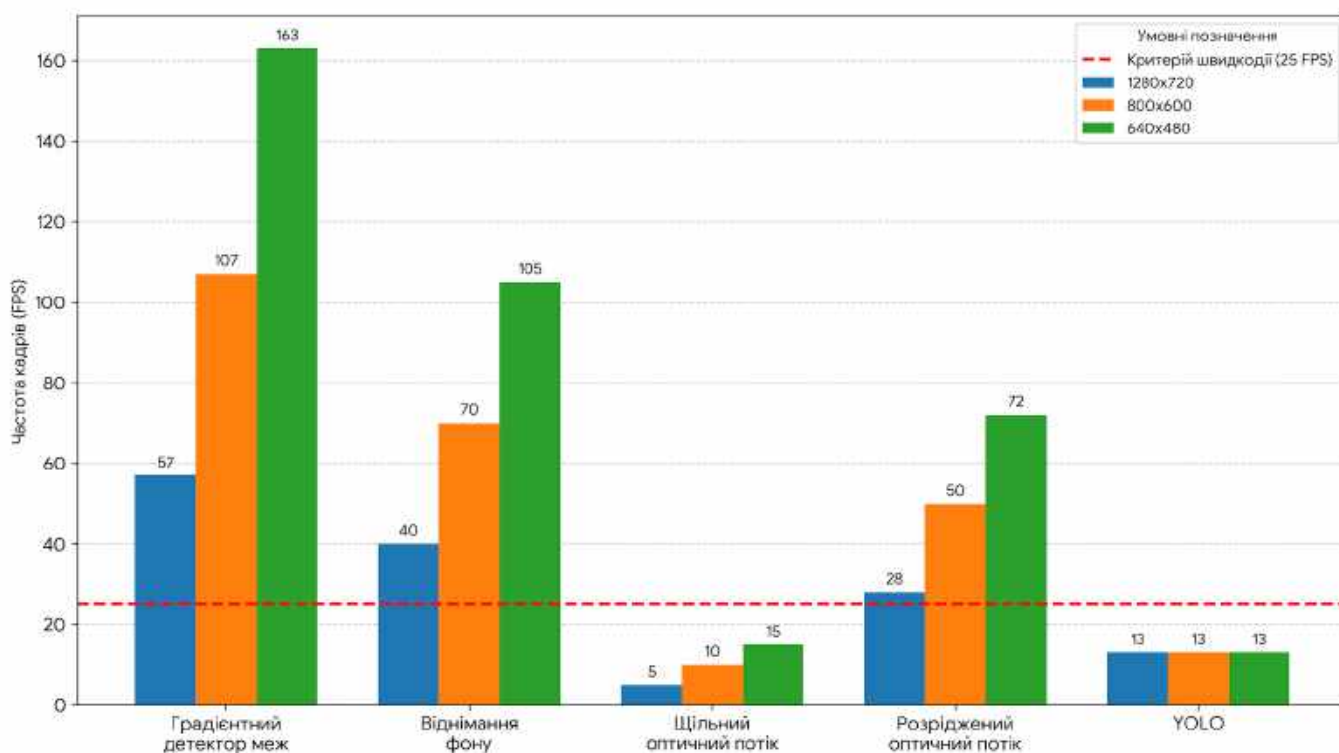


Рисунок 2.6 – Швидкодія методів виявлення за різних роздільних здатностей

Аналіз отриманих даних демонструє чітку зворотну залежність між роздільною здатністю зображення та швидкістю для класичних алгоритмів технічного зору. Найвищу продуктивність продемонстрував градієнтний детектор меж, який навіть при максимальній роздільній здатності забезпечує 57 FPS, а при зниженні до формату VGA його швидкість зростає майже втричі — до 163 FPS. Високі показники також має детектор на основі віднімання фону, що робить його одним із пріоритетних кандидатів для використання у системах з обмеженими ресурсами, оскільки він стабільно перевищує поріг реального часу.

Водночас методи, що базуються на розрахунку оптичного потоку, показали суттєво різну ефективність. Детектор щільного оптичного потоку виявився непридатним для функціонування в режимі реального часу на обраній апаратній платформі, забезпечуючи швидкодію лише на рівні 5–15 FPS. Така низька продуктивність обумовлена високою обчислювальною складністю алгоритму, що вимагає ітераційного попиксельного розрахунку векторів зміщення для всього масиву відеоданих. Натомість метод розрідженого оптичного потоку демонструє прийнятну швидкодію, особливо за умови оптимізації роздільної здатності вхідного кадру. Експериментально встановлено, що частота обробки кадрів для нейромережевого детектора YOLO залишається інваріантною незалежно від вхідної роздільної здатності відеопотоку.. Це пояснюється тим, що нейромережа перед обробкою масштабує будь-яке вхідне зображення до свого фіксованого внутрішнього розміру, і основний час витрачається саме на інференс. Отриманий показник у 13 FPS об'єктивно підтверджує, що використання повнорозмірних архітектур нейромереж на центральному процесорі без залучення спеціалізованих графічних прискорювачів є непридатним для роботи у реальному часі.

Наступним етапом верифікації системи стала комплексна оцінка точності роботи методів виявлення. З метою підтвердження доцільності та ефективності запропонованих рішень, експериментальне дослідження проводилося у форматі порівняльного аналізу. Методологія передбачала паралельне тестування базових контурів виявлення без залучення засобів попередньої обробки та їхніх удосконалених модифікацій, що базуються на інтеграції етапів просторово-морфологічної фільтрації. Такий підхід дозволив кількісно оцінити внесок запропонованих методів у підвищення завадостійкості системи при роботі з малорозмірними динамічними цілями. Для забезпечення об'єктивної порівнянності результатів усі експериментальні запуски виконувалися на фіксованій роздільній здатності 800x600, яка, виходячи з попереднього аналізу швидкодії, становить оптимальний компроміс між необхідною деталізацією зображення та допустимим обчислювальним навантаженням. Узагальнені результати вимірювань показників

точності для трьох основних методів виявлення, що успішно пройшли перевірку на швидкодію, представлено на рис. 2.7-2.9.

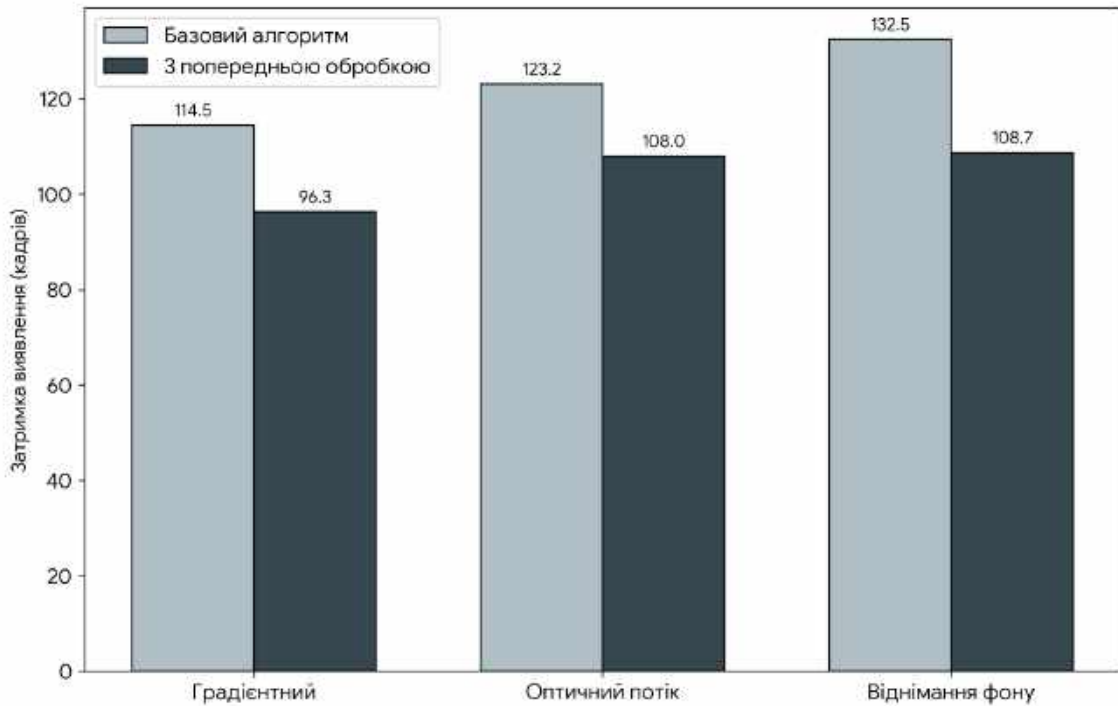


Рисунок 2.7 – Порівняння затримки виявлення до та після інтеграції методів просторово-морфологічної обробки

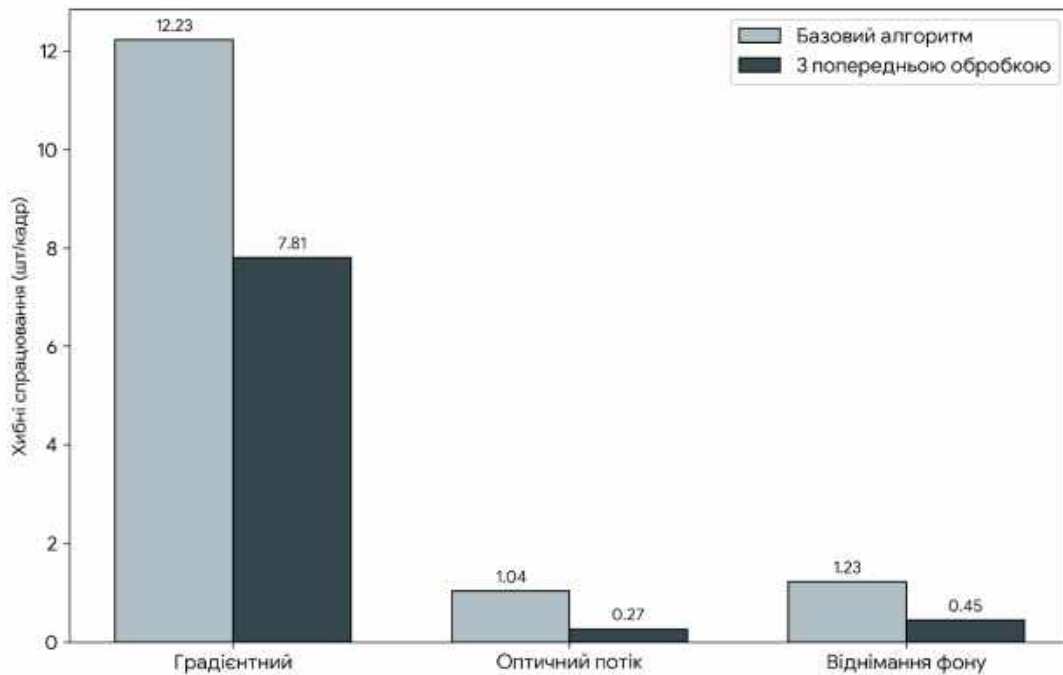


Рисунок 2.8 – Порівняння середньої кількості хибних спрацювань до та після інтеграції методів просторово-морфологічної обробки

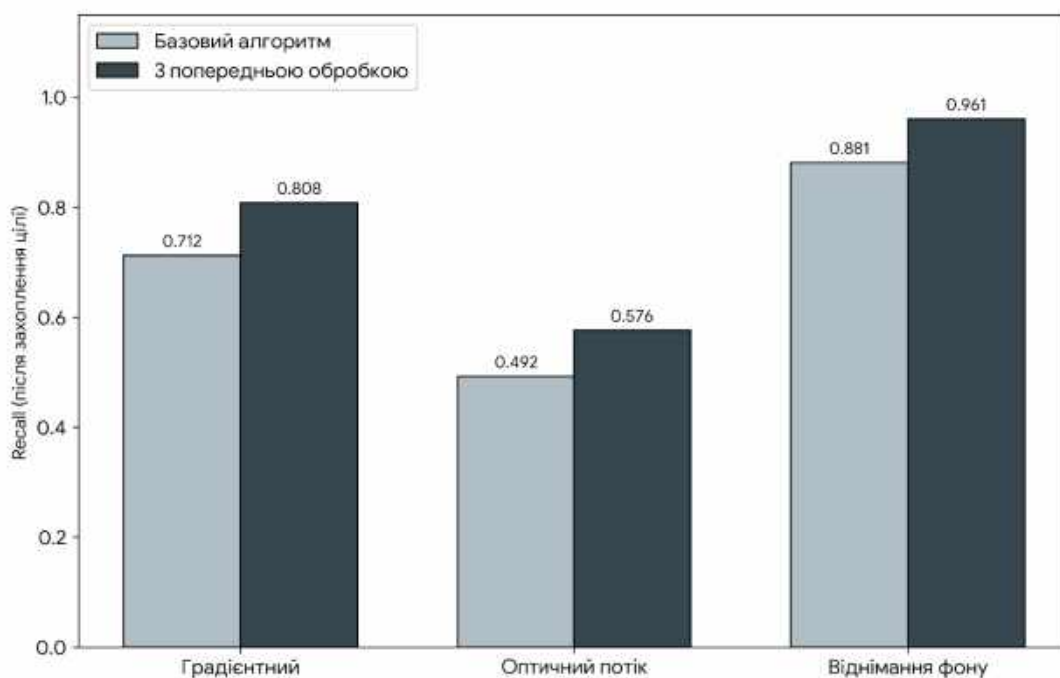


Рисунок 2.9 – Порівняння повноти виявлення до та після інтеграції методів просторово-морфологічної обробки

Аналіз отриманих метрик дозволяє констатувати комплексне і системне покращення всіх показників точності виявлення для кожного з досліджуваних алгоритмічних контурів.

Зокрема, інтеграція методів просторово-морфологічної попередньої обробки дозволила суттєво пришвидшити первинне захоплення цілі (рис. 2.7). Завдяки попередньому усуненню шумів алгоритми почали значно швидше формувати стійку ознаку об'єкта. Найбільш показовою є динаміка для методів на основі віднімання фону, для якого покращення показника становить 17.96 %, та градієнтного детектора меж з покращенням на 15.90 %.

Застосування медіанної фільтрації та морфологічного закриття дозволило здійснити глибоке очищення просторових ознак, що призвело до зменшення кількості хибних спрацювань (рис. 2.8). Для градієнтного детектора середній рівень хибних тривог знизився на 36.14%. Найвищу ж стійкість продемонстрували удосконалені методи розрідженого потоку (0.27 хибних спрацювань на кадр) та метод віднімання фону (0.45 хибних спрацювань на кадр).

Одночасно з цим вдалося подолати проблему фрагментації силуету БПЛА, яка в базових методах часто призводила до хибного розпізнавання цілі як набору дрібних завад або її повної втрати через геометричну фільтрацію (рис. 2.9). Введення операції морфологічного закриття надійно об'єднало просторові розриви в контурах, що безпосередньо відобразилося на повноті виявлення. Найбільше середнє значення повноти вдалося отримати з використанням методу віднімання фону (0.961), що відповідає збільшенню на 9.08% відносно базового алгоритму.

Для об'єктивної візуалізації та аналізу виконання вимог критерію точності виявлення було побудовано діаграму розсіювання для оцінки компромісів між кількістю хибних спрацювань та повнотою виявлення, представлену на рис. 2.10. На графіку було сформовано конкретну цільову зону, потрапляння до якої є індикатором успішного виконання критерію точності.

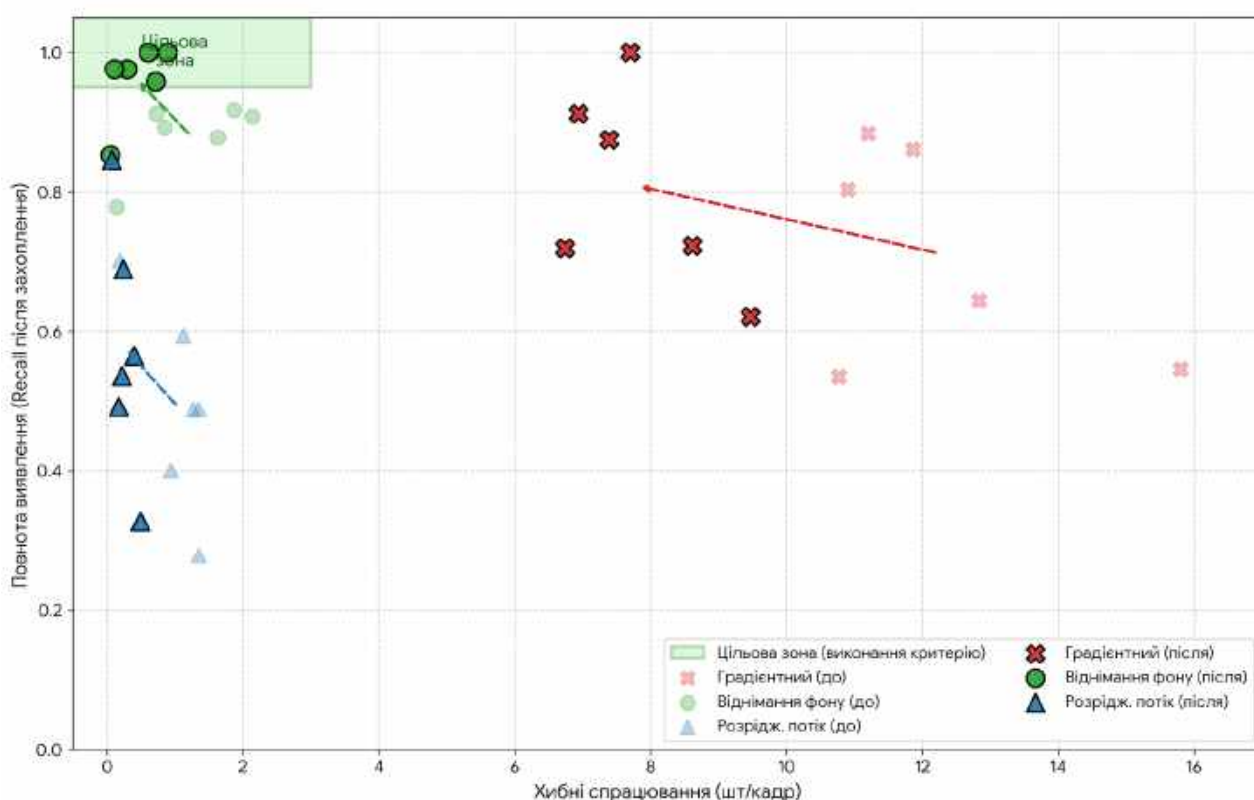


Рисунок 2.10 – Діаграма розсіювання для оцінки компромісів між повнотою виявлення та хибними спрацюваннями методів виявлення

Візуальний аналіз загального вектора покращення доводить, що після глибокої алгоритмічної інтеграції просторово-морфологічної попередньої обробки усі методи виявлення змістилися у бік цільової зони. Найкращий результат було отримано з використанням вдосконаленого методу на основі віднімання фону. На відміну від інших методів, які попри математичне зростання показників залишилися поза межами заданих вимог (через надмірну кількість хибних спрацювань у градієнтного детектора та недостатню повноту в оптичного потоку), метод віднімання фону продемонстрував ідеальний компроміс. Його результати утворюють щільний кластер у ділянці мінімального рівня хибних спрацювань (менше 1 шт/кадр) при найвищому показнику повноти виявлення (0.95-1.00).

