ВСТУП

1. ПРИНЦИПИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ НА БАЗІ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

1.1. Технології та сучасний стан розвитку систем відеоспостереження

Системи відеоспостереження стали невід'ємним компонентом інфраструктури безпеки в різних секторах, включаючи громадську безпеку, транспорт, роздрібну торгівлю та приватну власність (рис. 1.1). Протягом десятиліть ці системи зазнали значних технологічних трансформацій, еволюціонуючи від простих аналогових установок до складних цифрових мереж, здатних отримувати зображення високої роздільної здатності та здійснювати інтелектуальний аналіз [1].

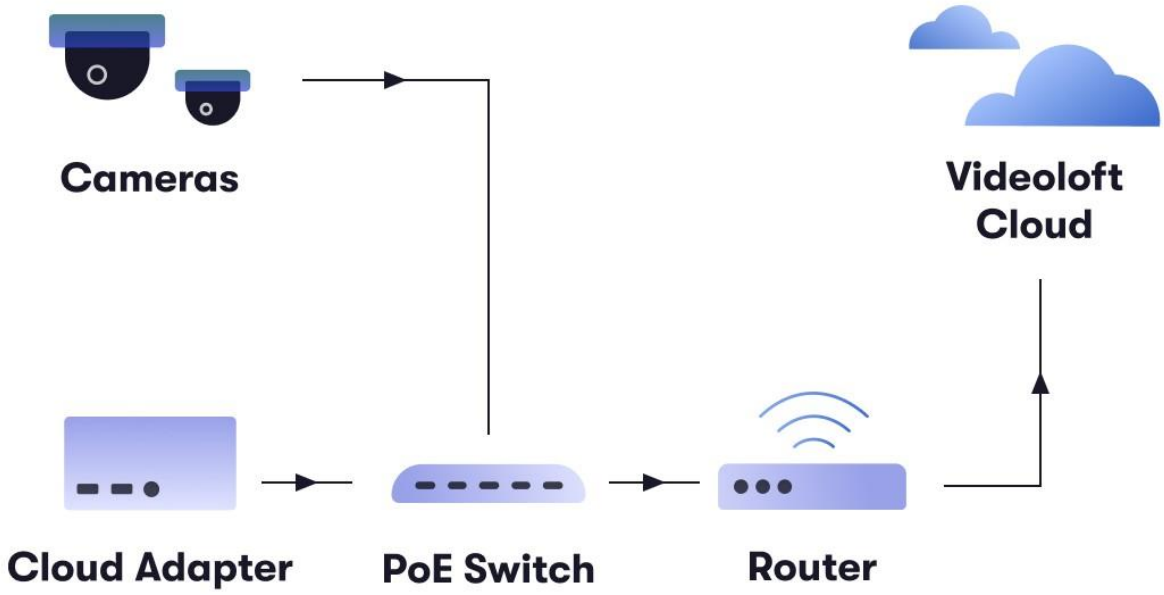


Рис. 1.1. Система відеоспостереження з виходом в хмару

Траєкторія розвитку технології відеоспостереження відображає ширші досягнення в галузі цифрового зображення, передачі даних та сенсорної інженерії. У цьому розділі досліджується історична еволюція систем спостереження, розглядаються сучасні стандарти та формати, що визначають сучасний

відеомоніторинг, а також розглядаються останні інновації в модулях камер та сенсорних технологіях, пропонуючи всебічний огляд поточного стану розвитку в цій динамічній галузі.

Еволюція систем відеоспостереження проходить шлях від ранніх аналогових технологій до високотехнологічних цифрових рішень. Спочатку домінували системи відеоспостереження (CCTV), які використовували аналогові відеокамери, підключені коаксіальними кабелями до моніторів та записуючих пристроїв. Ці ранні системи забезпечували базовий моніторинг у режимі реального часу, але були обмежені в роздільній здатності, масштабованості та можливостях віддаленого доступу. З розвитком технологій галузь перейшла до цифрових рішень на основі інтернет-протоколу (IP), що забезпечувало отримання зображень високої чіткості, легшу масштабованість та віддалений моніторинг через мережеві з'єднання. IP-камери запровадили мережеве управління, що дозволило централізовано контролювати, розширити аналітику та інтегрувати з іншими системами безпеки .

Визнаючи потребу в універсальності, з'явилися гібридні моделі, що поєднують аналогові та цифрові технології для використання існуючої інфраструктури під час переходу до сучасних рішень. Крім того, інтеграція багатосенсорних камер, що поєднують візуальні, інфрачервоні та інші сенсорні модальності, розширила можливості спостереження, забезпечуючи комплексну ситуаційну обізнаність у різних умовах, таких як слабке освітлення або затемнене середовище. Ці розробки підкреслюють траєкторію до більш гнучких, масштабованих та інтелектуальних архітектур спостереження, здатних відповідати складним вимогам безпеки. Сучасні відеостандарти та формати значно покращили якість, ефективність та сумісність систем спостереження. Роздільна здатність високої чіткості (HD), включаючи Full HD (1080p), 4K і навіть 8K, зробила революцію в чіткості зображення, дозволяючи проводити детальну ідентифікацію та судово-медичний аналіз (табл. 1.1). Прагнення до вищої роздільної здатності гарантує, що відеозаписи спостереження можуть підтримувати складні програми, такі як розпізнавання облич та зчитування номерних знаків. Для обробки великих

обсягів генерованих даних були прийняті передові стандарти стиснення відео, такі як H.264, H.265 та H.265+ [2].

Таблиця 1.1.

Характеристика сучасних технологій та розвитку систем відеоспостереження

Параметр	Характеристика
Еволюція систем відеоспостереження	Від аналогових CCTV до цифрових IP та гібридних систем
Стандарти відео	HD, Full HD, 4K, 8K; придатність для різних сценаріїв моніторингу
Методи стиснення	H.264, H.265, H.265+; вплив на якість і затримку
Типи сенсорів	CMOS, CCD; чутливість та якість зображення
Спеціалізовані камери	ІЧ, тепловізійні, панорамні та мультисенсорні системи
Протоколи передавання	RTSP, ONVIF, HTTP-streaming
Стабілізація зображення	OIS, EIS; зменшення тремтіння та шумів
Обробка відео	HDR, шумозаглушення, покращення контрасту
Інтелектуальні функції	Детекція руху, розпізнавання об’єктів та облич
Архітектури зберігання	Хмарні VMS, локальні та гібридні платформи
Мережева інтеграція	Edge/Fog обчислення для локальної обробки відео
Передавання в реальному часі	Низьколатентні канали для онлайн-моніторингу
Безпека відеосистем	Шифрування потоків, контроль доступу, захист мережі
Масштабованість	Підтримка великої кількості камер та аналітики
Інтеграція з БПЛА	Легкі модулі камер, адаптовані до польотних платформ

Ці кодеки суттєво зменшують вимоги до пропускної здатності та сховища, зберігаючи при цьому високу якість зображення, що має вирішальне значення для масштабних розгортань та віддаленого доступу. Крім того, потокові протоколи, такі як RTSP (Real-Time Streaming Protocol), ONVIF (Open Network Video Interface Forum) та потокове передавання на основі HTTP, забезпечують безперебійну сумісність між пристроями різних виробників, забезпечуючи гнучкі конфігурації системи та віддалений перегляд. Ці стандарти також підтримують сповіщення та аналітику в режимі реального часу, які все частіше інтегруються в робочі процеси спостереження для покращення проактивних заходів безпеки. Впровадження цих передових форматів і протоколів підкреслює постійне прагнення до підвищення ефективності спостереження за допомогою технологічних інновацій.

Основа будь-якої системи спостереження полягає в її модулях камер та сенсорних технологіях, які визначають якість зображення, експлуатаційні можливості та адаптивність до різних середовищ. CMOS (комплементарний метал-оксид-напівпровідник) та CCD (пристрій із зарядовим зв'язком) датчики – це дві основні технології обробки зображень, що використовуються сьогодні. CMOS датчики домінують завдяки своїй низькій вартості, енергоефективності та швидкій обробці даних, що робить їх ідеальними для широкого спектру застосувань – від мобільних пристроїв до великомасштабних мереж безпеки. CCD датчики, хоча й дорожчі та енергоємні, цінуються за свою чудову чутливість до низької освітленості та однорідність зображення, що робить їх придатними для критично важливих завдань спостереження. Інфрачервоні та тепловізійні камери ще більше розширюють можливості систем спостереження, забезпечуючи ефективний моніторинг у повній темряві або крізь такі перешкоди, як дим чи туман. Інфрачервоні камери використовують випромінюване інфрачервоне світло для створення зображень в умовах низької освітленості, тоді як тепловізійні камери виявляють теплові сигнатури, забезпечуючи життєво важливу ситуаційну обізнаність у контексті безпеки та промисловості. Більше того, панорамні, мультисенсорні та PTZ (панорамно-нахилено-масштабні) системи тепер пропонують широке покриття та динамічний моніторинг, що дозволяє операторам

регулювати фокус та поле зору в режимі реального часу. Ці вдосконалені модулі камер у поєднанні з інноваціями в сенсорних системах сприяють створенню комплексних, універсальних та стійких рішень для спостереження, здатних задовольнити різноманітні операційні вимоги.