2.4 Висновки до другого розділу

У другому розділі розв'язано наукову задачу щодо удосконалення методів технічного зору для виявлення повітряних цілей шляхом інтеграції етапів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих. Математична формалізація процесу виявлення в умовах інтенсивних оптичних завад дозволила встановити, що динамічна нестабільність фону та апаратні шуми сенсорів спричиняють домінування фонових складових над корисним сигналом. Для нівелювання цього впливу було сформовано систему аналітичних обмежень, яка узгоджує вимоги щодо обчислювальної швидкодії в реальному часі із заданими показниками повноти локалізації та допустимим рівнем хибних спрацювань.

Для виконання визначених вимог розроблено комплексний набір методів попередньої обробки, що включає колірні перетворення, диференційовану лінійну та нелінійну просторову фільтрацію, локальне адаптивне порогоування та операції математичної морфології. Наукова новизна запропонованого підходу полягає у переході від використання цих методів як ізольованих етапів до їхньої глибокої інтеграції в алгоритмічні контури формування ознак базових методів виявлення.

Проведено комплексне експериментальне дослідження набору валідаційних відеопослідовностей. За критерієм швидкодії підтверджено недоцільність

застосування повнокадрових нейромережових моделей та алгоритмів щільного оптичного потоку без апаратного прискорення. Водночас аналіз показників точності об'єктивно довів, що впровадження просторово-морфологічної інтеграції забезпечило системне покращення завадостійкості для всіх досліджуваних методів, виражене у суттєвому зниженні частоти хибних тривог, скороченні затримки первинної локалізації та підвищенні повноти виявлення об'єкта. Зокрема, для вдосконаленого методу на основі віднімання фону затримка первинного виявлення скоротилася на 17,96%, а повнота виявлення зросла до рівня 0.961, що дозволило успішно виконати вимоги за критерієм точності виявлення.

Відтак, досягнутий рівень точності та обчислювальної стабільності удосконалених методів створює необхідні умови для синтезу інтелектуальних алгоритмів супроводження, здатних підтримувати цілісність треку БПЛА в умовах складного маневрування та оклюзій.

РОЗДІЛ 3
РОЗРОБЛЕННЯ МОДЕЛІ АВТОМАТИЧНОГО НАВЕДЕННЯ ТА
УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО СУПРОВОДЖЕННЯ
БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

3.1 Формалізація задачі супроводження малорозмірних повітряних цілей в умовах інтенсивних оптичних завад

Розв'язання задачі виявлення, математично формалізованої у попередньому розділі, дозволяє отримати просторові координати цілі на окремому ізольованому кадрі. Проте для коректної роботи виконавчих механізмів систем автоматичного наведення необхідним є забезпечення просторово-часової неперервності та прогнозованість траєкторії руху об'єкта. Тому наступним критичним етапом є задача супроводження, яка полягає у безперервному оцінюванні параметрів стану безпілотного літального апарата у часі на основі послідовності зашумлених та потенційно фрагментованих візуальних вимірювань.

В умовах інтенсивних оптичних завад процес супроводження БПЛА суттєво ускладнюється. Складне просторове маневрування цілі, різкі зміни її масштабу та часткові або повні візуальні перекриття (оклюзії) природними перешкодами призводять до тимчасової втрати корисного сигналу. Крім того, хибні спрацювання підсистеми виявлення здатні генерувати нерелевантні вимірювання, що викликає відхилення алгоритму супроводження.

Нехай стан цілі у динамічному середовищі задається вектором просторово-кінематичних параметрів:

$$\mathbf{x}(t) = [x_c(t), y_c(t), \vartheta_x(t), \vartheta_y(t)]^T, \quad (3.1)$$

де $x_c(t)$, $y_c(t)$ — координати геометричного центру об'єкта;
 $\vartheta_x(t)$, $\vartheta_y(t)$ — відповідні складові швидкості.

Модуль руху цілі у часі описується різницеvim рівнянням:

$$x(t) = Fx(t-1) + w(t), \quad (3.2)$$

де F — матриця переходу стану, що формалізує кінематику об'єкта;

$w(t)$ — вектор випадкового шуму процесу, який характеризує непередбачувані маневри цілі.

Зв'язок між фактичним станом цілі та спостереженнями забезпечується моделлю вимірювання. Вимірювання $z(t)$ формується на основі карти ймовірностей $P(x, y, t)$, згенерованої підсистемою виявлення, шляхом застосування оператора формування вимірювань G :

$$z(t) = G(P(x, y, t)). \quad (3.3)$$

Розв'язок задачі супроводження визначається як оптимальна оцінка стану цілі у часі на основі послідовності вимірювань та моделі руху. Математично цей розв'язок формулюється як знаходження оцінки стану $\hat{x}(t)$, що мінімізує середньоквадратичну похибку:

$$\hat{x}(t) = \arg \min E [\|x(t) - \hat{x}(t)\|^2], \quad (3.4)$$

а також обчислення коваріаційної матриці оцінок $P(t)$.

У рекурсивній постановці оптимальний розв'язок формується за двома послідовними етапами. На етапі прогнозу обчислюється апіорна оцінка стану $\hat{x}^-(t)$ та її коваріація $P^-(t)$ на основі попереднього стану:

$$\begin{aligned} \hat{x}^-(t) &= F \hat{x}(t-1); \\ P^-(t) &= FP(t-1)F^T + Q \end{aligned} \quad (3.5)$$

де Q — коваріація шуму процесу.

На етапі оновлення прогнозований стан уточнюється за допомогою нового вимірювання $z(t)$. Для цього розраховується коефіцієнт Калмана $K(t)$:

$$K(t) = P^{-}(t) H^T (H P^{-}(t) H^T + R)^{-1}, \quad (3.6)$$

де H – матриця спостереження;

R – ковариация шуму вимірювання.

Даний коефіцієнт дозволяє сформулювати апостеріорну оцінку стану $\hat{x}(t)$ та оновити ковариційну матрицю $P(t)$:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) &= \hat{x}^{-}(t) + K(t)[z(t) - H \hat{x}^{-}(t)]; \\ P(t) &= (I - K(t)H)P^{-}(t). \end{aligned} \quad (3.7)$$

У випадку тимчасової втрати цілі детектором (наприклад, через оклюзію) та відсутності нового вимірювання $z(t)$, розв'язком стає суто прогнозована оцінка: $\hat{x}(t) = \hat{x}^{-}(t)$. Для багатоканального випадку розв'язок додатково включає розв'язання задачі асоціації вимірювань, результатом якої є відображення π^* , що встановлює однозначну відповідність між новими вимірюваннями та існуючими треками.

З урахуванням глибокої інтеграції методів попередньої обробки, обґрунтованої у розділі 2, загальна інтегрована модель супроводження подається як суперпозиція математичних операторів:

$$\hat{x}(t) = T(\hat{x}(t-1), G(D(F_{\text{int}}(F_{\text{pre}}(H \otimes (S + B) + N))), \Theta), \quad (3.8)$$

де T — оператор супроводження;

Θ — вектор внутрішніх параметрів моделі супроводження.

Для забезпечення можливості практичної реалізації системи на бортових обчислювачах без перевантаження та перегріву, оператор супроводження T підпорядковується жорсткій системі обмежень, формалізований у підрозділі 1.5:

- 1) $T_{\text{track}} \leq T_{\text{track}}^{\text{max}}$ — час оновлення треку має бути мінімальним, гарантуючи частоту обробки контуру супроводження на рівні не нижче 30 кадрів за секунду;
- 2) $P_{\text{loss}} \leq P_{\text{loss}}^{\text{max}}$ — ймовірність втрати цілі має відповідати відсотку безперервного утримання об'єкта у кадрі не менше 90 %;
- 3) $\sigma_{\text{track}} \leq \sigma_{\text{track}}^{\text{max}}$ — похибка супроводження строго лімітується метрикою просторового перекриття, відповідно до якої частота повного супроводження цілі має становити не менше 80 %.

Отже, фінальним формалізованим розв'язком задачі супроводження є послідовність оцінених станів: $\hat{X} = \{\hat{x}(1), \hat{x}(2), \dots, \hat{x}(T)\}$, яка безперервно визначає траєкторію руху цілі, а також відповідні оцінки похибок $P(t)$.

3.2 Удосконалення та експериментальне дослідження методів адаптивного супроводження БПЛА на основі стохастичної фільтрації

Безпосереднє використання результатів просторової локалізації цілі в умовах інтенсивних завад є недостатнім для забезпечення надійного автоматичного наведення. Високочастотний апаратний шум спостереження, зміна освітлення та мікродинаміка фону призводять до постійного просторового «тремтіння» обмежувальної рамки. Крім того, складні маневри БПЛА та його часткові або повні перекриття природними перешкодами неминуче викликають тимчасову втрату корисного сигналу. Вирішення цієї проблеми вимагає переходу від ізольованого покадрового відстеження ознак до безперервного просторово-часового оцінювання параметрів руху об'єкта.

3.2.1 Синтез архітектури адаптивного супроводження та інерційного прогнозування параметрів руху цілі

Завдання будь-якого візуального трекера зводиться до генерації поточного просторового вимірювання $z(t)$ на кожному кадрі відеопотоку. У розробленій

програмній архітектурі підсистеми розглядається можливість використання чотирьох базових методів відстеження візуальних ознак:

1. Кореляційний трекер (на базі ядерних фільтрів KCF). Метод функціонує шляхом навчання дискримінативного класифікатора для відрізнення цілі від навколишнього фону. Завдяки використанню властивостей циркулянтних матриць та переходу в частотну область за допомогою швидкого перетворення Фур'є, метод дозволяє виконувати розрахунки просторової кореляції з екстремально високою обчислювальною швидкістю, проте є чутливим до різких змін масштабу цілі.

2. Трекер на основі розрідженого оптичного потоку (Median Flow). Робота методу ґрунтується на виділенні множини ключових точок об'єкта (зокрема, кутів Ши-Томасі) та розрахунку їхнього локального просторового зміщення між сусідніми кадрами за алгоритмом Лукаса-Канаде. Ключовою особливістю є застосування медіанної логіки до отриманого векторного поля швидкостей, що дозволяє ефективно відсіювати аномальні вектори, спричинені шумами або мікродинамікою фону.

3. Легковаговий нейромережевий трекер (NanoTrack). Метод використовує переднавчені згорткові архітектури для екстракції високодискримінативних глибинних ознак. Супроводження здійснюється шляхом обчислення взаємної кореляції між семантичними ознаками еталонного шаблону цілі та поточною областю пошуку. Завдяки цьому трекер демонструє найвищу робастність до зміни ракурсу та освітлення об'єкта, хоча й потребує значних обчислювальних ресурсів.

4. Адаптивний кінематичний трекер. Цей метод є логічним продовженням та практичною імплементацією результатів, отриманих у попередньому розділі. Він базується на безперервній генерації просторових гіпотез за допомогою детектора віднімання динамічного фону. Алгоритм комплексується з методами просторово-морфологічної обробки для надійного виділення цілісного силуету БПЛА безпосередньо з потоку завад. Узгодження згенерованих гіпотез із поточною траєкторією здійснюється через розрахунок Евклідової відстані між центрами мас знайдених контурів та прогнозованою позицією об'єкта. Додатково застосовується жорстка геометрична фільтрація за відносним розміром силуету. Гіпотеза, яка

задовольняє обидва критерії (мінімальна просторова відстань та відповідність розмірам), класифікується як істинне вимірювання $z(t)$ і використовується для оновлення поточного положення БПЛА у контурі супроводження.

Проте, зважаючи на описану раніше специфіку завадового середовища, пряме використання ізольованих покадрових вимірювань $z(t)$ від цих базових методів залишається неефективним. Оскільки класичні візуальні трекари не мають вбудованої довгострокової пам'яті про кінематику об'єкта, вони не здатні самостійно компенсувати просторовий шум спостереження $v(t)$ або екстраполювати траєкторію в моменти тимчасових перекриттів цілі.

Для подолання дестабілізуючого впливу оклюзій та динамічних завад запропоновано синтез комплексної архітектури супроводження, в якій над базовим візуальним трекаром інтегрується ієрархічна надбудова стохастичної оцінки на базі лінійного фільтра Калмана (рис. 3.1). Такий підхід дозволяє реалізувати структурний розподіл функціональних завдань: візуальний трекари виступає в ролі сенсора локальних вимірювань, що відповідає за генерацію просторових гіпотез на основі аналізу інтенсивності пікселів, тоді як стохастичний фільтр виконує роль регулятора, що гарантує просторово-часову неперервність траєкторії та забезпечує динамічну стійкість системи в умовах неповноти вхідних даних.

Цикл функціонування розробленої архітектури на кожному кроці дискретного часу t формалізується у вигляді послідовних етапів, що забезпечують органічну взаємодію базового візуального трекара та стохастичного фільтра.

Першим кроком є етап прогнозування. На основі кінематичної моделі руху з постійною швидкістю, що описується матрицею переходу станів F , фільтр Калмана екстраполює попередній стан об'єкта на поточний момент часу. Згідно з математичною моделлю формується апіорна оцінка стану $\hat{x}^-(t) = F \hat{x}(t-1)$ та розраховується відповідна коваріаційна матриця похибок $P^-(t)$. Отриманий прогнозований центр цілі не лише слугує базою для подальшої фільтрації, але й може використовуватися окремими візуальними трекарами (наприклад, детектором руху) для динамічної оптимізації області пошуку на поточному кадрі.

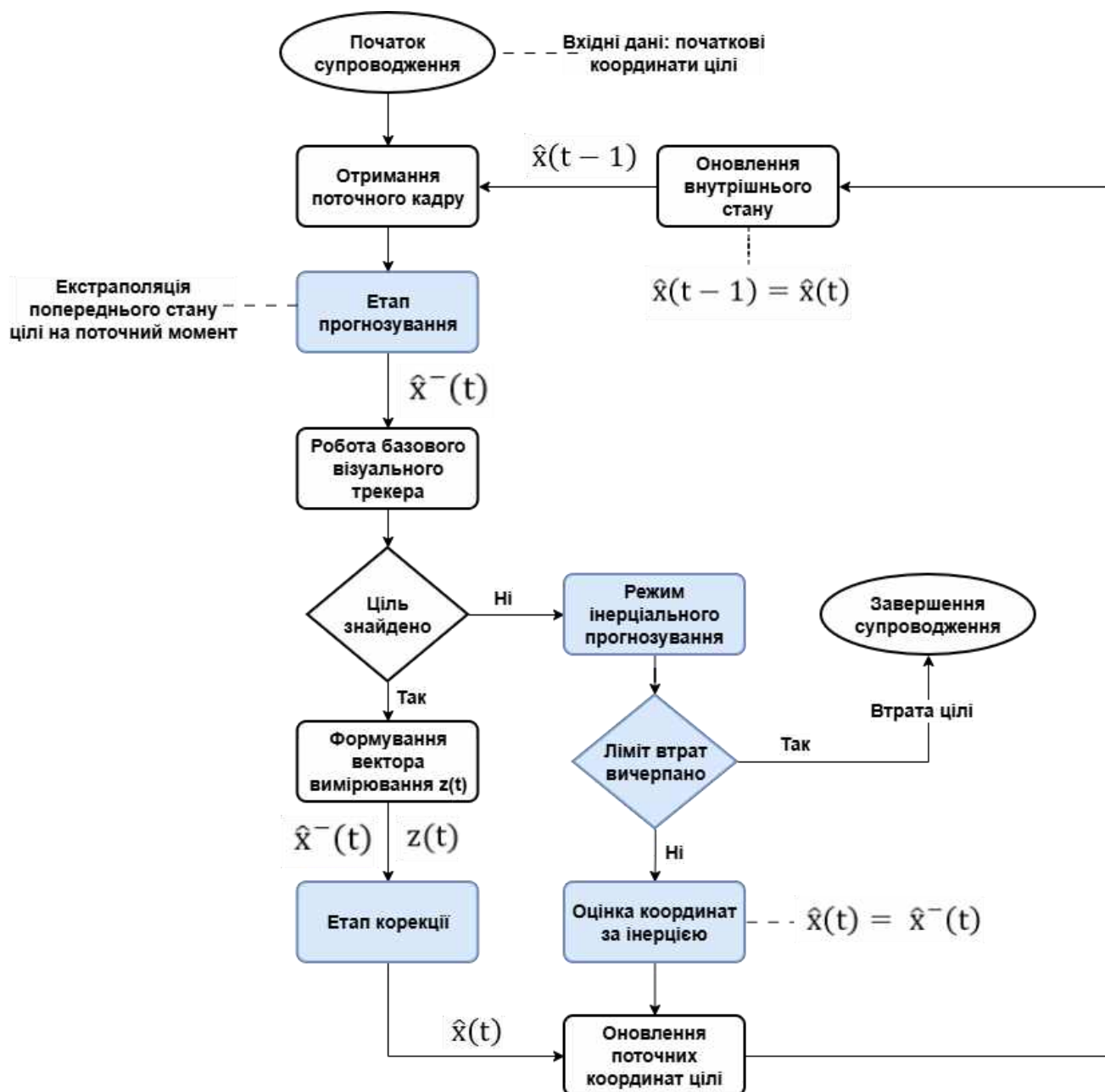


Рисунок 3.1 – Блок-схема алгоритму адаптивного супроводження з інерційним прогнозуванням

Після формування прогнозу система звертається до обраного базового алгоритму для отримання фактичних координат об'єкта. Залежно від результату візуального пошуку цілі, алгоритм переходить до одного з двох можливих сценаріїв обробки: математичної корекції або інерційного прогнозування.