В останні роки було розроблено різноманітні технології покращення якості відео для покращення чіткості, стабільності та точності відеозаписів спостереження в різних умовах навколишнього середовища. Методи стабілізації зображення, такі як оптична стабілізація зображення (OIS) та електронна стабілізація зображення (EIS), мають вирішальне значення для зменшення розмиття руху, спричиненого тремтінням камери або вібраціями, тим самим створюючи стабільніші зображення, що сприяють кращому аналізу та ідентифікації. OIS використовує апаратні налаштування в об'єктиві або сенсоре для протидії руху, тоді як EIS використовує алгоритми цифрової обробки для стабілізації відеопотоків після захоплення. Ці технології значно покращують якість відео, знятого в динамічних середовищах або за несприятливих погодних умов.

Доповненням до методів стабілізації є технології розширеного динамічного діапазону (HDR) та широкого динамічного діапазону (WDR), які дозволяють камерам одночасно фіксувати деталі як у світлих, так і в темних областях однієї сцени (табл. 1.2). Ця можливість особливо цінна в сценах з контрастними умовами освітлення, такими як входи з яскравим сонячним світлом та затінені внутрішні простори, гарантуючи, що жодна критична деталь не буде втрачена через надмірне або недостатнє освітлення. Крім того, функції шумозаглушення, такі як 3D динамічне шумозаглушення (DNR) та автоматичне регулювання посилення (AGC), відіграють життєво важливу роль у мінімізації зернистості та статичного шуму, особливо в умовах низької освітленості. 3D DNR використовує часову та просторову фільтрацію для придушення шуму без шкоди для різкості зображення, тоді як AGC автоматично регулює посилення датчика для оптимізації рівнів яскравості. У сукупності ці досягнення в технологіях покращення якості відео дозволили системам спостереження забезпечувати чіткіші та надійніші кадри, підтримуючи точніші операції безпеки та судово-медичні розслідування [3].

Еволюція інтелектуальних функцій у системах відеоспостереження знаменує собою значний крок до автоматизації та проактивного управління безпекою.

Таблиця 1.2.

Характеристика сучасних камер відеоспостереження для БПЛА

Параметр	Характеристика
Типи камер	Оптичні, інфрачервоні, тепловізійні, мультиспектральні
Роздільна здатність	1080p, 2K, 4K, 8K залежно від моделі
Сенсорні технології	CMOS/CCD; різний розмір матриці та чутливість
Частота кадрів	30–60 FPS; до 120 FPS у швидкісних режимах
Оптичний зум	3×–30× без втрати якості
Цифровий зум	До 4×; можливе зниження чіткості
Стабілізація	Механічна (3-axis gimbal), електронна (EIS)
Нічне бачення	IR-підсвітка, тепловізійні модулі
Кут огляду	70°–120°; залежно від оптики
Передавання відео	Wi-Fi, радіоканал, LTE/5G, низька затримка FPV
Інтерфейси	HDMI, USB-C, MIPI CSI, безпроводові інтерфейси
Обробка відео	HDR, шумозаглушення, автоекспозиція, корекція кольору
Сумісність	NVIDIA Jetson, Raspberry Pi, edge-комп’ютери
Вага	20–250 г; важливо для БПЛА малої маси
Енергоспоживання	1–6 Вт залежно від модуля

Алгоритми виявлення руху та подій дозволяють камерам виявляти незвичайну активність або певні тригери, такі як несанкціонований доступ або байдикування, автоматично ініціюючи сповіщення або записуючи послідовності. Ці функції зменшують залежність від людського моніторингу, дозволяючи співробітникам служби безпеки зосередитися на критичних інцидентах. Технології розпізнавання об'єктів та облич ще більше розширюють можливості спостереження, дозволяючи ідентифікувати осіб та об'єкти в полі зору камери в

режимі реального часу. Системи розпізнавання облич, зокрема, стали невід'ємною частиною контролю доступу та безпеки кордонів, сприяючи швидкому зіставленню з базами даних для цілей ідентифікації. Аналіз поведінкових моделей пропонує більш складний рівень інтелекту, аналізуючи траєкторії руху, щільність натовпу та інші поведінкові сигнали для прогнозування потенційних загроз або виявлення аномалій. Ці аналітичні інструменти використовують штучний інтелект (ШІ) та алгоритми машинного навчання для постійного підвищення їхньої точності з часом, адаптуючись до нових сценаріїв та потреб безпеки, що розвиваються. Інтеграція таких інтелектуальних функцій не тільки підвищує ефективність систем спостереження, але й дозволяє ефективніше розподіляти ресурси та своєчасно втручатися, перетворюючи пасивний відеомоніторинг на активну мережу безпеки та розвідки.

Поширення хмарних обчислень та передових мережевих інфраструктур значно змінило те, як записи відеоспостереження зберігаються, отримують доступ до них та керуються ними в розподілених системах. Платформи хмарних систем керування відео (VMS) забезпечують масштабовані, централізовані сховища відеоданих, що дозволяє здійснювати віддалений доступ, моніторинг у режимі реального часу та безперешкодну інтеграцію з іншими програмами безпеки. Ці платформи забезпечують ефективне керування сховищем, автоматичне резервне копіювання та гнучкі опції пошуку, що робить їх дуже придатними для організацій з кількома об'єктами або великими зонами покриття. Доповнюють хмарні рішення архітектури периферійних та туманних обчислень, які наближають можливості обробки до камери або джерела даних. Периферійні обчислення дозволяють виконувати аналітику в режимі реального часу, таку як виявлення руху або розпізнавання обличчя, локально, зменшуючи споживання пропускної здатності та затримку, зберігаючи при цьому пропускну здатність для передачі критично важливих даних. Туманні обчислення розширюють цю концепцію далі, створюючи ієрархічні рівні розподіленої обробки, які підтримують прийняття складних рішень та фільтрацію даних перед передачею на централізовані сервери. В основі цих архітектур лежать різні мережеві протоколи та моделі інтеграції, включаючи

потокову передачу на основі ONVIF, RTSP та HTTP, які сприяють взаємодії між різними пристроями та системами. Ці протоколи підтримують безпечні, надійні канали зв'язку, необхідні для розподілених мереж спостереження, забезпечуючи ефективний потік даних між різними платформами та дозволяючи створювати гнучкі, масштабовані рішення безпеки, що адаптуються до сучасних потреб організації. Сучасний стан індустрії відеоспостереження характеризується швидкими технологічними інноваціями та розширенням сфери застосування, причому нові тенденції вказують на більшу мобільність, автономність та інтелект. Однією з важливих тенденцій є розвиток мобільних та автономних систем спостереження, які включають рухомі камери, встановлені на дронах, роботах або транспортних засобах, здатних пересуватися складними середовищами без втручання людини. Ці автономні системи все частіше використовуються у великомасштабних операціях безпеки, ліквідації наслідків стихійних лих та інспекції інфраструктури, пропонуючи безпрецедентну гнучкість та покриття у важкодоступних або небезпечних зонах [4].

Крім того, інтеграція відеоспостереження з безпілотними літальними апаратами (БПЛА) відкрила нові горизонти в аеромоніторингу, забезпечуючи динамічне спостереження на великій висоті над величезними регіонами з можливістю передачі даних у режимі реального часу. БПЛА, оснащені камерами високої роздільної здатності та тепловими датчиками, можуть швидко реагувати на інциденти, проводити патрулювання або збирати розвідувальні дані в надзвичайних ситуаціях, тим самим доповнюючи традиційні мережі стаціонарних камер. Центральним елементом цих досягнень є зростаючий вплив штучного інтелекту (ШІ), який виступає ключовим рушієм розвитку всієї галузі. Аналітика на базі ШІ сприяє інтелектуальному прийняттю рішень, автоматизує рутинні завдання моніторингу та підвищує точність виявлення загроз за допомогою розпізнавання облич, поведінкового аналізу та прогнозного моделювання. Оскільки ШІ продовжує розвиватися, він обіцяє подальше покращення автономних операцій, покращення адаптивності системи та забезпечення можливості прогнозних заходів безпеки,

позиціонуючи галузь відеоспостереження на передовій технологічного прогресу та операційної ефективності.

Еволюція систем відеоспостереження від базових аналогових систем до складних цифрових мереж є прикладом вражаючого технологічного прогресу в цій галузі. Сучасні стандарти та формати, такі як HD, 4K та вдосконалені кодеки стиснення, значно покращили якість зображення та сумісність систем. Розробка різноманітних модулів камер та сенсорних технологій, включаючи CMOS, інфрачервоні та теплові датчики, розширила експлуатаційні можливості систем спостереження в різних умовах навколишнього середовища. Одночасно інновації в покращенні якості відео, такі як стабілізація, HDR та шумозаглушення, забезпечили чіткіші та надійніші кадри для цілей безпеки та криміналістики. Інтеграція інтелектуальних функцій, включаючи виявлення руху, розпізнавання облич та поведінкову аналітику, перетворила спостереження з пасивного на активний інтелект безпеки, що підтримується хмарними, периферійними та туманними обчисленнями, що забезпечують гнучке та масштабоване управління. Заглядаючи в майбутнє, галузь готова до подальшого зростання, зумовленого такими тенденціями, як мобільні та автономні системи спостереження, інтеграція безпілотних літальних апаратів та повсюдне впровадження технологій штучного інтелекту. Ці досягнення обіцяють забезпечити більш динамічні, ефективні та проактивні рішення безпеки, підкреслюючи постійну важливість та трансформаційний потенціал відеоспостереження для захисту суспільств у всьому світі.

1.2. Класифікація та технічні параметри БПЛА для задач відеомоніторингу

Безпілотні літальні апарати (БПЛА), широко відомі як дрони, революціонізували сферу аеровідеомоніторингу, забезпечуючи універсальні, ефективні та економічно вигідні рішення. Оскільки їх застосування розширюється в різних секторах, включаючи спостереження, моніторинг навколишнього

середовища, сільське господарство та інспекцію інфраструктури, важливість розуміння їхньої класифікації та технічних параметрів стає дедалі важливішою. Правильна класифікація на основі конструктивних характеристик, енергетичних та льотних можливостей, а також вантажопідйомності не лише полегшує вибір відповідного БПЛА для конкретних завдань, але й підвищує експлуатаційну ефективність та безпеку (табл. 1.3) [5].

Таблиця 1.3.

Характеристика класифікації та технічних параметрів БПЛА для задач відеомоніторингу

Параметр	Характеристика
Типи БПЛА	Мультикоптери, літаки, конвертоплани
Класифікація за масою	Нанодрони, мікро-, міні-, середні та важкі БПЛА
Класифікація за дальністю	Мала, середня та велика дальність польоту
Енергетичні системи	Li-Po, Li-Ion акумулятори; ємність, напруга
Автономність польоту	15–60 хв для малих моделей; до 2–5 годин для фіксованого крила
Швидкісні параметри	Максимальна швидкість 30–120 км/год залежно від типу
Підвіси камер	Механічні, електронні та комбіновані підвіси
Вантажопідйомність	Від 100 г до 5 кг залежно від платформи
Параметри камер	Роздільна здатність 1080p–4K; FPS 30–60
Оптичні можливості	Оптичний зум 3×–20×; цифровий зум до 4×
Типи зв’язку	Радіоканал, Wi-Fi, LTE, 5G
Дальність відеопередачі	500 м – 12 км залежно від технології
Навігаційні модулі	GNSS, Galileo, IMU; точність позиціонування
Системи стабілізації	GPS-утримання, стабілізація по висоті та курсу
Сумісність з ІІ-модулями	Підтримка NVIDIA Jetson, Raspberry Pi, edge-обчислення

У цьому розділі досліджуються основні класифікації БПЛА за конструкцією, розглядаються їхні енергетичні та льотні параметри, а також аналізуються конфігурації їхнього корисного навантаження, надаючи вичерпний огляд, актуальний для фахівців, що займаються аеровідеомоніторингом.

БПЛА класифікуються переважно за їхньою структурною схемою, яка суттєво впливає на їхні експлуатаційні можливості та придатність для різних застосувань. Найпоширенішими структурними типами є мультикоптери, літаки та конвертоплани. Мультикоптери, такі як квадрокоптери та гексакоптери, мають кілька роторів, розташованих симетрично навколо центрального корпусу, що забезпечує чудову маневреність, можливості вертикального зльоту та посадки (VTOL) та стабільність, що робить їх ідеальними для відеоспостереження на близькій відстані та детальних перевірок. Наприклад, їхня здатність зависати на місці та виконувати точні рухи є важливою для міського спостереження або інспекції інфраструктури, де стабільність має вирішальне значення. На противагу цьому, літаки з фіксованим крилом розроблені з видовженими крилами, що забезпечує високу аеродинамічну ефективність та більшу дальність польоту, що є перевагою для масштабних екологічних досліджень або широкого сільськогосподарського моніторингу. Ці БПЛА зазвичай потребують злітно-посадкових смуг або катапультних систем для зльоту, що обмежує їхню експлуатаційну гнучкість, але забезпечує більшу тривалість польоту. Конвертоплани поєднують у собі риси мультикоптерів та літаків, з роторами, які можуть нахилятися для переходу між вертикальним та горизонтальним режимами польоту. Ця гібридна конструкція дозволяє вертикальний зліт та тривалий політ, що робить їх придатними для завдань, які потребують як зависання, так і ефективного подолання великих відстаней. Окрім структурних типів, класифікація за масою та розмірами ще більше уточнює категоризацію БПЛА: мікро- або нанодрони вагою менше 250 грамів використовуються для малодіапазонного, дискретного спостереження, тоді як більші БПЛА вагою понад кілька кілограмів використовуються для більш масштабного моніторингу з важчим корисним навантаженням. Крім того, БПЛА можна класифікувати за дальністю польоту та

висотними можливостями — від низьковисотних дронів малої дальності, що використовуються в обмежених просторах, до високогірних моделей з тривалою автономністю, що працюють у стратосферних умовах — кожна з яких адаптована для конкретних середовищ моніторингу. Розуміння цих класифікацій допомагає операторам вибрати найбільш підходящий тип БПЛА на основі складності, масштабу та точності, необхідних для їхніх завдань відеомоніторингу.

На рис. 1.2 подано узагальнену структурну архітектуру безпілотного літального апарата, що використовується для задач відеомоніторингу. Центральним елементом є БПЛА з установленою камерою та підсистемою живлення, які забезпечують отримання відеоданих та автономність роботи. Основні функціональні модулі згруповано у три блоки: контролер польоту, сенсорний модуль та навігаційна підсистема.

У складі контролера польоту працює головний бортовий комп’ютер, модулі керування, обчислювальний процесор, інтерфейси взаємодії та канал обміну даними (Data Link Interface), який може підтримувати сучасні технології зв’язку, зокрема 5G. Цей модуль відповідає за стабілізацію, управління рухом, обробку команд та координацію даних від сенсорів.

Сенсорний модуль включає набір датчиків, що забезпечують вимірювання параметрів польоту: висоти, орієнтації, швидкості, вологості, температури та інших характеристик навколишнього середовища. Дані від сенсорів інтегруються з навігаційною підсистемою, до складу якої входить блок GPS, що забезпечує визначення координат і формування маршруту польоту.

Зовнішні канали взаємодії реалізовано через супутниковий зв’язок та двосторонню комунікацію між БПЛА та наземною станцією керування (GCS) (рис. 1.2). Наземний оператор отримує телеметрію та відеопотік, а також може передавати команди керування через радіоканал. Наведена структура демонструє типову організацію апаратно-програмних компонентів БПЛА для реалізації стабільного польоту, збирання даних та відеоспостереження у режимі реального часу [6].