У випадку успішної локалізації цілі базовий візуальний трекер генерує вектор вимірювання $z(t)$. Отримавши ці координати, система ініціює етап математичної корекції. Фільтр обчислює ваговий коефіцієнт Калмана $K(t)$ і виконує згладжування

траєкторії. Цей процес полягає у зваженому поєднанні інерційного прогнозу та фактичного вимірювання для формування максимально точної апостеріорної оцінки стану $\hat{x}(t)$. Завдяки цьому ефективно пригнічуються високочастотні просторові флуктуації обмежувальної рамки, спричинені апаратними шумами сенсора або різкими змінами освітлення. Завершується етап формуванням фінальної обмежувальної рамки та екстракцією відповідного фрагмента зображення цілі для подальшого використання.

Якщо ж візуальний контакт з БПЛА тимчасово втрачено (наприклад, через перекриття природними перешкодами) і вектор вимірювання $z(t)$ відсутній, активується режим інерційного прогнозування. Замість миттєвої ініціалізації зриву супроводження, система покладається виключно на збережений вектор кінематики, приймаючи поточний стан рівним розрахованому прогнозу: $\hat{x}(t) = \hat{x}^-(t)$. Геометричні розміри обмежувальної рамки при цьому фіксуються за останнім успішним вимірюванням. Такий режим дозволяє супроводжувати «віртуальну» ціль за інерцією, продовжуючи екстраполювати її траєкторію в сліпому режимі протягом заданого ліміту кадрів. Це забезпечує необхідну робастність контуру автоматичного наведення та дозволяє миттєво відновити повноцінне супроводження після виходу об'єкта з-за перешкоди. Якщо ціль не з'являється до вичерпання ліміту кадрів, фіксується повний зрив супроводження.

3.2.2 Експериментальна верифікація розробленої архітектури адаптивного супроводження в умовах інтенсивних завад

Для об'єктивного оцінювання ефективності розробленої архітектури супроводження було застосовано багаторівневу методику та апаратний стенд, детально описані на етапі тестування методів виявлення (підрозділ 2.3). З метою забезпечення коректності та порівнянності результатів, експериментальне дослідження проводилося на ідентичному валідаційному наборі натурних відеопослідовностей (табл. 2.1), що моделюють інтенсивні просторово-оптичні завади, різкі маневри та оклюзії цілі.

Першим етапом верифікації стала послідовна перевірка за критерієм швидкодії. Оскільки алгоритми супроводження зазвичай працюють не з усім кадром, а лише з локальною областю інтересу (або використовують оптимізовані математичні моделі екстраполяції), їхня загальна швидкодія об'єктивно є вищою порівняно з методами виявлення. Для комплексного визначення обчислювальної ефективності чотирьох обраних методів супроводження було проведено серію ітераційних вимірювань середньої частоти обробки кадрів при роботі з трьома типовими роздільними здатностями відеопотоку: HD (1280x720), SVGA (800x600) та VGA (640x480). Такий підхід дозволив оцінити масштабованість розроблених рішень та виявити критичні точки падіння швидкодії.

За отриманими експериментальними даними було побудовано порівняльну стовпчикову діаграму, представлену на рис. 3.2. Для наочної верифікації відповідності розроблених методів вимогам систем автоматичного наведення, на графіку нанесено червону пунктирну лінію, яка відповідає мінімальному пороговому значенню (30 FPS) для виконання критерію швидкодії.

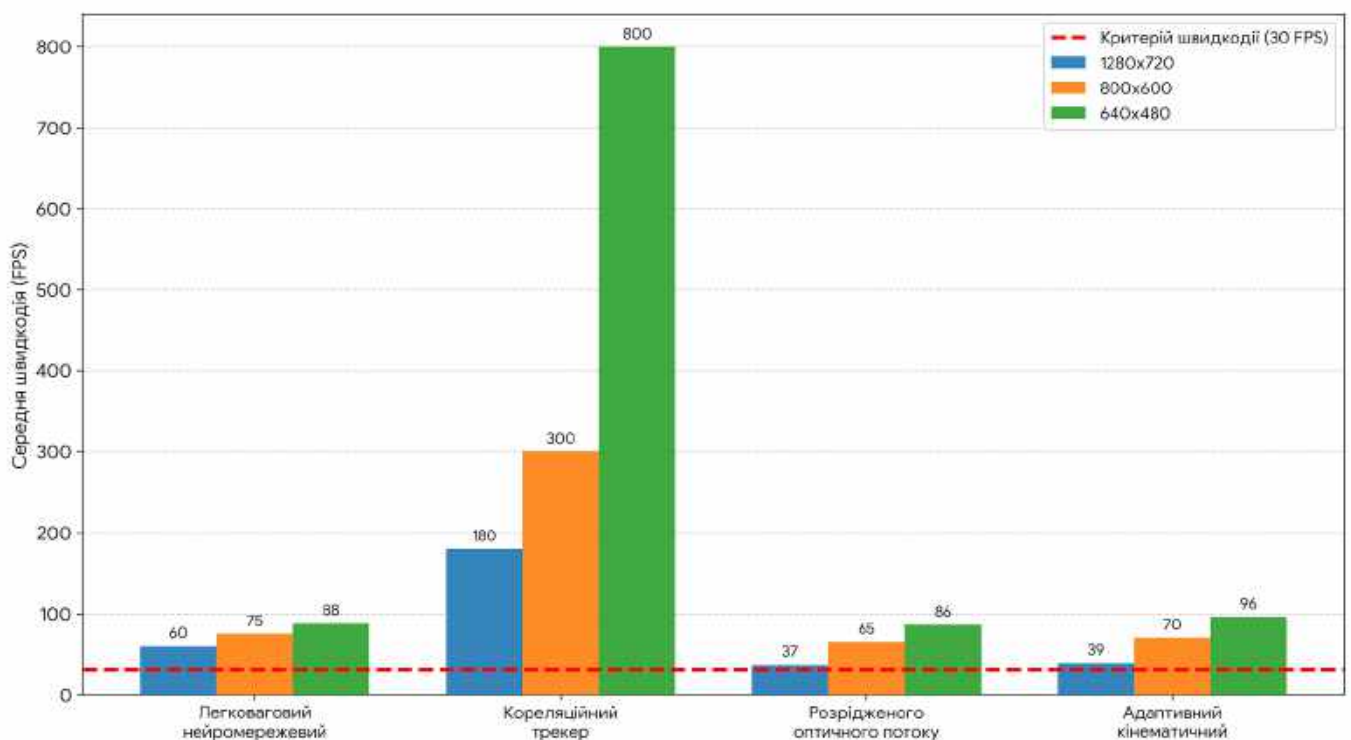


Рисунок 3.2 – Оцінка швидкодії методів супроводження за різних роздільних здатностей

Аналіз отриманих даних демонструє, що всі досліджені архітектури здатні працювати в режимі реального часу, успішно перетинаючи необхідну межу значення частоти обробки у 30 FPS навіть на високій роздільній здатності.

Найвищі показники абсолютної швидкодії зафіксовано для базового кореляційного трекера (від 180 до 800 FPS за умови зниження роздільної здатності до формату VGA), що математично обґрунтовується оптимізацією розрахунку просторової кореляції через швидке перетворення Фур'є.

Легковаговий нейромережевий трекер та метод на основі розрідженого оптичного потоку продемонстрували співставну продуктивність у діапазонах 60–88 FPS та 37–86 FPS відповідно. Водночас запропонований адаптивний кінематичний трекер забезпечує частоту обробки на рівні 70 FPS при оптимальній роздільній здатності 800x600 пікселів із подальшим зростанням до 96 FPS для формату VGA.

Загалом, результати вимірювань підтверджують, що зниження роздільної здатності вхідного відеопотоку формує значний запас обчислювальної продуктивності для всіх розглянутих методів. Отримане перевищення необхідного порогу швидкодії гарантує безперервність супроводження цілі в умовах високошвидкісного маневрування.

Наступним етапом верифікації системи стала комплексна оцінка просторової точності методів супроводження. З метою підтвердження математичної доцільності застосування архітектурної надбудови стохастичної фільтрації, експериментальне дослідження проводилося у форматі прямого порівняльного аналізу: результати роботи базових візуальних трекерів зіставлялися з їхніми показниками після комплексування з лінійним фільтром Калмана.

Основними критеріями допуску методу до реальної експлуатації, відповідно до вимог підрозділу 1.5, є здатність безперервного утримання цілі в полі зору (не менше 90% часу з початку супроводження) та висока якість просторової локалізації, за якої частота повного супроводження має становити не менше 80 %. Для візуалізації отриманих результатів було побудовано порівняльні стовпчикові діаграми за усередненими показниками, представлені на рис. 3.3–3.4.

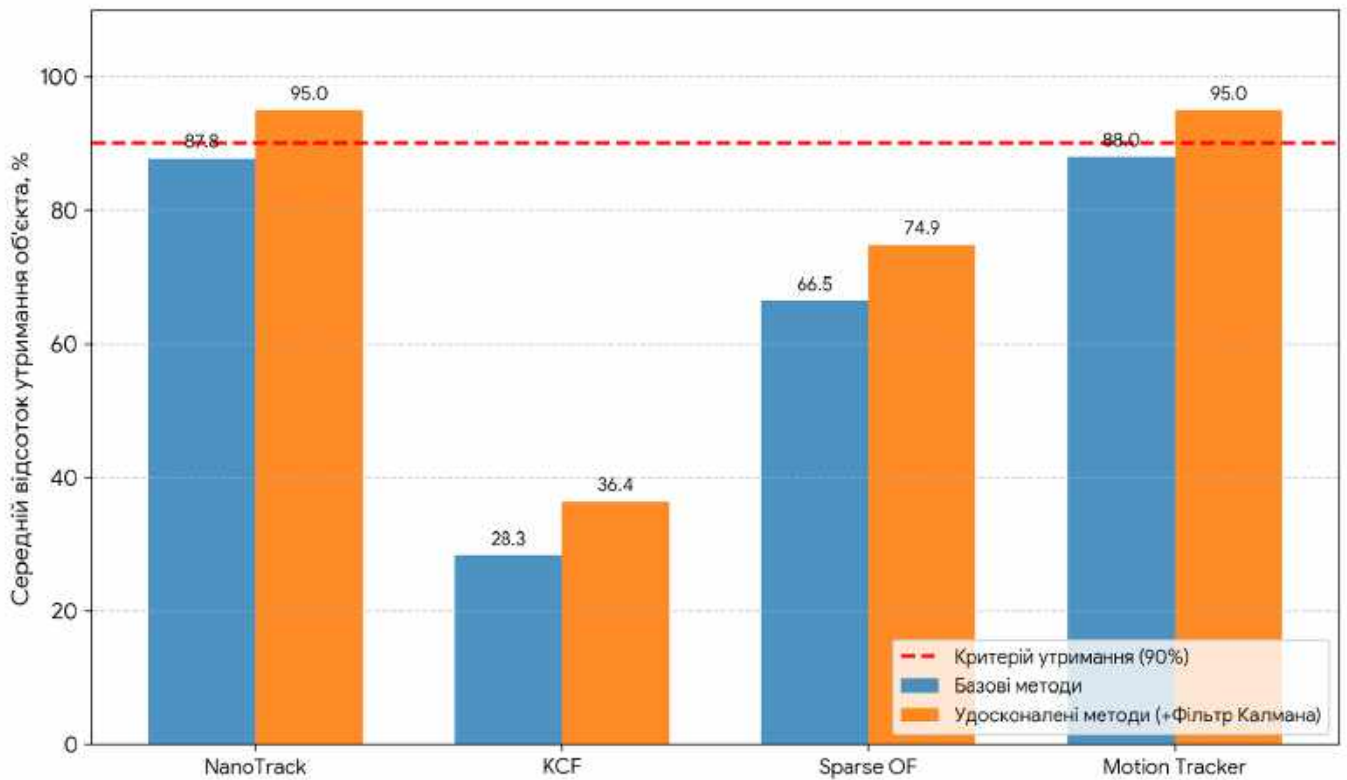


Рисунок 3.3 – Порівняння за показником утримання цілі

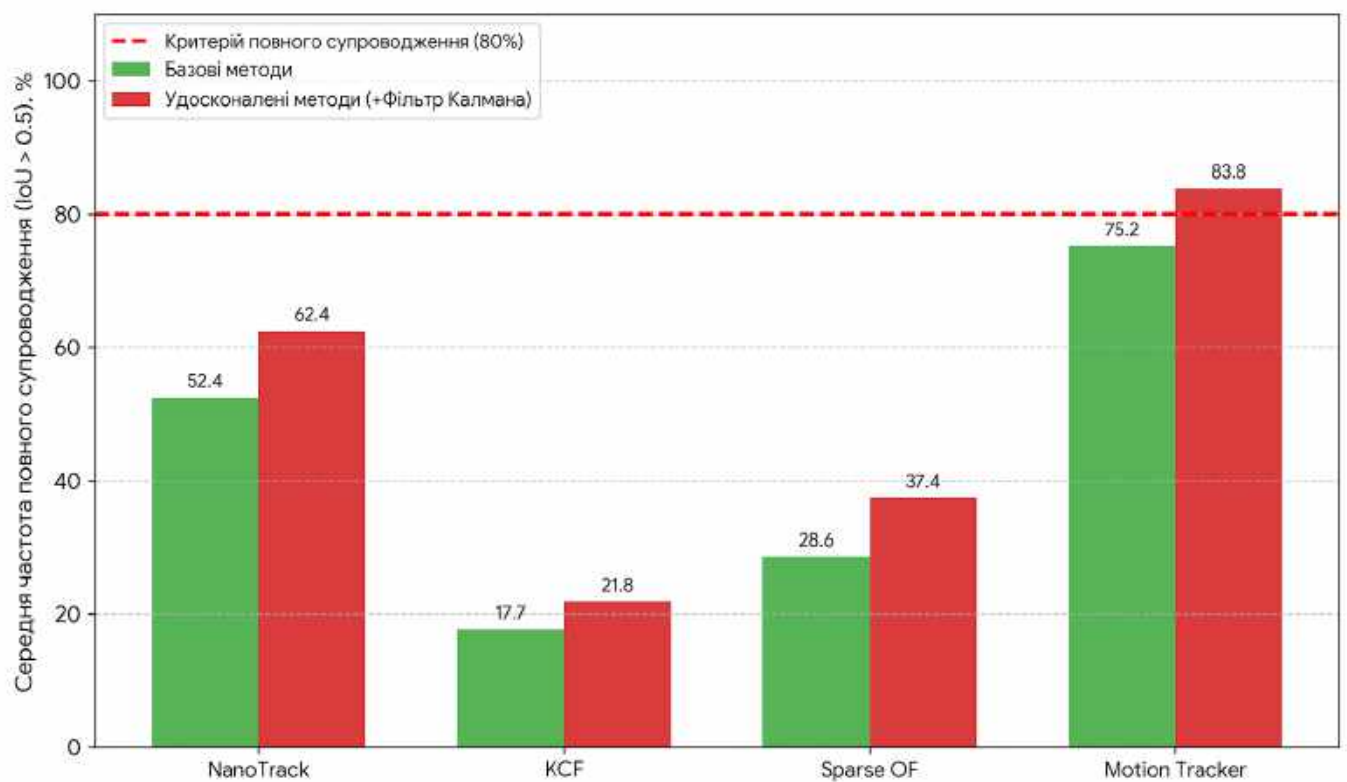


Рисунок 3.4 – Порівняння за показником частоти повного супроводження

Аналіз отриманих даних свідчить про системне вирішення проблем зриву супроводження та накопичення просторового дрейфу, які були критичними для ізольованих базових алгоритмів.

Кореляційний трекер продемонстрував найгірші результати за обома показниками: як у базовому, так і у вдосконаленому вигляді він не зміг наблизитись до порогових значень утримання цілі (лише 36.4% в удосконаленому варіанті) та частоти повного супроводження (21.8% в удосконаленому варіанті). Це підтверджує його фундаментальну вразливість до масштабування цілі та швидких маневрів, яку неможливо компенсувати виключно кінематичним прогнозуванням, що робить цей метод непридатним для використання.

Трекер розрідженого оптичного потоку у базовому варіанті демонстрував низький середній відсоток утримання цілі. Незважаючи на те, що після інтеграції режиму інерційного прогнозування цей показник зріс (у середньому до 74.9 %), метод так і не зміг подолати порогове значення у 90 % на діаграмі утримання (рис. 3.3). Більше того, алгоритм абсолютно не задовольнив другий критерій — точність просторової локалізації (рис. 3.4). Його усереднена частота повного супроводження склала лише 37.4 %, що свідчить про катастрофічне накопичення просторового дрейфу та зміщення рамки відносно фізичного центру об'єкта у більшості сценаріїв.