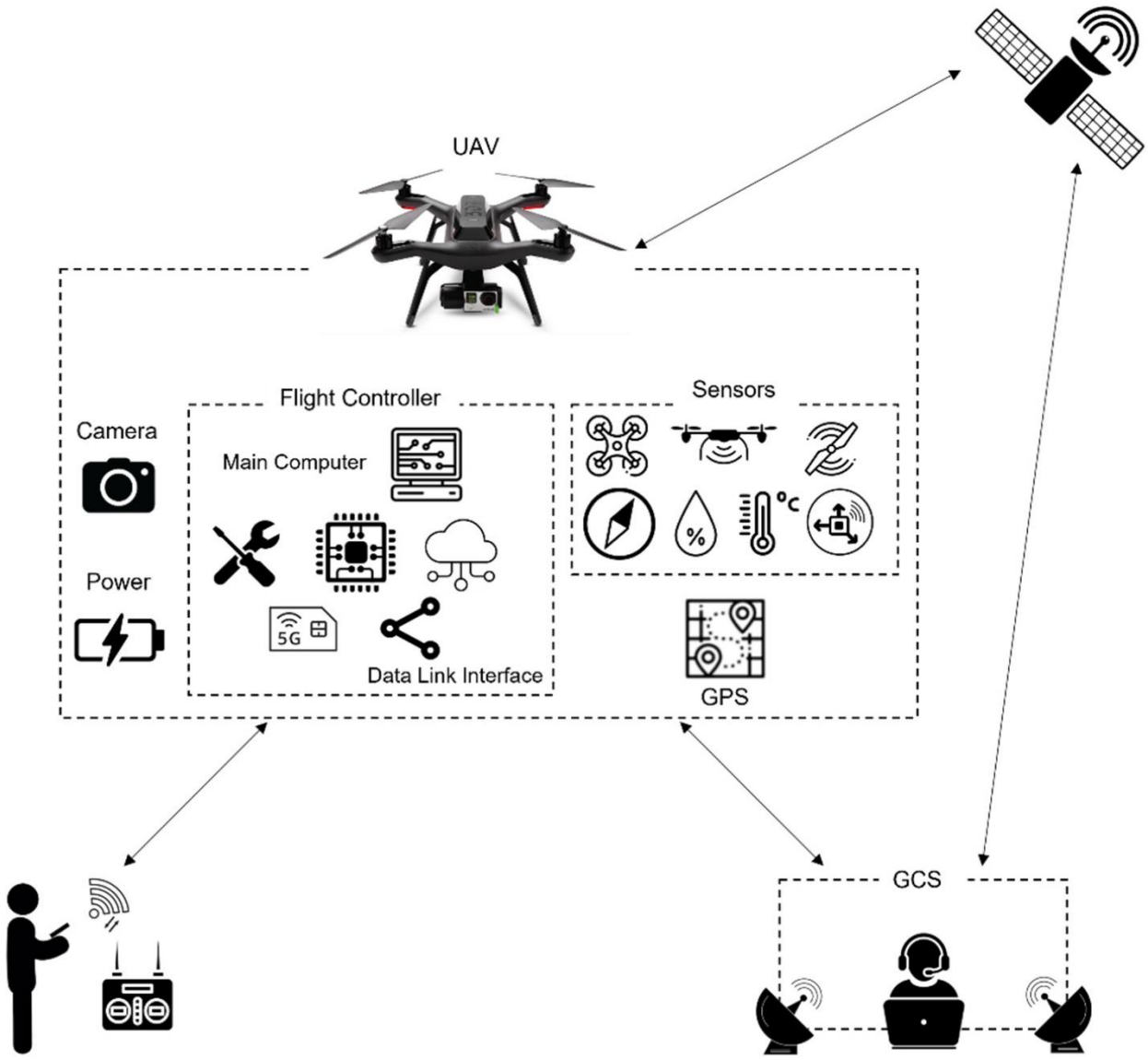


Рис. 1.2. Використання БПЛА для задач відеомоніторингу

Джерело енергії фундаментально визначає експлуатаційну витривалість, швидкість та маневреність БПЛА, які мають вирішальне значення для ефективного відеомоніторингу. Найпоширенішими типами акумуляторів, що використовуються в БПЛА, є літій-полімерні (Li-Po) та літій-іонні (Li-Ion) акумулятори. Літій-полімерні акумулятори є популярними завдяки високій щільності енергії, легкій конструкції та здатності видавати високі імпульси струму, що призводить до більшої тяги та швидшого прискорення, що вигідно для швидких маневрів або сценаріїв швидкого розгортання. І навпаки, літій-іонні акумулятори, завдяки своєму довшим циклам роботи та кращій термостабільності, часто використовуються у більших, професійних БПЛА, де пріоритетом є тривалий час польоту та надійність.

Час автономного польоту, критичний параметр, значно варіюється залежно від розміру БПЛА, ємності акумулятора та ефективності конструкції. Невеликі споживчі дрони можуть забезпечувати 20-30 хвилин польоту, що підходить для коротких завдань спостереження або потокової передачі відео в режимі реального часу, тоді як високоякісні професійні БПЛА з більшими акумуляторами можуть підтримувати польоти тривалістю понад 2-3 години, забезпечуючи широке покриття великих територій. Максимальна швидкість та маневреність також варіюються — від скромних швидкостей близько 50 км/год у легких дронах до понад 150 км/год у високопродуктивних моделях, що безпосередньо впливає на їхню здатність швидко реагувати на динамічні умови моніторингу. Маневреність додатково покращується завдяки алгоритмам керування польотом, аеродинамічному дизайну та бортовим системам стабілізації, які життєво важливі для зйомки стабільних, високоякісних відеоматеріалів під час швидких або складних рухів. Крім того, такі фактори, як опір вітру та вага корисного навантаження, впливають на стабільність польоту та загальну продуктивність. Повне розуміння цих енергетичних та польотних параметрів дозволяє операторам узгоджувати можливості БПЛА з конкретними потребами моніторингу, забезпечуючи оптимальну продуктивність у різних операційних сценаріях.

Вантажопідйомність корисного навантаження та характер підвісок камер на борту БПЛА мають вирішальне значення для їх ефективності у відеомоніторингу. Підвіски камер можна класифікувати на механічні, електронні (цифрова стабілізація) та комбіновані системи, кожна з яких пропонує різні переваги. Механічні підвіски використовують карданні механізми з двигунами та противагами, що забезпечує надійну стабілізацію шляхом фізичної ізоляції камери від рухів БПЛА. Ця технологія забезпечує високоякісну, стабільну зйомку навіть під час швидких маневрів або в турбулентних умовах, що робить її незамінною для професійного спостереження або кінематографічних застосувань. Електронна стабілізація, з іншого боку, спирається на програмні алгоритми для компенсації руху, що є легшим та компактнішим, але може бути менш ефективним в екстремальних умовах. Комбіновані системи використовують як механічну, так і

електронну стабілізацію для максимізації зображення. стабільність і чіткість, що забезпечує чудову якість відеоматеріалу, необхідну для детального відеоаналізу. Можливості стабілізації безпосередньо впливають на чіткість і зручність використання захопленого відео, особливо у завданнях моніторингу з високими ставками. Вантажопідйомність також визначає діапазон і складність датчиків або камер, які можна встановити. Типові відеомодулі включають RGB-камери високої роздільної здатності, тепловізійні датчики, мультиспектральні камери та системи LiDAR, кожен з яких служить для конкретних цілей моніторингу. Вантажопідйомність сильно варіюється; невеликі БПЛА можуть нести легкі HD-камери або датчики вагою кілька сотень грамів, тоді як більші платформи можуть підтримувати багатокілограмове корисне навантаження, включаючи передові системи візуалізації, здатні захоплювати дані високої роздільної здатності, мультиспектральні або інфрачервоні дані [7].