Легковаговий нейромережвий трекер після комплексування з фільтром Калмана підтвердив свою високу загальну робастність. Завдяки інерційному прогнозуванню його середній показник утримання зріс до 95.0 %, успішно виконавши одну з умов критерію точності супроводження. Однак метод не зміг подолати поріг просторової локалізації: середня частота повного супроводження зросла лише до 62.4%, залишившись значно нижчою за необхідні 80 % (рис. 3.4). Хоча стохастичний фільтр загалом згладив траєкторію, сама базова нейромережа продукує занадто високий відсоток часткового перекриття в умовах низького контрасту та оптичних завад.

Єдиним алгоритмом, який зміг комплексно задовольнити задані критерії точності за усередненими показниками, став адаптивний кінематичний трекер. У базовому варіанті він наближався до цільових вимог, але не виконував їх (середнє

утримання — 88.0 %, точність локалізації — 75.2 %). Після поєднання детектора з інерційним прогнозуванням, метод продемонстрував системний стрибок ефективності. Його середній показник безперервного утримання цілі сягнув 95.0 %, а усереднена частка повного супроводження зросла до 83.8 %, впевнено перетнувши встановлений бар'єр у 80 % на загальній діаграмі. Такий результат математично пояснюється тим, що механізм корекції траєкторії дозволяє трекеру динамічно "центруватися" на об'єкті кожного разу, коли підсистема виявлення успішно фіксує просторовий рух, повністю нівелюючи помилки накопичення дрейфу.

3.3 Розроблення моделі автоматичного виявлення, супроводження та фіксації потрапляння цілі в зоні інтересу

Практична реалізація автономного апаратно-програмного комплексу візуального наведення вимагає глибокої системної інтеграції компонентів виявлення та супроводження. Головним викликом на етапі об'єднання стає забезпечення здатності системи самостійно верифікувати виявлені об'єкти, безперервно керувати обчислювальними ресурсами шляхом перемикання між режимами просторового виявлення і супроводження, а також автоматично генерувати керуючий сигнал при досягненні ціллю визначеної області інтересу. Вирішення цього завдання потребує переходу від окремих алгоритмів комп'ютерного зору до комплексної логіко-математичної моделі поведінки системи.

3.3.1 Формалізація математичної моделі ієрархічної селекції та управління станами

Функціонування автономної системи візуального наведення вимагає не лише наявності ізольованих алгоритмів виявлення та супроводження, але й розроблення комплексної математичної моделі, яка здатна автоматично приймати рішення щодо переходу між цими етапами. Однією з ключових проблем автоматизованого спостереження є висока ймовірність генерації хибних тривог швидкими базовими

детекторами, оскільки вони реагують на будь-які інтенсивні просторово-часові флуктуації $N(x, y, t)$. Для розв'язання цієї проблеми розроблено математичну модель ієрархічної (каскадної) селекції цілей та скінченного автомата для управління глобальними станами системи.

Нехай глобальний стан апаратно-програмного комплексу в дискретний момент часу t визначається змінною $M(t) \in \{M_{\text{det}}, M_{\text{track}}\}$, де M_{det} — режим глобального пошуку та виявлення, а M_{track} — режим локального просторово-часового супроводження цілі.

У стані M_{det} підсистема виявлення генерує множину первинних гіпотез $G(t) = \{g_1(t), g_2(t), \dots, g_m(t)\}$, де кожна гіпотеза описується вектором просторових параметрів $g_i(t) = [x_i(t), y_i(t), w_i(t), h_i(t)]^T$ (координати центру та геометричні розміри обмежувальної рамки).

Для відсіювання стохастичних шумів вводиться математичний апарат темпоральної стабільності. Формується множина збережених станів $E(t-1)$, що містить підтвержені гіпотези з попередніх кадрів. На кожній ітерації виконується просторова асоціація нових вимірювань $g_i(t)$ з історією $E(t-1)$ за допомогою розрахунку міри подібності, яка враховує Евклідову відстань між центрами мас та відносне відхилення площ:

$$d(g_i, e_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \leq D_{\text{thr}}; \quad (3.9)$$

$$\Delta S(g_i, e_j) = \frac{|w_i h_i - w_j h_j|}{\max(w_i h_i, w_j h_j)} \leq S_{\text{thr}},$$

де D_{thr} та S_{thr} — порогові значення допустимого просторового зміщення та зміни масштабу цілі відповідно.

Кожному об'єкту e_j у просторі пам'яті призначається кортеж станів $(C_{\text{succ}}, C_{\text{miss}})$, де C_{succ} — лічильник безперервних підтверджень гіпотези, а C_{miss} — лічильник кадрів втрати візуального контакту. Якщо гіпотеза $g_i(t)$ успішно асоційована з e_j , значення C_{succ} інкрементується, а C_{miss} прирівнюється до нуля. У

випадку відсутності асоціації лічильник C_{miss} інкрементується. Об'єкт остаточно вилучається з пам'яті лише за умови $C_{miss} > C_{miss}^{max}$, де C_{miss}^{max} — максимальна кількість допустимих пропусків кадрів без асоціації. Така логіка забезпечує довготривале утримання цілі та компенсацію короткочасних оптичних перекриттів.

Гіпотеза переходить на етап семантичної верифікації лише тоді, коли її темпоральна стабільність досягає заданого порогу: $C_{succ} \geq C_{succ}^{min}$. На цьому етапі з вхідного кадру екстрагується відповідна локальна область інтересу і подається на вхід нелінійного оператора класифікації V_{CNN} , реалізованого на базі легкої згорткової нейромережі. Оператор формує ймовірність належності об'єкта до класу БПЛА: $p_{uav} \in [0, 1]$. Якщо $p_{uav} > 0.5$, гіпотеза математично визнається істинною ціллю.

У момент успішної верифікації машина станів ініціює перехід $M(t + 1) = M_{track}$. Відбувається ініціалізація вектора стану цілі $x(0)$ та передача керування підсистемі супроводження цілі. Під час перебування у стані M_{track} на кожному кроці розраховується критерій фіксації потрапляння цілі в область інтересу (Alert). Якщо площа обмежувальної рамки супроводжуваного об'єкта перевищує критичний поріг ($w_i \cdot h_i \geq A_{alert}$) і його центр знаходиться у визначеній центральній зоні кадру, система генерує тригер успішного наведення. Якщо ж трекер фіксує безповоротну втрату цілі (перевищення ліміту інерційного прогнозування), відбувається автоматичне скидання параметрів та повернення системи до стану глобального пошуку $M(t + 1) = M_{det}$.

3.3.2 Структурно-алгоритмічна організація машини станів та автоматичної верифікації цілей

Практична імплементація формалізованої математичної моделі скінченного автомата та ієрархічної селекції базується на побудові централізованого диспетчера управління системою наведення. Логічне ядро цієї машини станів на кожній ітерації головного циклу обробки відеопотоку виконує динамічний розподіл обчислювальних ресурсів та приймає рішення про перемикання глобальних режимів

на основі аналізу внутрішніх критеріїв. Загальну алгоритмічну послідовність функціонування розробленої машини станів представлено на рис. 3.5.

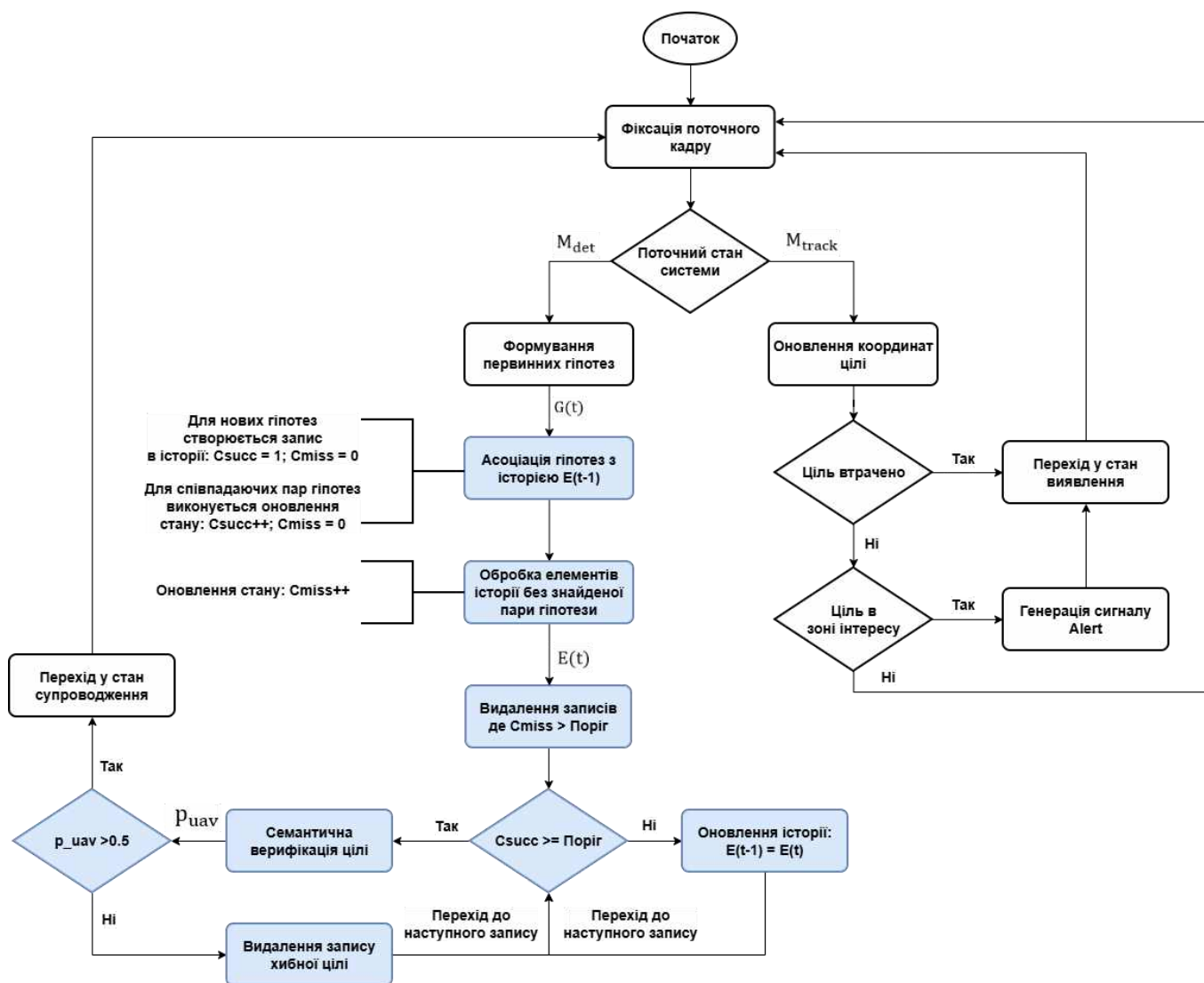


Рисунок 3.5 – Блок-схема алгоритму ієрархічної верифікації цілей та управління станами

Під час перебування у початковому стані виявлення система ініціює перший рівень селекції: обраний просторово-морфологічний детектор генерує масив первинних гіпотез (обмежувальних рамок). Для реалізації математичного апарату просторової асоціації та фільтрації цих гіпотез використовується структура даних, що зберігає історію виявлень. Кожен запис у ній містить унікальний ідентифікатор просторової цілі та відповідні лічильники темпоральної стабільності. Порівняння нових виявлених об'єктів із наявними в історії виконується шляхом перевірки

математичних обмежень допустимого просторового зміщення та зміни масштабу. Алгоритм розраховує Евклідову відстань між центрами мас та відносну різницю площ контурів. Якщо просторово-геометричні параметри знаходяться в межах встановлених порогових значень, система збільшує значення лічильника успішних спостережень C_{succ} відповідного об'єкта.

Критично важливим елементом алгоритмічної реалізації є забезпечення збереження цілей в умовах інтенсивних оптичних завад. Якщо об'єкт тимчасово зникає з поля зору базового детектора, інформація про нього не видаляється з пам'яті миттєво. Натомість система ініціює збільшення лічильника втрат C_{miss} , зберігаючи останні відомі координати об'єкта до моменту перевищення гранично допустимої кількості пропущених кадрів. Цей механізм ефективно вирішує проблему короткочасних оптичних перекриттів БПЛА природними перешкодами ще на етапі, що передуює ініціалізації повноцінного контуру супроводження.

Гіпотези, які успішно пройшли етап темпоральної фільтрації ($C_{succ} \geq C_{succ}^{min}$), переходять на етап семантичної верифікації. Алгоритм виконує екстракцію відповідної локальної області інтересу з поточного кадру, додає необхідний просторовий контекст, нормалізує отримане зображення до базового тензорного формату та передає його на вхід легкому нейромережевому класифікатору. Завдяки тому, що ресурсоемна операція інтелектуального висновку викликається виключно для малих підтверджених фрагментів і лише за умови їхньої доведеної темпоральної стабільності, загальний алгоритм кардинально зменшує навантаження на обчислювальний пристрій порівняно з класичними методами повнокадрового сканування.

У випадку позитивної верифікації об'єкта класифікатором, диспетчер управління автоматично ініціює зміну глобального стану: активується режим активного супроводження, а координати підтвердженої цілі передаються до підсистеми стохастичної фільтрації. Перехід у цей стан супроводжується повним блокуванням методів глобального виявлення та фонового сканування. Це дозволяє перенаправити всі вивільнені обчислювальні ресурси на забезпечення максимальної частоти оновлення контуру кінематичного супроводження.

Паралельно з екстраполяцією координат, на кожній ітерації виконується алгоритмічна перевірка умов фіксації наведення. Система безперервно контролює площу обмежувальної рамки супроводжуваного об'єкта відносно загальної площі кадру та його просторове положення. При досягненні об'єктом заданих геометричних критеріїв у центральній зоні кадру (зоні інтересу), алгоритм генерує керуючий сигнал успішного захоплення. Вихід із циклу супроводження відбувається автоматично у разі спрацювання внутрішнього тригера безповоротної втрати цілі або за командою оператора. За цих умов система повністю очищує історію виявлень, скидає накопичені математичні буфери та повертається до стартового режиму сканування простору, замикаючи логіку роботи скінченного автомата.

3.3.3 Програмна реалізація моделі автоматичного наведення та підсистем виявлення і супроводження цілей

Програмну імплементацію розроблених математичних моделей та алгоритмів візуального наведення виконано об'єктно-орієнтованою мовою програмування Python. Вибір цього інструментарію зумовлений його архітектурною гнучкістю та наявністю розвиненої екосистеми для вирішення задач комп'ютерного зору. Для забезпечення вимог реального часу під час обробки багатовимірних масивів відеоданих програмний код нативно інтегровано з оптимізованими бібліотеками NumPy та OpenCV. Архітектура розробленого програмного забезпечення побудована за модульним принципом, що забезпечує чітке розмежування процесів виявлення, просторового супроводження та глобального управління станами.

Логічне ядро системи, що формалізує роботу скінченного автомата та диспетчеризацію ресурсів, реалізовано в окремому керуючому модулі процесора кадрів (клас `FrameProcessor`). Цей клас діє як центральний контролер, що в реальному часі керує перемиканням режимів (від глобального пошуку до локального супроводження — `tracking_mode`), обробляє чергу цілей та аналізує внутрішні критерії системи.

У межах цього модуля програмно імплементовано математичний апарат ієрархічної селекції та темпоральної стабільності. Для цього створено структуру даних словникового типу (`detection_history`), яка зберігає параметри виявлених об'єктів у часі. Асоціація нових гіпотез із наявною історією виконується шляхом перевірки відхилень за відстанню між центрами мас та зміною площі (програмні параметри `distance_threshold` та `size_threshold`). Стійкість системи до короточасних оклюзій реалізується за допомогою лічильника пропущених кадрів (`match_threshold`): ідентифікатор цілі зберігається в пам'яті впродовж заданого інтервалу навіть за відсутності візуальних підтверджень від базового детектора. Лише після накопичення критичної кількості безперервних підтверджень (`auto_capture_threshold`) ціль вважається валідною і передається на етап семантичної верифікації.

Безпосередньо етап формування первинних гіпотез та семантичної верифікації інкапсульовано у модулі виявлення (`object_detection.py`). Він містить програмні реалізації вдосконалених методів просторово-морфологічної обробки (віднімання фону, градієнтні детектори, оптичний потік), що використовують оптимізовані функції OpenCV. Роль нелінійного оператора класифікації для верифікації цілі відіграє підсистема на базі легкої згорткової нейронної мережі, реалізована через клас `MobileNetClassifier`. Цей клас виконує функцію бінарного класифікатора і отримує на вхід ізольовані області інтересу підтверджених системою гіпотез, автоматично масштабуючи їх до розміру 128x128 пікселів. Це дозволяє надійно відфільтрувати хибні цілі за мінімальних обчислювальних витрат.

Після успішної верифікації `FrameProcessor` передає координати об'єкта до модуля супроводження (`object_tracking.py`), який побудовано на базі класу диспетчера трекінгу (клас `TrackingManager`). Він надає єдиний інтерфейс `update` для взаємодії з процесором кадрів, приховуючи складність перемикання між алгоритмами. Комплексування цих візуальних трекерів зі стохастичним оцінюванням траєкторії винесено в окремий клас `KalmanTrajectoryPredictor` (або `KalmanFilter2D`). Математична модель фільтра Калмана налаштована для 4-вимірного вектора стану, де матриці шумів процесу та вимірювань підібрано

емпіричним шляхом для згладжування характерного для оптичного розпізнавання «тремтіння» координат без внесення суттєвої затримки. Важливою особливістю його методу process є механізм безшовної активації інерційного прогнозування: якщо візуальний трекер не може локалізувати ціль у поточному кадрі, то ініціюється режим екстраполяції параметрів руху (Coasting). Це забезпечує інерційність супроводження та гарантує безперервність видачі координат для виконавчих механізмів навіть за умов оклюзії цілі..