Ефективність БПЛА у завданнях відеомоніторингу значною мірою залежить від характеристик і можливостей їхніх бортових камер і датчиків. Основні параметри, що визначають продуктивність камери, включають роздільну здатність і кількість кадрів за секунду (FPS). Камери високої роздільної здатності, такі як моделі 4K або навіть 8K, дозволяють отримувати детальні зображення, що є критично важливим для спостереження, інспекції та аналізу, тоді як вища частота кадрів в секунду (FPS) – від 30 до 120 FPS – забезпечує плавне відтворення відео в режимі реального часу та особливо корисна в динамічних середовищах, де відбувається швидкий рух. Можливості оптичного масштабування забезпечують перевагу збільшення віддалених об'єктів без шкоди для якості зображення, що є важливим під час моніторингу великих площ або проведення детальних інспекцій на відстані. Цифровий зум, хоча й більш доступний, часто знижує чіткість зображення і тому менш бажаний для високоточних завдань. Крім того, спеціалізовані модулі обробки зображень, такі як інфрачервоні та тепловізійні камери, значно розширюють можливості БПЛА в умовах слабкого освітлення або затемнення. Інфрачервоні камери виявляють теплові сигнатури, що дозволяє створювати теплові карти інфраструктури, дикої природи або людської діяльності,

тоді як теплові датчики є безцінними в пошуково-рятувальних операціях або для моніторингу витоків тепла в будівлях. Вибір модулів камер та їх специфікацій безпосередньо впливає на якість та обсяг зібраних відеоданих, впливаючи на успіх операцій спостереження та точність аналізу, отриманого на основі відзнятого матеріалу. Надійні канали зв'язку життєво важливі для відеомоніторингу в режимі реального часу, гарантуючи, що дані, отримані БПЛА, досягнуть операторів без затримки або втрат. Поширені засоби зв'язку включають радіочастотні канали, Wi-Fi та стільникові мережі, такі як LTE або 5G. Радіоканали часто є кращими завдяки своїй надійності та стійкості до перешкод на коротких відстанях, що робить їх придатними для застосувань на близькій відстані. Wi-Fi широко використовується для БПЛА споживчого класу, пропонуючи високу швидкість передачі даних, але з обмеженим радіусом дії, зазвичай до кількох сотень метрів. Мережі LTE та 5G значно розширюють дальність передачі, дозволяючи транслювати потокове відео високої чіткості в реальному часі на кілька кілометрів, що є важливим для масштабних завдань спостереження або дистанційного моніторингу. Дальність передачі відео в режимі реального часу залежить від технології зв'язку та умов навколишнього середовища, але може досягати кількох кілометрів за допомогою передових систем. Завадостійкість є ще одним критичним фактором; БПЛА часто працюють у середовищах, перевантажених радіосигналами, тому використання стрибкоподібної зміни частоти, резервування каналів та шифрування підвищує стійкість до перебоїв сигналу та несанкціонованого доступу. Резервні канали зв'язку, такі як поєднання радіо- та стільникових каналів, забезпечують безвідмовні варіанти у випадку, якщо один канал зазнає перешкод або відмови. Ці комунікаційні можливості є фундаментальними для підтримки безперервних високоякісних відеопотоків, необхідних для своєчасного прийняття рішень та операційної ефективності моніторингу на основі БПЛА.

Точні та надійні навігаційні системи є важливими для точного позиціонування, стабільного польоту та ефективної автономної роботи БПЛА у завданнях відеомоніторингу. Сучасні БПЛА зазвичай включають комбінацію глобальних навігаційних супутникових систем (ГНСС), включаючи GPS, Galileo,

BeiDou, а також інерціальні вимірювальні блоки (ІВБ), які надають дані про орієнтацію та прискорення. Цей інтегрований підхід підвищує точність та стабільність позиціонування, особливо в середовищах, де супутникові сигнали можуть бути перешкоджані або погіршені, таких як міські каньйони або густі ліси. Використання кількох сузір'їв ГНСС забезпечує безперервний прийом сигналу та зменшує помилки позиціонування, що життєво важливо для підтримки послідовних траєкторій польоту та отримання високоякісних геоприв'язаних зображень. Точне позиціонування також дозволяє використовувати розширені автономні функції, такі як автоматичне самонаведення, коли БПЛА може автоматично повернутися до призначеного місця після завершення місії або у разі втрати сигналу. Крім того, точна навігація дозволяє стабільні режими зависання, відстеження точок маршруту та систематичне покриття території, що оптимізує збір відеоданих та зменшує операційні ризики. Поєднання GNSS, Galileo, інерціальних систем та складних алгоритмів польоту лежить в основі автономних можливостей БПЛА, роблячи їх надійними інструментами для складних, тривалих місій відеомоніторингу в різноманітних середовищах.

Інтеграція БПЛА з передовими обчислювальними платформами значно розширила їхні можливості в завданнях відеомоніторингу, зокрема завдяки підтримці периферійних обчислювальних пристроїв, таких як модулі NVIDIA Jetson та пристрої Raspberry Pi. Ці компактні, потужні платформи дозволяють БПЛА обробляти великі обсяги візуальних даних безпосередньо на борту, зменшуючи затримку та залежність від віддалених серверів для аналізу в режимі реального часу. Виконуючи складні алгоритми комп'ютерного зору, такі як виявлення, відстеження та класифікація об'єктів, ці вбудовані системи дозволяють БПЛА автономно ідентифікувати цілі, контролювати рухи та оцінювати ситуації з мінімальним втручанням людини. Ця можливість особливо цінна в таких застосуваннях, як відеоспостереження, моніторинг дикої природи та ліквідація наслідків стихійних лих, де швидке прийняття рішень є критично важливим. Крім того, наявність комплектів розробки програмного забезпечення (SDK) та інтерфейсів прикладного програмування (API), адаптованих для цих платформ,

сприяє розробці користувацьких додатків, дозволяючи розробникам оптимізувати польотні операції, інтегрувати нові датчики або впроваджувати спеціалізовані алгоритми. Безшовна інтеграція БПЛА з периферійними обчисленнями підвищує їхню операційну автономність, точність та адаптивність, роблячи їх більш ефективними інструментами для складних та динамічних середовищ відеомоніторингу. Ця технологічна синергія є важливим кроком до повністю автономних систем повітряного спостереження, здатних до складного аналізу даних у режимі реального часу [8].

Підсумовуючи, класифікація та технічні параметри БПЛА відіграють ключову роль у визначенні їхньої придатності для різних завдань відеомоніторингу. Структурні класифікації, такі як мультикоптери, літаки та конвертоплани, впливають на маневреність, дальність польоту та експлуатаційну гнучкість, тоді як параметри енергії та польоту, такі як тип акумулятора, витривалість та швидкість, впливають на тривалість місії та швидкість реагування. Конфігурації корисного навантаження, включаючи системи стабілізації та потужності датчиків, мають вирішальне значення для отримання високоякісних зображень, а модулі камер пропонують різноманітні можливості від зображення високої роздільної здатності до теплового зондування. Надійні канали зв'язку забезпечують безперервну передачу даних у режимі реального часу, що є важливим для ефективного моніторингу, а передові навігаційні системи гарантують точне позиціонування, стабільний політ та автономну роботу. Інтеграція БПЛА з платформами периферійних обчислень ще більше підвищує їхню здатність обробляти дані локально, виконувати складні алгоритми комп'ютерного зору така підтримувати налаштування розробниками за допомогою SDK та API. Разом ці класифікації та технічні параметри лежать в основі ефективності та універсальності БПЛА у відеомоніторингу, прокладаючи шлях для більш автономних, надійних та складних рішень для повітряного спостереження. З розвитком технологій майбутнє моніторингу на основі БПЛА обіцяє ще більшу ефективність, точність та оперативний охоплення в різних галузях.

1.3. Системи навігації та канали передачі даних у комплексах БПЛА

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) революціонізували різні сектори, включаючи сільське господарство, логістику, спостереження та моніторинг навколишнього середовища, забезпечуючи гнучкі та ефективні повітряні можливості. Центральним фактором ефективності БПЛА є їхні навігаційні системи та канали передачі даних, які забезпечують точне маневрування, позиціонування та зв'язок під час польотів. Ці системи повинні надійно працювати в різних умовах, часто інтегруючи кілька технологій для забезпечення точності, стабільності та стійкості. У цьому розділі досліджуються основні методи навігації, що використовуються в комплексах БПЛА, а саме: супутникові навігаційні системи, інерціальні навігаційні системи та візуальна та оптична навігація, а також розглядається, як вони інтегровані з каналами передачі даних для оптимізації продуктивності БПЛА [9].

Супутникові навігаційні системи є фундаментальним компонентом сучасної навігації БПЛА, забезпечуючи можливості глобального позиціонування, необхідні для автономної роботи. Серед них Глобальна система позиціонування (GPS) отримала широке поширення завдяки своєму розгалуженому сузір'ю супутників, яке дозволяє БПЛА визначати своє місцезнаходження з достатньою точністю у відкритих середовищах.

Сигнали GPS передаються із сузір'я приблизно 30 супутників, що обертаються навколо Землі, і шляхом тріангуляції сигналів від кількох супутників БПЛА можуть точно визначити своє місцезнаходження з точністю до кількох метрів. Однак, сам по собі GPS може бути схильний до погіршення сигналу або перешкод, особливо в міських або обмежених середовищах. Для підвищення точності позиціонування багато БПЛА включають європейську систему Galileo, яка пропонує високоточні послуги позиціонування завдяки вдосконаленій обробці сигналів та додатковим коригувальним даним. Вища частота оновлення Galileo та покращена цілісність сигналу забезпечують надійнішу навігацію, особливо у складних умовах. Крім того, комбіноване використання кількох модулів Глобальної

навігаційної супутникової системи (GNSS), таких як GPS, Galileo та BeiDou (китайський), створює комплексне навігаційне рішення, відоме як багатосузір'єва GNSS (табл. 1.4). Ця інтеграція розширює покриття супутників, зменшує похибки позиціонування та підвищує стійкість до втрати сигналу або перешкод. Наприклад, під час складних місій у щільному міському середовищі комбіновані модулі GNSS можуть безперешкодно перемикатися між супутниковими системами, підтримуючи точне позиціонування та підвищуючи безпеку експлуатації.