Паралельно з контуром супроводження, у головному циклі процесора кадрів виконується безперервна перевірка умов фіксації наведення. Програмний алгоритм аналізує масштабування обмежувальної рамки супроводжуваної цілі: коли площа об'єкта перевищує закладені у систему порогові значення розмірності та площі і ціль знаходиться у визначеній центральній зоні, генерується логічний тригер успішного захоплення (`is_alert = True`). Ця архітектура дозволяє сформувати повністю автономний цикл роботи системи наведення, ізолювавши складну математику обробки зображень від високорівневої логіки управління апаратно-програмним комплексом.

Отже, запропонована об'єктно-орієнтована архітектура програмного забезпечення формує цілісний і масштабований алгоритмічний контур автоматичного наведення. Завдяки глибокій декомпозиції підсистем виявлення та супроводження, а також впровадженню інтелектуальної диспетчеризації обчислювальних ресурсів, вдалося досягти оптимального балансу між високою стійкістю локалізації цілі та загальною продуктивністю комплексу.

3.4 Висновки до третього розділу

Відповідно до визначених завдань, було удосконалено методи адаптивного супроводження БПЛА на основі комплексування алгоритмів відстеження візуальних ознак із апаратом стохастичної фільтрації Калмана. Впровадження механізму інерційного прогнозування траєкторії забезпечує математичну екстраполяцію вектора стану об'єкта за відсутності прямих вимірювань. Застосування даного

підходу гарантує збереження цілісності треку та безперервність супроводження в умовах інтенсивного маневрування цілі, просторових оклюзій або критичної зміни її ракурсу. Експериментальна верифікація підтвердила системне зростання показників часового утримання об'єкта та частоти повного супроводження, при цьому адаптивний кінематичний трекер визначено як єдине рішення, що повністю задовольняє встановленим критеріям швидкодії та точності, забезпечивши показник безперервного утримання цілі на рівні 95,0% при швидкодії понад 70 FPS.

Розроблено комплексну модель автоматичного наведення на основі скінченного автомата, яка забезпечує інтелектуальне управління станами системи — від глобального пошуку до локального супроводження та фіксації цілі. Наукова новизна моделі полягає у впровадженні механізму перевірки темпоральної стабільності потенційних цілей із їхньою подальшою семантичною верифікацією. Даний варіант архітектури управління реалізує алгоритм каскадної селекції, за якого інференс легковагової нейромережі виконується виключно після підтвердження просторово-часової стабільності об'єкта та лише у межах локального фрагмента кадру. Запровадження такої багаторівневої перевірки та обмеження зони аналізу дозволило мінімізувати кількість хибних фіксацій на динамічні завади, природні елементи сцени чи біологічні об'єкти. Окрім підвищення завадостійкості, запропоноване рішення забезпечує оптимізацію використання обчислювальних ресурсів апаратної платформи, гарантуючи стабільну роботу системи в масштабі реального часу.

Практичну імплементацію результатів виконано у вигляді об'єктно-орієнтованого програмного комплексу з модульною архітектурою. Декомпозиція системи на ізольовані блоки виявлення, супроводження та диспетчеризації дозволила відокремити ресурсоємну математичну обробку від логіки управління.

РОЗДІЛ 4

ОБҐРУНТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА АПАРАТНО-ПРОГРАМНОЇ ПЛАТФОРМИ СИСТЕМИ ВІЗУАЛЬНОГО НАВЕДЕННЯ

4.1 Обґрунтування вибору апаратних компонентів для розгортання системи технічного зору

Специфіка розгортання оптико-електронних систем у польових умовах висуває жорсткі вимоги до компактності, мобільності та здатності до тривалої автономної роботи від джерел живлення обмеженої ємності. Головним викликом на етапі проектування апаратної частини стає необхідність забезпечення суворого балансу між високою обчислювальною продуктивністю, яка є критично необхідною для стабільного виконання алгоритмів виявлення та супроводження, і загальною енергоефективністю архітектури. Крім того, цільовий апаратний модуль повинен не лише виступати надійним середовищем для виконання програмного коду, але й забезпечувати пряму фізичну взаємодію з оптичними сенсорами та виконавчими механізмами наведення з мінімальною апаратною латентністю. Перехід до натурної реалізації розробленого комплексу вимагає послідовного та обґрунтованого вибору цільової обчислювальної платформи серед сучасного класу одноплатних мікрокомп'ютерів, а також визначення оптимальної конфігурації оптичної підсистеми для гарантування високої якості вхідних відеоданих.

4.1.1 Обґрунтування вибору обчислювальної платформи

Сучасний ринок одноплатних мікрокомп'ютерів пропонує широкий спектр архітектурних рішень, які за типом організації обчислювального процесу та топологією кристала можна класифікувати на три основні парадигмальні групи [58]. До першої належать універсальні обчислювачі загального призначення, що базуються на класичній багатоядерній архітектурі ARM Cortex. Другу групу

становлять спеціалізовані AI-обчислювачі з гетерогенною архітектурою, де основне навантаження з обробки відеоданих перекладається на потужне графічне ядро (GPU) із сотнями паралельних ядер. Третю групу формують гібридні системи на кристалі (SoC), що інтегрують спеціалізовані апаратні нейропроцесори (NPU) або тензорні модулі (TPU). Для обґрунтованого вибору платформи було проведено порівняльний аналіз найбільш поширених представників цих класів у контексті апаратних вимог розробленого програмного забезпечення. Результати порівняння ключових технічних та експлуатаційних характеристик зведено у таблицю 4.1.

Таблиця 4.1 – Порівняльний аналіз архітектур одноплатних мікрокомп'ютерів

№	Архітектура / Представник	Ключові особливості	Переваги	Обмеження
1	Універсальна (Raspberry Pi 4B / 5)	Базується на потужному центральному процесорі. Акцент на збалансованій продуктивності та розвиненій периферії.	<ul style="list-style-type: none"> Програмна екосистема: нативна підтримка Raspberry Pi OS, Python, OpenCV без необхідності крос-компіляції. Периферія: розвинений інтерфейс GPIO для прямого керування реле/сервоприводами. Робота з відео: апаратна підтримка камер через інтерфейс CSI з мінімальною затримкою. Ціна/доступність: низька вартість компонентів. 	<ul style="list-style-type: none"> Відсутність AI-прискорювача: інференс нейромереж виконується на CPU, що обмежує використання «важких» моделей у реальному часі, вимагаючи їх попереднього квантування [59]. Тепловиділення: потребує активного охолодження при тривалому навантаженні.
2	GPU-акселерована (Jetson Nano / Orin Nano)	Орієнтована на паралельні обчислення. Має потужне графічне ядро, оптимізоване	<ul style="list-style-type: none"> AI-продуктивність: найвища швидкість роботи нейромереж завдяки бібліотеці TensorRT. Масштабованість: дозволяє запускати детектори на 	<ul style="list-style-type: none"> Надмірність ресурсів: потужний GPU простоює під час роботи простих детекторів руху (які виконуються на CPU).

		для тензорних операцій.	повному кадрі високої роздільної здатності. <ul style="list-style-type: none"> Підтримка CUDA: можливість прискорення операцій OpenCV (filter2D, resize) на GPU. 	<ul style="list-style-type: none"> Енергоспоживання: високе (10–15 Вт), що критично для автономного живлення [60]. Складність розгортання: вимогливість до версій ПЗ (JetPack SDK), довгий час налаштування оточення.
3	NPU-інтегрована (Orange Pi 5 / Rock 5B)	Використовує виділений нейропроцесор для прискорення INT8-операцій. Висока заявлена продуктивність.	<ul style="list-style-type: none"> Теоретична потужність: високий показник TOPS при низькій ціні. Потужний CPU: часто перевершує аналоги за швидкістю загальних обчислень. Енергоефективність: NPU споживає менше енергії, ніж дискретний GPU. 	<ul style="list-style-type: none"> Програмна фрагментація: складнощі з конвертацією моделей у пропрієтарний формат (RKNN), відсутність стабільної підтримки в стандартних бібліотеках (PyTorch/ONNX). Проблеми з драйверами: нестабільна робота з камерами та апаратним кодуванням відео. Слабка підтримка спільноти: складність вирішення специфічних помилок.

Проведений порівняльний аналіз архітектур у сукупності з результатами профілювання програмного забезпечення, отриманими у третьому розділі, дозволяє сформулювати обґрунтований висновок щодо вибору цільової апаратної платформи.

Визначальним критерієм при прийнятті рішення стала специфіка обчислювального навантаження розробленого гібридного каскадного алгоритму.

Робочий цикл розробленої моделі автоматичного наведення характеризується вираженою асиметрією навантаження. Протягом 85–90% загального часу функціонування система перебуває у стані виявлення, виконуючи базові алгоритми на основі віднімання динамічного фону та просторово-морфологічної попередньої обробки. Ці операції є переважно послідовними: вони інтенсивно використовують цілочисельну арифметику та операції з оперативною пам'яттю, що є сильною стороною саме універсальних багатоядерних процесорів (CPU), а не спеціалізованих графічних прискорювачів [61].

З огляду на це, використання спеціалізованих платформ із потужними GPU (класу NVIDIA Jetson) виявляється технічно надлишковим та економічно неефективним. Інтегрований графічний співпроцесор, який формує основну частку енергоспоживання системи, матиме вкрай низький коефіцієнт корисного використання. Переважну частину часу цей апаратний модуль перебуватиме у стані простою, оскільки його обчислювальні потужності залучатимуться лише для епізодичного виконання операцій інференсу під час семантичної верифікації цілі. Це призводить до невиправданого скорочення часу автономної роботи системи від акумуляторних батарей.

З іншого боку, платформи на базі Rockchip (класу Orange Pi), незважаючи на привабливі показники пікової продуктивності NPU, несуть неприйнятні ризики на етапі системної інтеграції. Відсутність стабільного стеку відкритого програмного забезпечення, необхідність використання закритих конвертерів математичних моделей та загальна нестабільність драйверів відеовходу роблять ці платформи ненадійними для створення безперебійного комплексу.

Враховуючи сукупність наведених факторів, оптимальною апаратною базою для розгортання системи візуального наведення обрано одноплатний мікрокомп'ютер Raspberry Pi 4 Model B (у конфігурації з 4 або 8 ГБ оперативної пам'яті). Цей вибір забезпечує найкращий баланс технічних характеристик. По-перше, наявний чотириядерний процесор архітектури ARM Cortex-A72 гарантує

достатній запас обчислювальної продуктивності для виконання потокових матричних операцій бібліотеки OpenCV та стабільної роботи контурів виявлення і супроводження з необхідною частотою понад 30 FPS. По-друге, плата характеризується високим рівнем програмної сумісності: повна підтримка стандартних дистрибутивів Linux та бібліотек інференсу дозволяє перенести розроблене у Python програмне забезпечення без жодних змін у базовому коді. По-третє, наявність розвиненого апаратного інтерфейсу GPIO дозволяє реалізувати безпосереднє керування виконавчими механізмами наведення з мінімальною латентністю, повністю виключаючи необхідність застосування додаткових мікроконтролерів-посередників. Нарешті, загальне енергоспоживання платформи під типовим навантаженням алгоритмів комп'ютерного зору не перевищує 3–5 Вт, що забезпечує необхідні умови для тривалого автономного живлення у польових умовах [62].

4.1.2 Обґрунтування вибору оптичної підсистеми та сенсорного обладнання

Загальна ефективність функціонування оптико-електронних систем технічного зору фундаментально залежить від якості первинних відеоданих. У межах розроблюваної системи наведення БПЛА оптичний сенсор відіграє роль базового джерела вимірювальної інформації [63]. Його ключові апаратні параметри, зокрема просторова роздільна здатність, динамічний діапазон, світлочутливість та швидкість зчитування матриці, об'єктивно детермінують верхню межу тактико-технічних характеристик усієї системи наведення. Жодні оптимізовані алгоритми комп'ютерного зору, обґрунтовані у попередньому розділі, не здатні математично відновити безповоротну втрату інформації, зумовлену низькою деталізацією [64], інтенсивним апаратним шумом або оптичними аберациями, програмна корекція яких вимагає нераціональних витрат обчислювальних ресурсів [65].

Першочерговим критерієм оптимізації апаратної архітектури є вибір протоколу передачі відеоданих між сенсором та обчислювальним модулем. Серед доступних технологічних рішень переважають стандарти USB (UVC) та MIPI CSI-2

(Camera Serial Interface). Незважаючи на універсальність та економічну доцільність USB-інтерфейсу, його застосування в системах реального часу супроводжується низкою критичних обмежень: високими накладними витратами процесорного часу на обслуговування протоколу та непрогнозованою латентністю передачі кадру, яка може сягати 50–100 мс. Додатковим деструктивним фактором є застосування апаратної компресії відеопотоку (MJPEG/H.264) безпосередньо на контролері USB-камери, що генерує артефакти стиснення, які можуть впливати на точність алгоритмів просторово-морфологічної обробки. Натомість інтерфейс MIPI CSI-2 забезпечує високошвидкісну передачу нестиснених («сирих») відеоданих безпосередньо до оперативної пам'яті за допомогою механізму прямого доступу (DMA). Це дозволяє мінімізувати апаратні затримки та вивільнити ресурси центрального процесора. Зважаючи на обрану в п. 4.1.1 обчислювальну платформу Raspberry Pi, використання нативного CSI-інтерфейсу є безальтернативним рішенням для максимізації загальної швидкодії системи.

Наступним системним аспектом є метод експонування оптичної матриці: рядковий (Rolling Shutter) або глобальний (Global Shutter) затвор. Сенсори з рядковим зчитуванням (наприклад, Sony IMX219 або IMX477) формують кадр порядково, що під час спостереження за високодинамічними цілями призводить до виникнення геометричних аберацій. Натомість сенсори з глобальним затвором (зокрема, Sony IMX296) одночасно експонують весь масив пікселів, гарантуючи відсутність просторових спотворень. Проте в умовах розгортання стаціонарного наземного комплексу, де камера є нерухомою, а ціль займає відносно малу площу кадру і має обмежену кутову швидкість, вплив геометричних аберацій є несуттєвим. З огляду на це, пріоритетним критерієм вибору стає максимізація просторової роздільної здатності та світлочутливості сенсора, якими класичні матриці з глобальним затвором у даному ціновому сегменті поступаються сенсорам із рядковим зчитуванням.

Окремої уваги вимагає здатність оптичної системи до адаптивного формування поля зору. Типові компактні модулі (серій Raspberry Pi Camera v2 та v3) комплектуються об'єктивами з фіксованою фокусною відстанню та широким кутом

огляду. Згідно з дослідженнями оптичних мікросистем [66], існує фундаментальний компроміс між розширенням поля зору та просторовою роздільною здатністю, що робить такі модулі неефективними для виявлення цілей на середніх і великих дистанціях через критично малий кутовий розмір об'єкта в пікселях. Розв'язанням цієї проблеми є перехід до модульної архітектури з використанням змінної оптики стандарту C-mount або CS-mount. Це надає можливість інтеграції варфокальних об'єктивів або телеоб'єктивів для здійснення вузьконаправленого моніторингу віддалених периметрів.

З метою систематизації наведених критеріїв та обґрунтування фінального вибору було проведено порівняльний аналіз технічних характеристик найбільш поширених CSI-сенсорів, апаратно сумісних із платформою Raspberry Pi, результати якого зведено у таблицю 4.2.

Таблиця 4.2 – Порівняльний аналіз оптичних сенсорів для системи наведення

№	Характеристика	RPi Camera Module v2	RPi Camera Module v3	RPi Global Shutter	RPi High Quality Camera
1	Сенсор	Sony IMX219	Sony IMX708	Sony IMX296	Sony IMX477
2	Роздільна здатність	8 Мп (3280×2464)	12 Мп (4608×2592)	1.6 Мп (1440×1080)	12.3 Мп (4056×3040)
3	Тип затвора	Rolling Shutter	Rolling Shutter	Global Shutter	Rolling Shutter
4	Розмір пікселя	1.12 мкм	1.40 мкм	3.45 мкм	1.55 мкм
5	Оптична система	Фіксована (Fixed Focus)	Фіксована (Autofocus)	Змінна (C/CS Mount)	Змінна (C/CS Mount)
6	Чутливість	Низька	Середня	Висока	Висока

На основі даних таблиці 4.2 для реалізації оптичної підсистеми комплексу обрано модуль Raspberry Pi High Quality Camera (рис. 4.1), побудований на базі сенсора Sony IMX477.



Рисунок 4.1 – Зовнішній вигляд Raspberry Pi High Quality Camera

Обґрунтування вибору даного оптичного сенсора базується на комплексі його технічних характеристик, що оптимально відповідають умовам задачі. Висока роздільна здатність матриці на рівні 12.3 Мп забезпечує необхідну просторову щільність пікселів. Це дозволяє алгоритмічно екстрагувати локальні області інтересу та ідентифікувати малорозмірні цілі на значно більших дистанціях порівняно з альтернативним сенсором із глобальним затвором (1.6 Мп), деталізації якого об'єктивно недостатньо для стабільного виявлення БПЛА. Додатковою перевагою є фізичний розмір пікселя 1.55 мкм, який у поєднанні з технологією зворотного засвічення (BSI) гарантує підвищену світлочутливість матриці порівняно зі стандартними модулями попередніх поколінь [63].

Визначальним фактором вибору стала модульна архітектура пристрою (підтримка стандарту C/CS-mount), яка надає можливість інтеграції спеціалізованої оптики. Зокрема, для проведення експериментальних досліджень оптичну систему комплексу оснащено 16-міліметровим телеоб'єктивом. Це забезпечує формування вузького поля зору та фізичне оптичне наближення цілі, що є недосяжним при використанні побутових камер із фіксованою фокусною відстанню [67].

Важливою експлуатаційною перевагою є також повна апаратно-програмна сумісність модуля: нативна підтримка стеком драйверів libcamera в операційній системі Raspberry Pi відкриває прямий низькорівневий доступ до керування

параметрами експозиції та чутливості, що є критично необхідним для функціонування методів адаптивної обробки зображень.

Підсумовуючи, обрана апаратна конфігурація дозволяє генерувати вхідний відеопотік високої роздільної здатності з мінімальною латентністю передачі, формуючи надійне інформаційне підґрунтя для подальшої просторово-часової обробки сигналів.

4.2 Архітектура програмного комплексу та його оптимізація для вбудованих обчислювальних платформ

Після обґрунтування вибору апаратної платформи на базі мікрокомп'ютера Raspberry Pi та формування специфікацій до оптичної підсистеми, наступним етапом синтезу стаціонарного комплексу наведення є структурно-алгоритмічна реалізація та цільова оптимізація програмного забезпечення. Хоча розроблене у третьому розділі математичне ядро системи (методи ієрархічної селекції, стохастичної фільтрації та скінченно-автоматного управління) продемонструвало високу ефективність під час моделювання на високопродуктивних робочих станціях архітектури x86_64, його безпосереднє перенесення на вбудовану платформу супроводжується суттєвими інженерними обмеженнями. Специфіка процесорної архітектури ARM, жорсткий ліміт обчислювальної потужності, зменшений обсяг кеш-пам'яті та обмежена пропускна здатність системної шини зумовлюють необхідність впровадження спеціалізованих архітектурних рішень та переходу від послідовних до асинхронних парадигм обробки даних.

У даному підрозділі висвітлено методологію інтеграції розрізнених алгоритмічних контурів у цілісний програмний продукт, адаптований для стабільного функціонування в режимі реального часу на вбудованих обчислювачах. Головну увагу приділено проектуванню об'єктно-орієнтованої архітектури, специфіці розгортання системного середовища, а також розробленню ресурсоефективного людино-машинного інтерфейсу та алгоритмів асинхронної взаємодії з периферійним виконавчим обладнанням.

4.2.1 Об'єктно-орієнтована архітектура та модульна структура програмного комплексу

Програмна реалізація розробленої системи візуального наведення базується на використанні високорівневої мови програмування Python у синергії з відкритою бібліотекою комп'ютерного зору OpenCV та фреймворком глибокого навчання ONNX Runtime. Вибір даного технологічного стека зумовлений наявністю оптимізованих низькорівневих математичних примітивів для виконання матричних та тензорних обчислень, що є критичним фактором для забезпечення стабільної швидкодії на процесорах із RISC-архітектурою [68]. Для досягнення максимальної обчислювальної ефективності на цільовій платформі Raspberry Pi розгортання програмного середовища було здійснено на базі спеціалізованої 64-розрядної операційної системи. На відміну від класичних 32-бітних дистрибутивів, 64-бітна архітектура дозволяє центральному процесору Cortex-A72 повноцінно використовувати розширений набір векторних інструкцій ARMv8 (NEON), що суттєво прискорює операції з плаваючою комою під час інференсу нейромереж [69].

Адаптація системного оточення до умов дефіциту ресурсів вимагала глибокої реконфігурації розподілу пам'яті. Оскільки в архітектурі мікрокомп'ютера оперативна пам'ять є спільною (UMA), було примусово встановлено мінімальний апаратний ліміт для графічного ядра на рівні 16 МБ. Це дозволило вивільнити максимальний обсяг RAM для потреб центрального процесора та зберігання кільцевих буферів відеопотоку. Додатково, з метою уникнення завантаження зайвих системних залежностей, замість стандартних пакетів обробки зображень було інтегровано спеціалізовану збірку opencv-python-headless. Ця версія компілюється без підтримки важких графічних бекендів, що кардинально зменшує час ініціалізації програми та споживання оперативної пам'яті операційною системою. Забезпечення повної автономності функціонування комплексу реалізовано шляхом створення керуючого юніт-файлу підсистеми ініціалізації systemd. Це перетворило розроблений скрипт на повноцінну системну службу, яка автоматично запускається після ініціалізації відеодрайверів та гарантує інтелектуальне перезавантаження

процесу у випадку критичних апаратних чи програмних збоїв без втручання оператора.

Структурна організація розробленого програмного забезпечення базується на засадах об'єктно-орієнтованої парадигми (ООП) із впровадженням адаптованого архітектурного шаблону "Model-View-Controller" (MVC), оптимізованого для систем потокової обробки відеоданих у реальному часі. Використання такої багаторівневої декомпозиції дозволило реалізувати жорстку ізоляцію ресурсомісткої математичної логіки отримання, фільтрації та аналізу кадрів від допоміжних підсистем графічної візуалізації результатів та низькорівневого керування апаратною периферією. Це гарантує високий рівень інкапсуляції об'єктів, де кожен модуль оперує виключно власним станом, що мінімізує ризики виникнення критичних помилок при паралельному виконанні обчислень. Узагальнену структурну схему взаємодії основних програмних модулів розробленої системи представлено на рис. 4.2.



Рисунок 4.2 – Структурна схема взаємодії програмних компонентів системи

Відповідно до застосованого архітектурного патерну, рівень абстракції «Модель» (Model) представлений математичним ядром системи, яке інкапсулює розроблені у третьому розділі методи просторово-морфологічної обробки та стохастичного оцінювання. На програмному рівні цей блок включає модулі виявлення (`object_detection`) та супроводження (`object_tracking`). Делегація складних математичних перетворень у ці незалежні класи забезпечує їх функціонування як автономного бекенду, інваріантного до способу візуалізації даних.

Роль центрального диспетчера системи, що відповідає архітектурному рівню «Контролер» (Controller), виконує модуль `processor`. Він реалізує керування логікою розробленої машини станів: він синхронізує потоки даних між алгоритмічними модулями, аналізує темпоральну стабільність виявлених цілей, виконує епізодичну семантичну верифікацію та динамічно перемикає глобальні режими функціонування. Крім того, даний клас містить логіку просторової асоціації гіпотез та безперервно керує хеш-таблицею історії виявлень, що є критично важливим механізмом для підтримки цілісності траєкторії в умовах динамічного повітряного супроводження [70].

Архітектурний рівень «Представлення» (View) реалізується модулем `interface`, який відповідає за графічну візуалізацію обробленого відеопотоку, відрисовку маркерів телеметрії та обробку керуючих команд оператора.

Окрему увагу під час проектування архітектури приділено інкапсуляції та модульності утилітарних функцій. Усі допоміжні обчислювальні та системні задачі, які не входять до основного математичного ядра системи, було структуровано та винесено в окремий спеціалізований пакет `utils`.

Зокрема, для семантичного аналізу сцени та верифікації істинності цілі реалізовано модуль допоміжних обчислень (`methodes.py`). Формування візуального представлення результатів роботи алгоритмів забезпечується модулем візуалізації телеметрії (`graphics.py`), який відповідає за динамічне графічне накладання обмежувальних рамок, маркерів прицілу та статусних повідомлень безпосередньо на оброблений відеопотік. Для збереження результатів роботи в умовах автономного функціонування комплексу розроблено модуль відеореєстрації подій (`recorder.py`).

Критично важливим компонентом цього пакету є також модуль асинхронної взаємодії з периферією (`serial_comm.py`). Він забезпечує низькорівневу комунікацію із зовнішніми виконавчими механізмами наведення через послідовний інтерфейс (UART), генеруючи та відправляючи апаратні керуючі байт-коди (сигнали тригера) при настанні події просторового захоплення цілі (ALERT).

Завершальним концептуальним рішенням, спрямованим на забезпечення апаратної гнучкості розробленої системи, стало впровадження ізольованого рівня абстракції відеоданих через спеціалізований модуль `video_source.py`. Цей програмний компонент повністю інкапсулює низькорівневі методи захоплення кадрів та надає алгоритмічному ядру єдиний уніфікований інтерфейс взаємодії. Завдяки такому підходу центральний контролер обробляє стандартизовані масиви пікселів (тензори) незалежно від фізичної природи їхнього джерела — будь то підключена напряму CSI-камера (через стек драйверів `libcamera`), зовнішній мережевий відеопотік чи локальний медіафайл, завантажений для налагодження алгоритмів. Подібна системна інкапсуляція не лише оптимізує процес верифікації математичних моделей на етапі розробки, але й гарантує високу масштабованість комплексу при майбутній модернізації сенсорного обладнання.

4.2.2 Організація людино-машинного інтерфейсу та взаємодії з периферійним обладнанням

Для забезпечення ефективної взаємодії оператора з програмним комплексом та візуального контролю процесу наведення розроблено спеціалізовану підсистему графічного інтерфейсу користувача (рис. 4.3). Її програмна імплементація виконана у класі `VideoGUI` з використанням стандартної бібліотеки `tkinter`, вибір якої обумовлений її нативною інтеграцією в ядро Python та достатньою швидкістю для відрисовки відеопотоків без залучення надлишкових графічних фреймворків. Архітектурно підсистема реалізує подійно-орієнтовану модель, у якій головний цикл програми асинхронно обробляє чергу системних подій від пристроїв вводу та таймерів оновлення екрану.



Рисунок 4.3 – Графічний інтерфейс користувача

Центральним елементом підсистеми візуалізації є метод `update_frame`, який організовує безперервний конвеєр обробки та відображення відеоданих. З метою забезпечення плавності відеопотоку та уникнення блокування графічного інтерфейсу тривалими математичними обчисленнями, застосовано механізм відкладених викликів системного таймера. Програма планує наступну ітерацію оновлення через фіксований мінімальний інтервал (5 мс), що дозволяє обробнику подій миттєво реагувати на керуючі дії оператора між кадрами. Мінімізація затримок візуалізації є критичною вимогою для систем телеоперування БПЛА, оскільки латентність інтерфейсу безпосередньо впливає на точність супроводження цілі [61].

Візуалізація результатів алгоритмічної обробки здійснюється шляхом накладання графічних примітивів поверх відеопотоку за допомогою методів допоміжного модуля `graphics.py`. Функціонал модуля забезпечує відображення множини гіпотез виявлення у режимі просторового пошуку та формування маркерів прицілу (перехрестя) у режимі активного кінематичного супроводження. Окремо

реалізовано механізм візуальної сигналізації тривоги (ALERT): при підтвердженні семантичним аналізатором факту входження цілі в задану зону інтересу, на екран виводиться відповідний попереджувальний напис, що забезпечує миттєве інформування оператора про зміну тактичної обстановки.

Важливою функціональною особливістю реалізованого інтерфейсу є забезпечення гнучкого налаштування параметрів алгоритмічного ядра в режимі реального часу. Підсистема надає оператору розширений інструментарій для динамічної адаптації роботи комплексу до поточних умов спостереження без необхідності перезапуску програмного забезпечення. Через набір інтерактивних віджетів реалізовано керування стратегією замкненого циклу наведення: оператор може змінювати активні методи виявлення та перемикати алгоритми супроводження залежно від зміни кінематики об'єкта, гнучко реалізуючи принцип динамічної координації методів обробки [70]. Окремий блок налаштувань присвячено калібруванню семантичного аналізатора, що дозволяє миттєво корегувати геометричну чутливість системи до цілей. Повний перелік елементів керування та їх функціональне призначення наведено у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Елементи керування та індикації графічного інтерфейсу

№	Елемент інтерфейсу	Тип віджета	Функціональне призначення
1	Detection method	OptionMenu	Вибір активного алгоритму просторового виявлення об'єктів.
2	Tracking method	OptionMenu	Вибір алгоритму кінематичного супроводження для утримання цілі.
3	Resolution	OptionMenu	Зміна роздільної здатності відображення відеопотоку для оптимізації апаратного навантаження.
4	Alert Size / Min Area	Entry	Введення порогових значень лінійного розміру та мінімальної площі об'єкта для активації сигналу тривоги.

Продовження табл. 4.3

6	COM Checkbox / Menu	Checkbox / OptionMenu	Активація апаратної передачі даних через UART та вибір відповідного комунікаційного порту.
7	Camera Select / From Camera	OptionMenu / Button	Вибір індексу відеопристрою та ініціалізація захоплення потокового відеосигналу.
8	Open Video / Replay	Button	Завантаження локального медіафайлу для верифікації алгоритмів та перезапуск його відтворення.
9	Auto Mode	Button	Активація режиму автоматичного наведення. Блокує ручне керування на користь логіки машини станів.
10	Start Tracking	Button	Примусова ініціалізація кінематичного трекера на обраній оператором цілі.
11	Change Target	Button	Циклічне перемикання фокусу супроводження серед усіх ідентифікованих гіпотез у поточному кадрі.
12	Play/Pause	Button	Тимчасове зупинення/відновлення оновлення фреймбуфера для візуального аналізу сцени.
13	Start/Stop Recording	Button	Керування підсистемою відеореєстрації: ініціалізація або завершення запису відеопотоку.
14	Test COM	Button	Відправка тестового пакета даних у послідовний порт для перевірки з'єднання з виконавчим механізмом.

Завершальним етапом алгоритмічного циклу є формування керуючих впливів на зовнішні виконавчі пристрої. Цей рівень абстракції відповідає за трансформацію математичних параметрів просторового положення цілі у тактичні апаратні події.

Механізм фізичної взаємодії з периферійним обладнанням реалізовано у незалежному модулі `serial_comm` з використанням протоколу UART [71].

При виникненні події ALERT (ціль геометрично верифікована та знаходиться в зоні інтересу), система ініціює передачу керуючих команд через СОМ-порт. Критично важливою архітектурною особливістю цієї реалізації є глибока асинхронність обміну даними. У процесі відправки команди створюється ізольований фоновий потік виконання, що повністю виключає блокування графічного інтерфейсу та конвеєра обробки відео під час очікування відповіді від апаратури. Протокол взаємодії передбачає відправку байт-коду активації з наступною автоматичною деактивацією через фіксований часовий інтервал, що апаратно емітує спрацювання тактової кнопки або електромеханічного тригера. Для забезпечення загальної надійності комплексу реалізовано механізм динамічного сканування доступних портів та перехоплення винятків, що гарантує стійкість програмного забезпечення до аварійних ситуацій, пов'язаних із раптовим фізичним відключенням каналів зв'язку [72].

4.3 Експериментальна верифікація ефективності системи візуального наведення в умовах розгортання на базі мікрокомп'ютера

Заключним етапом розробки системи візуального наведення є проведення серії випробувань, спрямованих на верифікацію її працездатності та оцінку експлуатаційних характеристик у конфігурації, максимально наближеній до умов цільового використання. Попри те, що базові алгоритмічні рішення були успішно синтезовані та оптимізовані на етапі математичного моделювання, лише їх комплексне тестування на базі обраного мікрокомп'ютера Raspberry Pi дозволяє отримати об'єктивні дані щодо загальної апаратної швидкодії системи. Оскільки проведення повномасштабних натурних випробувань у реальному часі із залученням фізичних безпілотних апаратів на етапі прототипування супроводжується логістичними та технічними обмеженнями, експеримент здійснюється за методикою напівнатурного моделювання. На даному етапі

дослідження виконується виключно за формалізованим критерієм швидкодії та продуктивності стосовно жорстких апаратних обмежень цільової платформи, параметри якого були детально обґрунтовані у підрозділі 1.5 дисертаційної роботи.

В основі застосованого експериментального підходу лежить використання репрезентативного набору валідаційних відеопослідовностей, детальний просторово-динамічний опис та характеристика яких наведені у другому розділі (табл. 2.1). Подача ідентичних відеоданих на вхід оптимізованого програмного забезпечення, розгорнутого на мобільній ARM-архітектурі, забезпечує повну повторюваність експерименту. Важливо підкреслити, що у даному експерименті не проводяться окремі дослідження показників точності виявлення та супроводження. Таке методологічне рішення обґрунтовується тим, що імплементація розробленого програмного коду на цільову архітектуру мікрокомп'ютера не впливає на внутрішню математичну логіку функціонування алгоритмів комп'ютерного зору, а отже, показники просторової точності залишаються ідентичними результатам попереднього комп'ютерного моделювання. Натомість зміна процесорної архітектури та перехід на обмежені обчислювальні ресурси критично впливають саме на показники латентності, споживання оперативної пам'яті та температурний режим мікропроцесора, які і є предметом поточного дослідження.

Вхідні кадри подаються через спеціалізований програмний модуль абстракції, який імітує безперервну роботу реального оптичного сенсора. З метою досягнення суворого балансу між деталізацією зображення, необхідною для стабільного виявлення малорозмірних об'єктів, та обмеженою пропускну здатністю шини пам'яті мікрокомп'ютера, для всіх тестів було встановлено єдину уніфіковану роздільну здатність обробки відеопотоку на рівні 800x600 пікселів.

Відповідно до затвердженої методики, під час експерименту здійснювався безперервний апаратний моніторинг показників завантаження: середнього та пікового використання обчислювальних ядер (CPU Load), обсягу утилізованої оперативної пам'яті (RAM Usage), а також поточного температурного режиму системи (Temp). Отримані дані порівнювалися із гранично допустимими значеннями критерію швидкодії та продуктивності ($\text{CPU Load} \leq 90\%$, $\text{RAM Usage} \leq$

80 %, Temp ≤ 80 °C), перевищення яких класифікується як критичне порушення умов експлуатації.