Таблиця 1.4.

Характеристика систем навігації та каналів передачі даних у комплексах БПЛА

Параметр	Характеристика
Супутникові системи навігації	GPS, Galileo; комбіноване використання GNSS
Точність позиціонування	Високоточне визначення координат, стійкість до перешкод
Інерціальні системи	Акселерометри, гіроскопи, IMU
Алгоритми навігації	Фільтр Калмана, корекція похибок IMU
Візуальна навігація	Використання камер, оптичний потік, SLAM
Канали радіозв’язку	2.4 ГГц, 5.8 ГГц; модуляція, стійкість до завад
Дальність радіоканалу	Стабільний зв’язок на 1–10 км залежно від технології
Передача відео	Wi-Fi, LTE, 5G; режими низької затримки FPV
Протоколи телеметрії	MAVLink; передача координат, висоти, швидкості
Резервування каналів	Primary/backup; автоматичне перемикання
Захист каналу	Шифрування, стійкість до перехоплення та глушіння
Обробка сигналу	Фільтрація, корекція, стабілізація траєкторії
Інтеграція навігації	Синхронізація GNSS, IMU та комп’ютерного зору
Затримка передачі	Вплив на керування та стабільність польоту
Надійність зв’язку	Методи протидії втраті сигналу та перешкодам

Інерціальні навігаційні системи (INS) пропонують альтернативний та додатковий підхід до супутникового позиціонування, використовуючи внутрішні датчики для визначення орієнтації та руху. Основні компоненти INS включають акселерометри та гіроскопи, які разом відомі як інерціальні вимірювальні блоки (IMU), які виявляють зміни швидкості та кутової швидкості. Ці датчики дозволяють БПЛА оцінювати своє положення відносно відомої початкової точки без залежності від зовнішніх сигналів. Однак інерціальні датчики схильні до дрейфу з часом через шум та зміщення датчиків, що може призвести до кумулятивних помилок. Щоб зменшити це, використовуються складні алгоритми, такі як фільтр Калмана, для об'єднання даних від INS з вхідними даними інших датчиків, фільтруючи шум та динамічно коригуючи зміщення. Цей процес компенсації помилок гарантує, що БПЛА підтримує точні навігаційні дані протягом тривалого часу. Інерціальна навігація також відіграє вирішальну роль у стабілізації польоту, особливо під час швидких маневрів або в середовищах, де супутникові сигнали слабкі або недоступні, наприклад, у приміщенні або під землею. Постійно надаючи дані про орієнтацію та прискорення в режимі реального часу, INS підтримує стабільне керування польотом, дозволяючи БПЛА виконувати точні траєкторії та підтримувати стабільне зависання або маневреність у складних місіях [10].

Візуальні та оптичні навігаційні системи доповнюють супутникові та інерціальні методи, використовуючи бортові датчики, такі як камери та методи оптичного потоку, для інтерпретації навколишнього середовища БПЛА. Камери, встановлені на БПЛА, служать очима, що допомагають у просторовій орієнтації, захоплюючи зображення навколишнього середовища в режимі реального часу. Ці візуальні вхідні дані обробляються за допомогою передових алгоритмів для ідентифікації орієнтирів, перешкод та особливостей місцевості, які мають вирішальне значення для навігації в середовищах, де відсутня GPS. Одночасно технології одночасної локалізації та картографування (SLAM) стали потужними інструментами, що дозволяють БПЛА створювати детальні карти місцевості, одночасно локалізуючись на цих картах. Алгоритми SLAM аналізують візуальні дані, щоб поступово створювати 3D-зображення навколишнього середовища,

сприяючи автономній навігації в незвіданих районах. Крім того, алгоритми оптичного потоку аналізують рух об'єктів між послідовними зображеннями, щоб оцінити відносний рух БПЛА та корекцію траєкторії. Наприклад, методи оптичного потоку життєво важливі під час польотів над середовищами, багатими на особливості, такими як ліси чи міські ландшафти, оскільки вони допомагають підтримувати стабільну траєкторію польоту та уникати перешкод. У поєднанні ці візуальні та оптичні методи забезпечують стійкість до перешкод сигналу GNSS, покращують ситуаційну обізнаність та дозволяють автономну роботу на складних, багатих на особливості місцевостях.

Канали радіозв'язку БПЛА утворюють основу дистанційного керування, телеметрії та обміну даними під час польотів. Найпоширенішими діапазонами частот для зв'язку БПЛА є 2,4 ГГц та 5,8 ГГц, кожен з яких має свої переваги та обмеження. Діапазон 2,4 ГГц широко застосовується завдяки своїй широкій сумісності та відносно більшому діапазону, що робить його придатним для багатьох цивільних застосувань БПЛА. І навпаки, діапазон 5,8 ГГц забезпечує можливості вищої пропускної здатності, що є вигідним для передачі високоякісних відеопотоків та зменшення перешкод у перевантажених середовищах. Для забезпечення надійного зв'язку використовуються такі методи модуляції, як розширення спектру зі стрибками частоти (FHSS) та розширення спектру прямої послідовності (DSSS). Ці методи допомагають захистити сигнали від перешкод, глушіння та підслуховування шляхом швидкої зміни частот або поширення сигналу на ширшу смугу пропускання відповідно. Крім того, для підвищення безпеки та надійності впроваджуються методи захисту сигналу, включаючи шифрування та кодування з виправленням помилок. Дальність та стабільність радіоканалу керування є критичними параметрами; зазвичай БПЛА, що знаходяться в зоні прямої видимості, можуть ефективно зв'язуватися на відстані кількох кілометрів, залежно від потужності передавача, конструкції антени та факторів навколишнього середовища. Підтримка стабільного зв'язку є важливою для безпечної експлуатації, особливо в складних умовах польоту або під час виконання точних маневрів, і тому

передові стратегії модуляції та захисту є життєво важливими компонентами систем зв'язку БПЛА.

Технології передачі відео є життєво важливими для візуального зворотного зв'язку в режимі реального часу під час роботи БПЛА, особливо в таких сферах, як спостереження, інспекція та польоти з видом від першої особи (FPV). Системи на основі Wi-Fi зазвичай використовуються для потокового відео високої чіткості на короткі відстані завдяки високій швидкості передачі даних та простоті розгортання; Однак вони стикаються з обмеженнями дальності, схильністю до перешкод та потенційними вразливостями безпеки. Для передачі відео на великі відстані все частіше використовуються стільникові мережі, зокрема LTE та 5G, які пропонують ширше покриття, вищу пропускну здатність та можливість передавати високоякісне відео на сотні кілометрів. Ці стільникові технології сприяють дистанційному моніторингу та управлінню в режимі реального часу, роблячи операції БПЛА більш гнучкими та масштабованими. Для задоволення потреб у низькій затримці польотів FPV використовуються спеціалізовані системи передачі з низькою затримкою, часто з використанням власних протоколів, оптимізованих для мінімальної затримки та тремтіння. Ці системи забезпечують пілотів негайним візуальним зворотним зв'язком, необхідним для точного маневрування, уникнення перешкод та плавного керування польотом у динамічних середовищах. Інтеграція передових технологій передачі відео покращує експлуатаційні можливості БПЛА, розширюючи їхню придатність для використання в різних сферах, одночасно забезпечуючи безпеку та ефективність місій.

Канали передачі телеметрії служать критично важливими зв'язками для передачі життєво важливих даних про політ, стану системи та команд керування між БПЛА та наземними станціями керування. Протокол MAVLink став фактичним стандартом у телеметрії БПЛА завдяки своїй легкій, гнучкій та розширюваній конструкції, що забезпечує ефективний зв'язок між різними автопілотами та наземними станціями. MAVLink дозволяє передавати широкий спектр даних, включаючи поточні координати, висоту, швидкість, орієнтацію, стан батареї та показники справності системи. Ця комплексна телеметрична інформація гарантує,

що оператори можуть контролювати роботу БПЛА в режимі реального часу, приймати обґрунтовані рішення та виконувати коригувальні дії за необхідності. Для підвищення безпеки та надійності польотів системи БПЛА часто включають резервні телеметричні канали, такі як вторинні радіоканали, супутниковий зв'язок або стільникові мережі, які автоматично активуються у разі збою основного каналу. Ці резервні канали допомагають запобігти втраті керування, забезпечують виконання аварійних процедур та підтримують безперервний потік даних під час складних або тривалих місій. Завдяки інтеграції надійних телеметричних каналів з передовими протоколами, такими як MAVLink, комплекси БПЛА досягають високого рівня експлуатаційної безпеки, ситуаційної обізнаності та успіху місії.

Забезпечення надійності каналів зв'язку в комплексах БПЛА має першорядне значення для підтримки безпечної та ефективної роботи, особливо в середовищах, схильних до перешкод або погіршення сигналу. Однією з найефективніших стратегій є резервування каналів, де основний канал зв'язку доповнюється одним або кількома резервними каналами, такими як вторинні радіоканали, супутникові з'єднання або стільникові мережі. Такий багаторівневий підхід дозволяє БПЛА плавно перемикатися між каналами, якщо основний канал зв'язку переривається, мінімізуючи втрату даних та запобігаючи збоям керування. У системи БПЛА інтегровані механізми автоматичного перемикання для виявлення погіршення або втрати сигналу в режимі реального часу; ці системи оцінюють такі параметри, як сила та якість сигналу, а потім оперативно ініціюють перемикання на резервний канал без втручання людини. Такий автономний перехід забезпечує безперервний потік команд і телеметрії, що є критично важливим під час складних маневрів або в складних умовах. Крім того, використовуються різні методи для протидії перешкодам та зменшення втрати сигналу, включаючи передові методи модуляції, такі як розширення спектру зі стрибками частоти (FHSS) та розширення спектру прямої послідовності (DSSS), які розподіляють сигнал по кількох частотах і роблять його більш стійким до глушіння або вузькосмугових перешкод. Крім того, алгоритми виправлення помилок та протоколи шифрування підвищують цілісність сигналу та безпека, що гарантує точність даних та захист від зловмисних збоїв.

Завдяки поєднанню резервування каналів, автоматичного перемикання та методів зменшення перешкод, системи зв'язку БПЛА досягають високої стійкості, забезпечуючи надійну роботу навіть у складних умовах [11].

Ефективна робота комплексів БПЛА значною мірою залежить від складних навігаційних систем та надійних каналів передачі даних. Супутникові навігаційні системи, зокрема GPS та Galileo, забезпечують необхідні можливості глобального позиціонування, тоді як інерціальні навігаційні системи пропонують безперервну локалізацію та стабілізацію польоту незалежно від зовнішніх сигналів. Візуальні та оптичні навігаційні методи, включаючи SLAM та оптичний потік, доповнюють ці системи, забезпечуючи автономну навігацію в середовищах, де відсутня GPS, особливо на складній місцевості. Комунікаційна інфраструктура, що включає радіоканали, системи передачі відео та телеметричні канали, утворює основу дистанційного керування та обміну даними в режимі реального часу. Використання різних діапазонів частот, методів модуляції та протоколів безпеки забезпечує надійну роботу цих каналів на значних відстанях, а резервування та механізми автоматичного перемикання ще більше підвищують стійкість. Загалом, ці взаємопов'язані системи дозволяють БПЛА виконувати точні, безпечні та автономні місії в різних операційних контекстах. Оскільки технології БПЛА продовжують розвиватися, інтеграція передових методів навігації та зв'язку залишатиметься важливою для розширення їхніх можливостей та забезпечення успіху місій у все більш вимогливих умовах.

1.4. Модулі камер та методи стабілізації відеосигналу

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) революціонізували повітряне спостереження, забезпечуючи універсальну платформу для захоплення високоякісного відео в різних сферах застосування, таких як безпека, моніторинг навколишнього середовища, оцінка наслідків стихійних лих та промислові інспекції. Центральним фактором ефективності систем спостереження за допомогою БПЛА є модулі камер та методи, що використовуються для стабілізації

відеосигналів, які безпосередньо впливають на чіткість зображення, точність та операційну ефективність. У цьому розділі досліджуються різні типи камер, що використовуються у відеоспостереженні за допомогою БПЛА, їхні критичні технічні параметри та сенсорні технології, що лежать в основі їхньої продуктивності, пропонуючи всебічне розуміння цієї швидко розвивається галузі.

Сенсори, що встановлюються на БПЛА, утворюють структуровану та загальноприйняту класифікацію, яка включає іміджеві (RGB, мультиспектральні, гіперспектральні та тепловізійні камери), тривимірні сенсори (LiDAR, стереокамери, системи структурованого світла), спектральні сенсори, радіолокаційні модулі, екологічні датчики та навігаційні елементи, що забезпечують стабілізацію і позиціонування (табл. 1.5) [12].

Таблиця 1.5.

Класифікація сенсорів, що використовуються на БПЛА

Тип сенсорів	Характеристика
Іміджеві (2D) сенсори	RGB-камери, мультиспектральні, гіперспектральні, тепловізійні. Отримують 2D-зображення у різних спектральних діапазонах.
Тривимірні (3D) сенсори	LiDAR, стереокамери, структуроване світло. Формують хмари точок та 3D-моделі місцевості.
Спектральні сенсори	Мультиспектральні та гіперспектральні камери, які аналізують спектральний склад поверхонь.
Радіолокаційні сенсори	Малі радіолокаційні системи (SAR, мікрорадари) для роботи у складних погодних умовах.
Екологічні сенсори	Газові сенсори, датчики частинок, вологості, температура, CO_2, метеодатчики.
Технічні сенсори БПЛА	IMU, акселерометри, гіроскопи, барометри, датчики живлення і навантаження.
Навігаційні сенсори	GPS/Galileo, магнітометри, барометричні висотоміри для визначення координат і стабілізації.

Такий поділ відображає різноманіття інформації, яку може отримувати БПЛА, та дозволяє оптимально підбирати корисне навантаження залежно від конкретних завдань моніторингу, аналітики чи картографування (рис. 1.3).

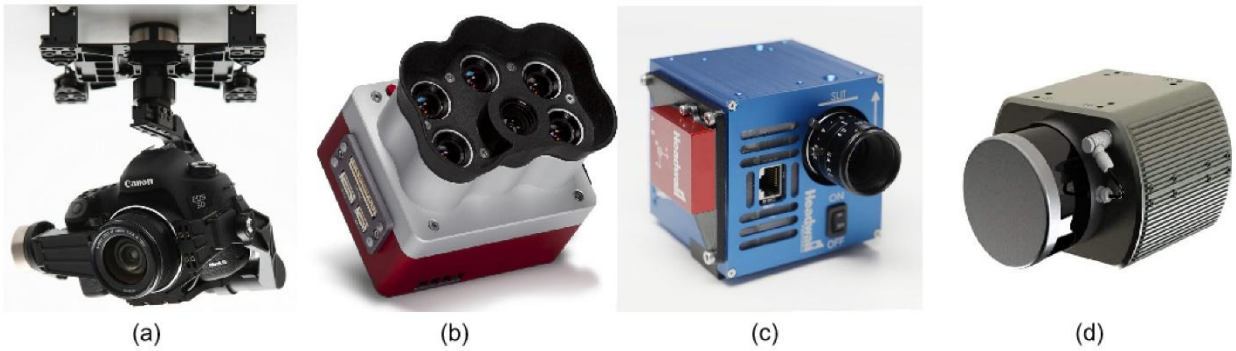


Рис. 1.3. Сенсори, що встановлюються на БПЛА: (a) RGB-камера, (b) мультиспектральна камера, (c) гіперспектральна камера, (d) LiDAR

Безпілотні літальні апарати оснащені різноманітними типами камер, адаптованими до конкретних операційних потреб, кожна з яких має унікальні переваги та обмеження. Оптичні камери видимого діапазону є найпоширенішими, вони захоплюють зображення та відео з високою роздільною здатністю, подібно до стандартних цифрових камер. Вони ідеально підходять для денних операцій та надають детальну візуальну інформацію, що робить їх придатними для правоохоронних органів, інспекції інфраструктури та картографування. Інфрачервоні та тепловізійні камери, з іншого боку, виявляють теплові сигнатури, що випромінюються об'єктами, що дозволяє отримувати нічне бачення та тепловізійне зображення навіть у повній темряві або за несприятливих погодних умов. Ці камери безцінні для пошуково-рятувальних місій, пожежогасіння та моніторингу енергетичної інфраструктури, де аномалії температури вказують на потенційні проблеми. Мультиспектральні камери захоплюють дані в кількох спектральних діапазонах, що перевищують видиме світло, таких як ближній інфрачервоний та ультрафіолетовий, що полегшує такі застосування, як оцінка стану сільськогосподарських культур, моніторинг навколишнього середовища та військова розвідка. Панорамні камери з їхніми ширококутними об'єктивами

забезпечують 360-градусне покриття, зменшуючи потребу в кількох проходах та забезпечуючи комплексну ситуаційну обізнаність, особливо у масштабних операціях, таких як патрулювання кордонів або спостереження за великою територією. Разом ці типи камер покращують здатність БПЛА адаптуватися до різноманітних операційних середовищ, балансуючи такі фактори, як роздільна здатність, чутливість та покриття.