Початковим етапом напівнатурного моделювання стало дослідження обчислювальної ефективності алгоритмів просторового виявлення. З огляду на те, що ці методи функціонують у режимі безперервного фонового сканування, саме вони детермінують базову латентність усього оптико-електронного тракту наведення. Узагальнені результати експериментальних вимірювань для режиму виявлення систематизовано в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Результати вимірювання швидкодії методів виявлення на цільовій платформі

№	Метод виявлення	FPS _{avg}	CPU Load (Avg/Max), %	RAM Usage, %	Temp (Avg/Max), °C
1	Градiєнтний детектор меж	106	60.3 / 85.7	10.9	65.1 / 69.4
2	Детектор на основі віднімання фону	46	70.7 / 86.7	11.1	66.3 / 70.5
3	Детектор розрідженого оптичного потоку	50	51.6 / 75.2	11.7	65.7 / 70.5

Аналіз отриманих даних засвідчує, що показники споживання оперативної пам'яті для всіх методів є стабільними і не перевищують 12% від загального апаратного обсягу (4 ГБ), що підтверджує відсутність витоків пам'яті та раціональну організацію відеобуферів. Найвищу частоту обробки (106 FPS) продемонстрував градiєнтний детектор завдяки оптимізації матричних згорток під інструкції ARM, проте він характеризується значною амплітудою коливань завантаження CPU. Водночас детектор просторово-часового віднімання фону, який є базовим елементом розробленої архітектури виявлення, забезпечив стабільну швидкодiю на рівні 46 FPS. Цей показник майже вдвічі перевищує необхідну позначку для роботи

у реальному часі (25 кадрів/с), формуючи достатній часовий резерв для асинхронної активації нейромережевого класифікатора на етапі семантичної верифікації. Температурний режим при цьому залишався у безпечних межах (до 70.5 °C).

Наступним етапом стало дослідження часових та ресурсних характеристик методів активного супроводження цілі. Специфіка цієї фази полягає у необхідності підтримання цілісності просторово-часового треку під час різких маневрів БПЛА або оклюзій, що вимагає інтенсивного використання кеш-пам'яті мікрокомп'ютера для оновлення дескрипторів об'єкта [73]. Результати моніторингу швидкодії локальних трекерів зведено у таблицю 4.5.

Таблиця 4.5 – Результати вимірювання швидкодії методів супроводження на цільовій платформі

№	Метод супроводження	FPS _{avg}	CPU Load (Avg/Max), %	RAM Usage, %	Temp (Avg/Max), °C
1	Легковаговий нейромережевий трекер	73	67.1 / 90.9	12.0	72.8 / 75.5
2	Кореляційний трекер	295	54.7 / 75.0	12.2	71.7 / 72.7
3	Трекер розрідженого оптичного потоку	66	58.2 / 88.9	11.6	72.2 / 73.8
4	Адаптивний кінематичний трекер	48	74.5 / 85.7	12.3	74.7 / 76.5

Зафіксовані результати демонструють, що кінематичне супроводження є більш обчислювально містким процесом. Абсолютний максимум швидкодії (295 FPS) належить кореляційному методу KCF, що робить його ефективним для базового утримання цілі за умови відсутності тривалих перекриттів [71]. Легковаговий нейромережевий трекер забезпечив 73 FPS, однак його інференс генерує пікові навантаження на процесор (до 90.9 %), що призводить до зростання температури до 75.5 °C. Розроблений адаптивний кінематичний трекер, який

комплексує алгоритми виявлення з механізмом стохастичної фільтрації, продемонстрував швидкодію на рівні 48 FPS. Зважаючи на високу складність матричних операцій у контурі зворотного зв'язку, цей метод виявився найбільш термічно навантаженим (максимальна температура 76.5 °C), проте гарантовано зберіг частоту оновлення вище критичного порогу реального часу.

Узагальнюючи результати напівнатурного експерименту, можна стверджувати, що обрана архітектура вбудованої платформи в комплексі із застосованими методами оптимізації програмного коду повністю задовольняє жорсткі експлуатаційні вимоги до систем візуального наведення. Комплексний моніторинг підтвердив, що як підсистема каскадного виявлення, так і контур адаптивного супроводження здатні функціонувати зі стабільною частотою понад 25 FPS. Зафіксовані теплові показники у найгірших сценаріях навантаження не перетнули межу апаратного тротлінгу, що доводить здатність системи до тривалої безперебійної роботи.

4.4 Висновки до четвертого розділу

У четвертому розділі дисертаційної роботи розв'язано науково-прикладну задачу обґрунтування, розроблення та експериментальної верифікації апаратно-програмної платформи системи візуального наведення. На основі системного аналізу сучасних архітектур одноплатних мікрокомп'ютерів та профілювання обчислювального навантаження запропонованих алгоритмів обґрунтовано вибір Raspberry Pi 4 Model B як цільової платформи. Встановлено, що специфіка гібридної каскадної архітектури, яка до 90% експлуатаційного часу функціонує в режимі енергоефективного просторового пошуку, робить використання універсальних багатоядерних процесорів архітектури ARM Cortex-A72 більш раціональним рішенням порівняно з надлишковими GPU-акселерованими платформами.

Важливим результатом стало формування конфігурації оптичної підсистеми на базі сенсора Sony IMX477 з інтерфейсом MIPI CSI-2. Науково доведено, що використання механізму прямого доступу до пам'яті та нативного стеку драйверів

дозволяє усунути недетерміновані латентності передачі даних, притаманні USB-інтерфейсам. Впровадження модульної архітектури зі змінним 16-мм телеоб'єктивом забезпечило необхідну просторову щільність пікселів для ідентифікації малорозмірних об'єктів на великих дистанціях, що було б недосяжним при використанні стандартних ширококутних модулів.

Розроблено та оптимізовано багаторівневе програмне забезпечення на засадах архітектурного шаблону MVC, що гарантує жорстку ізоляцію математичного ядра від підсистем візуалізації. Впроваджено комплекс критичних оптимізацій для вбудованих ARM-систем: перехід на 64-розрядну ОС для активації векторних інструкцій NEON, реконфігурацію спільної пам'яті та інтеграцію спеціалізованих headless-збірок комп'ютерного зору. Спроектвана підсистема людино-машинного інтерфейсу реалізує подійно-орієнтовану модель з асинхронною взаємодією через UART, що дозволяє генерувати керуючі команди наведення в ізольованих фонових потоках без блокування основного конвеєра обробки кадрів.

За допомогою методики напівнатурного моделювання на базі валідаційних відеопослідовностей експериментально підтверджено експлуатаційну придатність системи в умовах жорстких апаратних обмежень. Комплексний апаратний моніторинг зафіксував повну відповідність системи критеріям швидкодії та продуктивності: частота обробки відеопотоку в усіх режимах перевищила порогове значення 25-30 FPS. Показники утилізації ресурсів (завантаження RAM до 12.3%) та стабільний температурний режим (пік 76.5 °C без ознак тротлінгу) підтверджують високу надійність та живучість розробленого програмно-апаратного комплексу при тривалій автономній роботі в реальних умовах.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано актуальну науково-прикладну задачу підвищення точності наведення безпілотних літальних апаратів у реальному часі в умовах оптичних завад.

1. Отримані наукові результати:

1.1. Удосконалено метод технічного зору для виявлення безпілотних літальних апаратів у відеопотоці за рахунок інтеграції етапів просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих для реалізації механізмів адаптивної фільтрації динамічних оптико-фотометричних завад та структурної реконструкції силуетів цілей безпосередньо на ранніх стадіях аналізу кадру, що надає змогу підвищити точність селекції рухомих об'єктів та забезпечити формування просторових гіпотез щодо локалізації цілі у вигляді обмежених зон інтересу.

1.2. Отримав подальшого розвитку метод адаптивного супроводження цілей за рахунок комплексування візуальних трекерів із стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та запровадження інерційного прогнозування параметрів руху в моменти тимчасової втрати цілі, що забезпечує збереження цілісності треку та гарантує безперервність супроводження об'єкта в жорстких умовах його швидкого маневрування, зміни ракурсу та виникнення оклюзій.

1.3. Удосконалено модель автоматичного наведення на основі скінченного автомата за рахунок впровадження перевірки темпоральної стабільності потенційних цілей та семантичною верифікацією легковаговою нейромережею у межах локального фрагменту кадру, що надає змогу мінімізувати хибні фіксації на природні елементи сцени чи біологічні об'єкти, а також оптимізувати використання обчислювальних ресурсів при роботі системи в масштабі реального часу.

2. Практичне значення отриманих результатів:

2.1. Алгоритмічне та програмне забезпечення автоматичного виявлення повітряних об'єктів, практична цінність якого полягає у створенні уніфікованої бібліотеки алгоритмів, що інтегровані в єдиний програмний стек. Це дозволяє

використовувати розроблений програмний модуль як самостійний інструмент для вирішення завдань первинної локалізації БПЛА та формування просторових гіпотез щодо їх розташування в умовах динамічного фону та оптичних завад.

2.2. Програмний комплекс адаптивного супроводження цілей, реалізований у програмному модулі через спеціалізований клас TrackingManager. Практичне значення полягає у створенні гнучкого інструментарію супроводження, який комплексує візуальні трекери зі стохастичною фільтрацією Калмана. Дане рішення забезпечує можливість інтеграції розробленого класу в бортові системи керування для утримання цілі в умовах маневрування та тимчасових оклюзій, гарантуючи безперервність траєкторії супроводження.

2.3. Апаратно-програмна система автоматичного наведення, яка реалізує повний цикл функціонування від виявлення до захоплення та супроводження БПЛА, працюючи в реальному часі в умовах оптичних завад. Впровадження перевірки темпоральної стабільності та семантичної верифікації потенційних цілей перед захопленням дозволяє суттєво знизити ймовірність хибних спрацювань на біологічні об'єкти та природні завади, забезпечуючи при цьому високу швидкість обробки відеопотоку на вбудованих обчислювальних платформах з обмеженими ресурсами.

3. Наукові проблеми, для розв'язання яких можуть бути застосовані результати:

3.1. Автоматизація моніторингу повітряного простору в умовах високої інтенсивності руху біологічних об'єктів та динамічних фонових перешкод, де застосування розроблених методів семантичної верифікації та темпоральної фільтрації забезпечує мінімізацію ймовірності помилкових тривог.

3.2. Забезпечення працездатності систем відеоспостереження при активному використанні засобів постановки оптичних перешкод або маневрування в зонах із природними оклюзіями.

4. Можливі напрями продовження досліджень:

4.1. Розроблення алгоритмів адаптації методів попередньої обробки до умов критично низької освітленості (сутінки, нічний час) та складних метеорологічних явищ (щільний туман, опади).

4.2. Дослідження методів супроводження групових цілей (роїв БПЛА) із впровадженням алгоритмів асоціації даних для запобігання деградації цілісності траєкторій при взаємних перекриттях об'єктів.

4.3. Інтеграція легковагових нейромережових архітектур нового покоління безпосередньо в контур інерційного прогнозування для покращення точності екстраполяції траєкторій при тривалій втраті візуального контакту.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Jarraya I., Al-Batati A., Kadri M. B., Abdelkader M., Ammar A., Boulila W., Koubaa A. Gnss-denied unmanned aerial vehicle navigation: analyzing computational complexity, sensor fusion, and localization methodologies. *Satellite Navigation*. 2025. Vol. 6. No. 9. P. 1–32. DOI: 10.1186/s43020-025-00162-z.
2. Sivarathri A. K., Shukla A. Autonomous Non-Communicative Navigation Assistance to the Ground Vehicle by an Aerial Vehicle. *Machines*. 2025. Vol. 13. No. 152. P. 1–21. DOI: 10.3390/machines13020152.
3. Xin L., Tang Z., Gai W., Liu H. Vision-Based Autonomous Landing for the UAV: A Review. *Aerospace*. 2022. Vol. 9. No. 634. P. 1–20. DOI: 10.3390/aerospace9110634.
4. Hossain F. M. A., Zhang Y. MsFireD-Net: A lightweight and efficient convolutional neural network for flame and smoke segmentation. *Journal of Automation and Intelligence*. 2023. Vol. 2. P. 130–138. DOI: 10.1016/j.jai.2023.07.001.
5. Hao H., Peng Y., Ye Z., Han B., Zhang X., Tang W., Kang W., Li Q. A High Performance Air-to-Air Unmanned Aerial Vehicle Target Detection Model. *Drones*. 2025. Vol. 9. No. 154. P. 1–21. DOI: 10.3390/drones9020154.
6. Ortega L. D., Loyaga E. S., Cruz P. J., Lema H. P., Abad J., Valencia E. A. Low-Cost Computer-Vision-Based Embedded Systems for UAVs. *Robotics*. 2023. Vol. 12. No. 145. P. 1–25. DOI: 10.3390/robotics12060145.
7. Kim J.-Y., Ha J.-E. Spatio-Temporal Data Augmentation for Visual Surveillance. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 165034–165045. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3135505.
8. Zhang H., Fang R., Li S., Miao Q., Fan X., Hu J., Chan S. Multi-Camera Multi-Vehicle Tracking Guided by Highway Overlapping FoVs. *Mathematics*. 2024. Vol. 12. No. 1467. P. 1–23. DOI: 10.3390/math12101467.

9. Norbelt M., Luo X., Sun J., Claude U. UAV Localization in Urban Area Mobility Environment Based on Monocular VSLAM with Deep Learning. *Drones*. 2025. Vol. 9. No. 171. P. 1–21. DOI: 10.3390/drones9030171.
10. Bilozerskyi V., Dergachov K., Krasnov L., Zymovin A., Popov A. New method for video stream brightness stabilization: algorithms and performance evaluation. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2023. No. 3(107). P. 125–135. DOI: 10.32620/reks.2023.3.10.
11. Білозерський В. О., Білоус О. О., Дергачов К. Ю., Краснов Л. О. Оцінка ефективності нового методу стабілізації яскравості відеопотоку в реальному масштабі часу. *Проблеми керування та інформатики*. 2024. № 1. С. 87–104. DOI: 10.34229/1028-0979-2024-1-8.
12. Alotaibi A., Chatwin C., Birch P. AI-driven UAV system for autonomous vehicle tracking and license plate recognition. *Open Engineering*. 2025. Vol. 15. No. 20240101. P. 1–13. DOI: 10.1515/eng-2024-0101.
13. Ahmad H., Farhan M., Farooq U. Computer Vision Techniques for Military Surveillance Drones. *Wasit Journal of Computer and Mathematics Science*. 2023. Vol. 2. No. 2. P. 1–11. DOI: 10.31185/wjcm.148.
14. Avola D., Cinque L., Di Mambro A., Diko A., Fagioli A., Foresti G. L., Marini M. R., Mecca A., Pannone D. Low-Altitude Aerial Video Surveillance via One-Class SVM Anomaly Detection from Textural Features in UAV Images. *Information*. 2022. Vol. 13. No. 2. P. 1–20. DOI: 10.3390/info13010002.
15. Wang X., Zhu H., Zhang D., Zhou D., Wang X. Vision-based Detection and Tracking of a Mobile Ground Target Using a Fixed-wing UAV. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2014. Vol. 11. No. 58989. P. 1–11. DOI: 10.5772/58989.
16. Crommelinck S., Bennett R., Gerke M., Yang M. Y., Vosselman G. Contour Detection for UAV-Based Cadastral Mapping. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9. No. 171. P. 1–18. DOI: 10.3390/rs9020171.
17. Králik M., Ladányi L. Canny Edge Detector Algorithm Optimization Using 2D Spatial Separable Convolution. *Acta Electrotechnica et Informatica*. 2021. Vol. 21. No. 4. P. 36–43. DOI: 10.2478/aei-2021-0006.

18. Qiu Z., Hua Y., Chen T., Todo Y., Tang Z., Qiu D., Chu C. A Gaussian Mixture Model-Based Unsupervised Dendritic Artificial Visual System for Motion Direction Detection. *Biomimetics*. 2025. Vol. 10. No. 332. P. 1–17. DOI: 10.3390/biomimetics10050332.
19. Park J., Choi A. J. Vision-Based In-Flight Collision Avoidance Control Based on Background Subtraction Using Embedded System. *Sensors*. 2023. Vol. 23. No. 6297. P. 1–25. DOI: 10.3390/s23146297.
20. Altowairqi S., Luo S., Greer P., Shan C. Efficient Crowd Anomaly Detection Using Sparse Feature Tracking and Neural Network. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. No. 3928. P. 1–20. DOI: 10.3390/app14093928.
21. Yuan W., Ran W., Adriano B., Shibasaki R., Koshimura S. The Performance of the Optical Flow Field based Dense Image Matching for UAV Imagery. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2024. Vol. X-4. P. 433–440. DOI: 10.5194/isprs-annals-X-4-2024-433-2024.
22. Hirai K., Ueba M. The Design and Evaluation of a Direction Sensor System Using Color Marker Patterns Onboard Small Fixed-Wing UAVs in a Wireless Relay System. *Aerospace*. 2025. Vol. 12. No. 216. P. 1–19. DOI: 10.3390/aerospace12030216.
23. Tao B., Huang L., Zhao H., Li G., Tong X. A Time Sequence Images Matching Method Based on the Siamese Network. *Sensors*. 2021. Vol. 21. No. 5900. P. 1–18. DOI: 10.3390/s211175900.
24. Xie Y., Wang Q., Chang Y., Zhang X. Fast Target Recognition Based on Improved ORB Feature. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12. No. 786. P. 1–14. DOI: 10.3390/app12020786.
25. Aglyamutdinova D. B., Mazgutov R. R., Vishnyakov B. V. Object Localization for Subsequent UAV Tracking. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2018. Vol. XLII-2. P. 9–14. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-9-2018.
26. Yin C., Zhang F., Hao B., Fu Z., Pang X. Research on a Fast Image-Matching Algorithm Based on Nonlinear Filtering. *Algorithms*. 2024. Vol. 17. No. 165. P. 1–23. DOI: 10.3390/algorithms17040165.

27. Lai Y.-C., Lin T.-Y. Vision-Based Mid-Air Object Detection and Avoidance Approach for Small Unmanned Aerial Vehicles with Deep Learning and Risk Assessment. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16. No. 756. P. 1–25. DOI: 10.3390/rs16050756.
28. Xue S., Wang Y., Lv Q., Cao G. Anti-occlusion target detection algorithm for anti-UAV system based on YOLOX-drone. *Chinese Journal of Engineering*. 2023. Vol. 45. No. 9. P. 1539–1549. DOI: 10.13374/j.issn2095-9389.2022.10.24.004.
29. Lin Y.-X., Lai Y.-C. Deep Learning-Based Navigation System for Automatic Landing Approach of Fixed-Wing UAVs in GNSS-Denied Environments. *Aerospace*. 2025. Vol. 12. No. 324. P. 1–23. DOI: 10.3390/aerospace12040324.
30. Wang B., Li Q., Mao Q., Wang J., Chen C. L. P., Shangguan A., Zhang H. A Survey on Vision-Based Anti Unmanned Aerial Vehicles Methods. *Drones*. 2024. Vol. 8. No. 518. P. 1–24. DOI: 10.3390/drones8090518.
31. Han Y., Liu H., Wang Y., Liu C. A Comprehensive Review for Typical Applications Based Upon Unmanned Aerial Vehicle Platform. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2022. Vol. 15. P. 9654–9666. DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3216568.
32. Gao J., Bambrah C. K., Parihar N., Kshirsagar S., Mallarapu S., Yu H., Wu J., Yang Y. Analysis of Various Machine Learning Algorithms for Using Drone Images in Livestock Farms. *Agriculture*. 2024. Vol. 14. No. 522. P. 1–21. DOI: 10.3390/agriculture14040522.
33. Yun K., Kim H.-I., Bae K., Moon J. Background memory-assisted zero-shot video object segmentation for unmanned aerial and ground vehicles. *ETRI Journal*. 2023. Vol. 45. P. 795–810. DOI: 10.4218/etrij.2023-0115.
34. Wu P., Li Y., Li Z., Yang X., Xue D. Multi-View, Multi-Target Tracking in Low-Altitude Scenes with UAV Involvement. *Drones*. 2025. Vol. 9. No. 138. P. 1–17. DOI: 10.3390/drones9020138.
35. Wang C., Su Y., Wang J., Wang T., Gao Q. UAVSwarm Dataset: An Unmanned Aerial Vehicle Swarm Dataset for Multiple Object Tracking. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14. No. 2601. P. 1–20. DOI: 10.3390/rs14112601.

36. Wei H., Wan G., Ji S. Parallel Tracker: A Transformer Based Object Tracker for UAV Videos. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15. No. 2544. P. 1–21. DOI: 10.3390/rs15102544.
37. Tian D., Zang S., Tu B. Correlation Tracking via Spatial-Temporal Constraints and Structured Sparse Regularization. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 82674–82685. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3086821.
38. Cao X., Wang Z., Zheng B., Tan Y. Improved UAV-to-Ground Multi-Target Tracking Algorithm Based on StrongSORT. *Sensors*. 2023. Vol. 23. No. 9239. P. 1–17. DOI: 10.3390/s23229239.
39. Juan C.-W., Hu J.-S. Object Localization and Tracking System Using Multiple Ultrasonic Sensors with Newton-Raphson Optimization and Kalman Filtering Techniques. *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11. No. 11243. P. 1–19. DOI: 10.3390/app112311243.
40. Liu M., Niu J., Liu Y. UKF-MOT: An unscented Kalman filter-based 3D multi-object tracker. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*. 2024. Vol. 9. No. 1. P. 154–166. DOI: 10.1049/cit2.12315.
41. Білозерський В. О., Дергачов К. Ю., Краснов Л. О. Аналіз і попередня обробка відеоданих для підвищення якості роботи систем технічного зору. *Міжнародний науково-технічний журнал «Проблеми керування та інформатики»*. 2023. № 2. С. 50–66. DOI: 10.34229/1028-0979-2023-2-4.
42. Bilozerskyi V., Dergachov K., Krasnov L. New methods for video data pre-processing to improve the quality of computer vision systems. *2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek) : Proc. Int. Conf., Kharkiv, Ukraine, Oct. 02–06, 2023*. P. 1–6. DOI: 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312988.
43. Dergachov K., Krasnov L., Bilozerskyi V., Zymovin A. Data pre-processing to increase the quality of optical text recognition systems. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2021. No. 4. P. 183–198. DOI: 10.32620/reks.2021.4.15.
44. Sun L., Li X., Yang Z., Gao D. Visual Object Tracking Based on the Motion Prediction and Block Search in UAV Videos. *Drones*. 2024. Vol. 8. No. 6. P. 1–29. DOI: 10.3390/drones8060252.

45. Li X., Wu J. Extracting High-Precision Vehicle Motion Data from Unmanned Aerial Vehicle Video Captured under Various Weather Conditions. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14. No. 5513. P. 1–24. DOI: 10.3390/rs14215513.
46. Liu S., Shen X., Xiao S., Li H., Tao H. A Multi-Scale Feature-Fusion Multi-Object Tracking Algorithm for Scale-Variant Vehicle Tracking in UAV Videos. *Remote Sensing*. 2025. Vol. 17. No. 1014. P. 1–25. DOI: 10.3390/rs17061014.
47. Dergachov K., Krasnov L., Bilozerskyi V., Zymovin A. Data pre-processing to increase the quality of optical text recognition systems. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2021. No. 4. P. 183–198. DOI: 10.32620/reks.2021.4.15.
48. Jeon H.-G., Lee K.-H. Region-of-Interest Extraction Method to Increase Object-Detection Performance in Remote Monitoring System. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15. No. 5328. P. 1–18. DOI: 10.3390/app15125328.
49. Akhter I., Al Mudawi N., Alabdullah B. I., Alonazi M., Park J. Human-Based Interaction Analysis via Automated Key Point Detection and Neural Network Model. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 101674–101685. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3314341.
50. Ramadan O. K., Kumar R. S., Reddy A. N. Detection of vehicles and analysis of traffic volume by real-time video-graphic technique using python algorithm. *Discover Civil Engineering*. 2025. Vol. 2. No. 146. P. 1–16. DOI: 10.1007/s44290-025-00288-8.
51. Zhang T., Lu R., Yang X., Xie X., Fan J., Tang B. UAV Hunter: A Net-Capturing UAV System with Improved Detection and Tracking Methods for Anti-UAV Defense. *Drones*. 2024. Vol. 8. No. 573. P. 1–20. DOI: 10.3390/drones8100573.
52. Huang Y., Qu J., Wang H., Yang J. An All-Time Detection Algorithm for UAV Images in Urban Low Altitude. *Drones*. 2024. Vol. 8. No. 332. P. 1–19. DOI: 10.3390/drones8070332.
53. Zhang G., Liu T., Ye Z. Dynamic Screening Strategy Based on Feature Graphs for UAV Object and Group Re-Identification. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16. No. 775. P. 1–23. DOI: 10.3390/rs16050775.
54. Mazhar A. A., Jameel A., Nadeem M., Khan M. A., Alkhateeb J. H., Bibi F., Seerat A. M. Deep Convolutional Neural Network for Robust Detection of Object-Based

Forgeries in Advanced Video. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 20771–20786. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3357395.

55. Ma J., Liu D., Qin S., Jia G., Zhang J., Xu Z. An Asymmetric Feature Enhancement Network for Multiple Object Tracking of Unmanned Aerial Vehicle. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16. No. 70. P. 1–25. DOI: 10.3390/rs16010070.

56. Deng A., Han G., Zhang Z., Chen D., Ma T., Liu Z. Cross-Parallel Attention and Efficient Match Transformer for Aerial Tracking. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16. No. 961. P. 1–24. DOI: 10.3390/rs16060961.

57. Bilozerskyi V., Dergachov K., Hurtovyi O. Performance Evaluation of Modified Detection Algorithms within the framework of a Simulation System for Modelling UAV Visual Guidance. *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering – 2024 (ICTM 2024). Lecture Notes in Networks and Systems*. 2024. Vol. 910. P. 81–95. DOI: 10.1007/978-3-031-52311-3_7.

58. Setyanto A., Sasongko T. B., Fikri M. A., Ariatmanto D., Agastya I. M. A., Rachmanto R. D., Ardana A., Kim I. K. Knowledge Distillation in Object Detection for Resource-Constrained Edge Computing. *IEEE Access*. 2025. Vol. 13. P. 15964–15978. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3534020.

59. Myroniuk D. M., Blagitko B. Ya. Optimizations of Deep Learning objects detection models for inference acceleration on general-purpose and hardware-accelerated single-board platforms. *Electronics and Information Technologies*. 2025. No. 29. P. 57–68. DOI: 10.30970/eli.29.6.

60. Altamirano S. F. S., Cárdenas D. M. C. Neural Networks for Solving PDEs on Edge Computing Platforms: A Comprehensive Analysis. *IEEE Access*. 2025. Vol. 13. P. 115041–115053. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3590766.

61. Hadi M. A., Kraus D., Kajmakovic A., Suschnigg J., Guiza O., Gashi M., Sopidis G., Vukovic M., Milenkovic K., Haslgruebler M., et al. Towards Flexible and Cognitive Production—Addressing the Production Challenges. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12. No. 17. P. 1–25. DOI: 10.3390/app12178696.

62. Yun H., Park D. Efficient Object Detection Based on Masking Semantic Segmentation Region for Lightweight Embedded Processors. *Sensors*. 2022. Vol. 22. No. 22. P. 1–18. DOI: 10.3390/s22228890.
63. Al Dawasari H. J., Bilal M., Moinuddin M., Arshad K., Assaleh K. DeepVision: Enhanced Drone Detection and Recognition in Visible Imagery through Deep Learning Networks. *Sensors*. 2023. Vol. 23. No. 21. P. 1–17. DOI: 10.3390/s23218711.
64. Xu Z., Wang X., Huang K., Chen R. Low resolution remote sensing object detection with fine grained enhancement and swin transformer. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. No. 24183. P. 1–16. DOI: 10.1038/s41598-025-10286-6.
65. Becker G. S., Lovas R. Uniformity Correction of CMOS Image Sensor Modules for Machine Vision Cameras. *Sensors*. 2022. Vol. 22. No. 24. P. 1–27. DOI: 10.3390/s22249733.
66. Zhang L., Zhan H., Liu X., Xing F., You Z. A wide-field and high-resolution lensless compound eye microsystem for real-time target motion perception. *Microsystems & Nanoengineering*. 2022. Vol. 8. No. 83. P. 1–12. DOI: 10.1038/s41378-022-00388-w.
67. Kim J., Kim Y., Kim S., Cho H., Jung D. Vision-Based Geolocation of Moving Ground Targets Using Kalman Filtering with a Gimbal Camera on Board a UAV. *Aerospace*. 2025. Vol. 12. No. 12. P. 1–29. DOI: 10.3390/aerospace12121065.
68. Okano M. T., Lopes W. A. C., Ruggero S. M., Vendrametto O., Fernandes J. C. L. Edge AI for Industrial Visual Inspection: YOLOv8-Based Visual Conformity Detection Using Raspberry Pi. *Algorithms*. 2025. Vol. 18. No. 8. P. 1–20. DOI: 10.3390/a18080510.
69. Yu K., Tang G., Chen W., Hu S., Li Y., Gong H. MobileNet-YOLO v5s: An Improved Lightweight Method for Real-Time Detection of Sugarcane Stem Nodes in Complex Natural Environments. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 104083–104094. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3317951.
70. Wang Y., Huang H., He J., Han D., Zhao Z. Closed-Loop Aerial Tracking with Dynamic Detection-Tracking Coordination. *Drones*. 2025. Vol. 9. No. 467. P. 1–23. DOI: 10.3390/drones9070467.

71. Ortega L. D., Loyaga E. S., Cruz P. J., Lema H. P., Abad J., Valencia E. A. Low-Cost Computer-Vision-Based Embedded Systems for UAVs. *Robotics*. 2023. Vol. 12. No. 145. P. 1–25. DOI: 10.3390/robotics12060145.

72. Gharsa O., Touba M. M., Boumehraz M., Agram N. Autonomous Vision-Based Object Detection and Tracking System for Quadrotor Unmanned Aerial Vehicles. *Sensors*. 2025. Vol. 25. No. 6403. P. 1–21. DOI: 10.3390/s25206403.

73. Sun L., Li X., Yang Z., Gao D. Visual Object Tracking Based on the Motion Prediction and Block Search in UAV Videos. *Drones*. 2024. Vol. 8. No. 6. P. 1–29. DOI: 10.3390/drones8060252.

ДОДАТОК А.

АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з науково-педагогічної роботи
 Національного аерокосмічного університету
 «Харківський авіаційний інститут»

к.т.н., доцент

Андрій ГУМЕННИЙ
 2026 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи Білозерського Владислава Олександровича,
 виконаної на здобуття наукового ступеня доктора філософії,
 у навчальному процесі

Комісія у складі голови – завідувача кафедри систем управління літальних апаратів, к.т.н., с.н.с. Костянтина ДЕРГАЧОВА, членів доцента кафедри систем управління літальних апаратів, к.т.н. Сергія ПАСІЧНИКА, старшого викладача кафедри систем управління літальних апаратів Віталія ДЖУЛГАКОВА встановила, що результати наукових досліджень Білозерського Владислава Олександровича, а саме:

1) удосконалений метод технічного зору для виявлення БПЛА, який інтегрує етапи просторової та морфологічної попередньої обробки відсоданих для адаптивної фільтрації завад та структурної реконструкції силуетів цілей;

2) метод адаптивного супроводження цілей, що базується на комплексуванні візуальних трекерів зі стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та інерційному прогнозуванні параметрів руху в умовах оклюзій;

3) модель автоматичного наведення, що об'єднує процеси виявлення, супроводження та фіксації цілі в зоні інтересу на основі скінченного автомата з впровадженням оцінки темпоральної стабільності та семантичної верифікації легковаговою нейромережею

було впроваджено у навчальному процесі кафедри систем управління літальних апаратів у вигляді лекцій у навчальних дисциплінах: «Основи побудови автономних навігаційних систем», «Проектування автономних навігаційних систем», «Технічний зір в системах управління», «Сучасні методи побудови і моделювання систем управління» та «Штучний інтелект в системах управління».


Це дозволило впровадити у навчальний процес нові науково-технічні досягнення, покращити наочність, фундаментальну та практичну спрямованість навчального процесу, підвищити якість виконання наукових процесів.

Голова комісії:

 Костянтин ДЕРГАЧОВ

Члени комісії:

 Сергій ПАСІЧНИК

 Віталій ДЖУЛГАКОВ

13 04 2026 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з наукової роботи

Національного аерокосмічного університету

«Харківський авіаційний інститут»

з-р. наук з аера. упр.



Світлана ДОМБРОВСЬКА

2026 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

наукових результатів дисертаційної роботи Білозерського Владислава Олександровича,
виконаної на здобуття наукового ступеня доктора філософії
при виконанні науково-дослідної роботи

Комісія у складі голови – завідувача кафедри систем управління літальних апаратів, к.т.н., с.н.с. Костянтина ДЕРГАЧОВА, членів доцента кафедри систем управління літальних апаратів, к.т.н. Сергія ПАСІЧНИКА та доцента кафедри систем управління літальних апаратів, к.т.н., доцента Олени ГАВРИЛЕНКО встановила, що результати наукових досліджень Білозерського Владислава Олександровича, а саме:

1) удосконалений метод технічного зору для виявлення БПЛА, який інтегрує етапи просторової та морфологічної попередньої обробки відеоданих для адаптивної фільтрації завад та структурної реконструкції силуетів цілей;

2) метод адаптивного супроводження цілей, що базується на комплексуванні візуальних трекерів зі стохастичним оцінюванням на базі лінійного фільтра Калмана та інерційному прогнозуванні параметрів руху в умовах оклюзій;

3) модель автоматичного наведення, що об'єднує процеси виявлення, супроводження та фіксації цілі в зоні інтересу на основі скінченного автомата з впровадженням оцінки темпоральної стабільності та семантичної верифікації легковаговою нейромережею

було впроваджено у науково-дослідній роботі, що виконувалася в рамках робочого часу викладачів кафедри систем управління літальних апаратів, у вигляді теоретичних положень, використаних при виконанні НДР:

Рациональне управління функціонуванням технічних систем з невизначеною динамікою (Національний аерокосмічний університет «ХАІ», ДР №0124U000767, 2024 –2026 рр.).

Це дозволило підвищити якість виконання НДР щодо розроблення та впровадження сучасних моделей та методів розроблення систем управління на основі принципу управління за діагнозом.

Голова комісії:

Костянтин ДЕРГАЧОВ

Члени комісії:

Сергій ПАСІЧНИК

Олена ГАВРИЛЕНКО

13 04 2026 р.

Онлайн сервіс створення та перевірки кваліфікованого та удосконаленого електронного підпису

ПРОТОКОЛ
створення та перевірки кваліфікованого та удосконаленого електронного підпису

Дата та час: 16:32:37 13.04.2026

Назва файлу з підписом: Акт впровадження (НДР).pdf.p7s
Розмір файлу з підписом: 69.7 КБ

Назва файлу без підпису: Акт впровадження (НДР).pdf
Розмір файлу без підпису: 66.6 КБ

Результат перевірки підпису: Підпис створено та перевірено успішно. Цілісність даних підтверджено

Підписувач: ГАВРИЛЕНКО ОЛЕНА ВОЛОДИМИРІВНА

П.І.Б.: ГАВРИЛЕНКО ОЛЕНА ВОЛОДИМИРІВНА

Країна: Україна

РНОКПП: 2847810260

Організація (установа): ФІЗИЧНА ОСОБА

Час підпису (підтверджено кваліфікованою позначкою часу для даних від Надавача): 16:29:29 13.04.2026

Сертифікат виданий: КНЕДП АЦСК АТ КБ "ПРИВАТБАНК"

Серійний номер: 5E984D526F82F38F0400000011714001E2A5FE06

Тип носія особистого ключа: Незахищений

Алгоритм підпису: ДСТУ 4145

Тип підпису: Удосконалений

Тип контейнера: Підпис та дані в одному файлі (CADES enveloped)

Формат підпису: Базовий (CADES-BES)

Сертифікат: Кваліфікований

Версія від: 2026.02.19 13:00