Ефективність камер БПЛА значною мірою залежить від їхніх технічних параметрів, які визначають якість та зручність використання захоплених відеоданих. Роздільна здатність, яка зазвичай вимірюється в пікселях, визначає рівень деталізації зображення; вищі роздільні здатності, такі як 4K або навіть 8K, дозволяють точно ідентифікувати та аналізувати об'єкти, що має вирішальне значення в системах безпеки та криміналістики. Частота кадрів, яка вказує на кількість кадрів, що знімаються за секунду, впливає на плавність руху та особливо важлива для спостереження в режимі реального часу та швидкорухомих цілей; наприклад, частота кадрів 60 кадрів/с може краще відстежувати швидкі рухи порівняно зі стандартними 30 кадрами/с. Світлочутливість, яка часто виражається як ISO, визначає здатність камери ефективно працювати в умовах слабкого освітлення, що є важливим для нічного спостереження або операцій у затіненому середовищі. Можливості динамічного діапазону та розширеного динамічного діапазону (HDR) дозволяють камерам фіксувати деталі в сценах з різким контрастом між яскравими та темними ділянками, запобігаючи втраті інформації у світлих або тінях, що критично важливо в таких сценаріях, як зовнішнє спостереження під час заходу або сходу сонця. Крім того, оптичний та цифровий зум розширюють можливості камери фокусуватися на віддалених об'єктах без шкоди для якості зображення; оптичний зум забезпечує чудову чіткість шляхом фізичного налаштування об'єктива, тоді як цифровий зум збільшує зображення цифровим способом, часто за рахунок роздільної здатності. Ці параметри разом впливають на чіткість, контекстну обізнаність та експлуатаційну універсальність відеосистем БПЛА (табл. 1.6).

Таблиця 1.6.

Характеристика модулів камер та методів стабілізації відеосигналу в системах БПЛА

Параметр	Характеристика
Типи камер	Оптичні, інфрачервоні, тепловізійні, мультиспектральні, панорамні
Сенсорні технології	CMOS і CCD; розмір матриці 1/3"–1"; вплив на деталізацію та чутливість
Роздільна здатність	Full HD, 2K, 4K, 8K
Частота кадрів	30–60 FPS; до 120 FPS у високошвидкісних режимах
Світлочутливість та HDR	Зйомка при низькому освітленні, широкий динамічний діапазон
Оптичний зум	3×–30×
Цифровий зум	До 4× із можливим зниженням чіткості
Механічна стабілізація	Тривісні підвіси, сервоприводи, вирівнювання горизонту
Алгоритмічна стабілізація	EIS, компенсація тремтіння, приглушення вібрацій
Обробка відео	Баланс білого, експозиція, корекція кольору, шумозаглушення
Інтерфейси підключення	HDMI, SDI, USB-C, MIPI CSI, Wi-Fi/LTE/5G
Передавання відео	FPV, низька затримка, шифрування потоку
Сумісність з платформами	NVIDIA Jetson, Raspberry Pi, edge-модулі
Енергоспоживання	1–6 Вт
Особливості інтеграції	Балансування підвісу, синхронізація з ІНС, сумісність із контролером польоту

В основі продуктивності камери лежать сенсорні технології, в першу чергу CMOS (комплементарні метал-оксид-напівпровідник) та CCD (пристрій із зарядовим зв'язком), кожен з яких має різні характеристики, що впливають на якість зображення та конструкцію системи. CMOS-сенсори більш поширені в застосуваннях БПЛА завдяки їхньому низькому енергоспоживанню, швидшій швидкості зчитування та можливостям інтеграції з сучасними електронними компонентами, що робить їх придатними для компактних, легких модулів камер. CCD-сенсори, відомі своєю високою якістю зображення, низьким рівнем шуму та чудовою світлочутливістю, традиційно віддають перевагу висококласним системам обробки зображень; Однак, їхні вищі вимоги до живлення та вартість обмежують їх широке застосування в БПЛА. Розмір матриці датчика, що стосується його габаритів та кількості пікселів, також суттєво впливає на якість зображення. Більші датчики з більшими матрицями захоплюють більше світла, що призводить до зображень з вищою роздільною здатністю, кращим динамічним діапазоном та зниженим шумом, що особливо важливо в умовах низької освітленості або високої контрастності. Для подальшого підвищення точності зображення використовуються алгоритми шумозаглушення, такі як цифрове шумозаглушення (DNR), для мінімізації зернистості та покращення чіткості. Ці алгоритми аналізують дані зображення, щоб розрізняти реальні сигнали та шум, ефективно згладжуючи вихідний сигнал без шкоди для деталей. Досягнення в технології датчиків та управлінні шумом продовжують розширювати межі зображення з БПЛА, забезпечуючи чіткіші та надійніші відеоматеріали в широкому діапазоні умов [13].

Ефективна стабілізація відеосигналів є важливою для отримання чітких та стабільних кадрів за допомогою БПЛА, особливо враховуючи постійний рух та вібрації, що виникають під час польоту. Один з найпоширеніших методів фізичної стабілізації включає механічні тривісні карданні підвіси, які використовують двигуни та датчики для активної протидії рухам БПЛА вздовж осей тангажу, рисання та крену. Ці стабілізатори фізично регулюють орієнтацію камери в режимі реального часу, забезпечуючи плавне відео без тремтіння навіть у турбулентних

умовах. Їхня міцність та надійність роблять їх основним елементом професійних систем БПЛА, що дозволяє здійснювати високоякісне спостереження та кінематографічну зйомку. Механічну стабілізацію доповнюють електронні системи стабілізації, які використовують датчики та програмні алгоритми для корекції незначних вібрацій та тремтіння без фізичного переміщення камери. Ці системи часто працюють разом зі стабілізаторами для підвищення стабільності, особливо коли фізична стабілізація обмежена розміром, вагою або обмеженнями потужності. Крім того, в багато БПЛА інтегровані системи автоматичного вирівнювання горизонту, щоб підтримувати лінію горизонту камери горизонтально вирівняною незалежно від нахилу чи крену БПЛА, забезпечуючи послідовне кадрування та допомагаючи в аналізі після обробки. Разом ці методи фізичної стабілізації утворюють вирішальну основу для високоякісної відеозйомки з повітря, зменшуючи артефакти руху та підвищуючи чіткість і професіоналізм відеоматеріалів.

У той час як методи фізичної стабілізації забезпечують міцну базову лінію, методи алгоритмічної стабілізації додатково покращують якість відео, цифровим способом компенсуючи залишкові рухи та вібрації. Електронна стабілізація зображення (EIS) – це поширений програмний метод, який аналізує послідовні кадри в режимі реального часу для виявлення небажаних зсувів або тремтіння, а потім цифровим способом коригує зображення для отримання стабільного результату. EIS особливо корисна в легких БПЛА, де можливості фізичної стабілізації можуть бути обмежені, або в сценаріях, що вимагають швидкої реакції на раптові рухи. Алгоритми компенсації тремтіння та вібрації розширюють цю концепцію, аналізуючи дані про рух від бортових датчиків та застосовуючи коригувальні перетворення до відеокадрів, ефективно згладжуючи швидкі або нерегулярні рухи. Ці алгоритми часто включають прогностичні моделі для передбачення тенденцій руху, оптимізуючи стабілізацію під час складних маневрів. Алгоритми відстеження об'єктів також значно сприяють стабілізації, фіксуючись на певних цілях у кадрі та регулюючи орієнтацію камери, щоб об'єкт залишався центрованим, що призводить до більш стабільного та сфокусованого

відеозображення. Це поєднання методів цифрової стабілізації гарантує, що відео з БПЛА залишається чітким, стабільним та придатним для детального аналізу навіть у складних умовах польоту.

Окрім стабілізації, оптимізація необробленого відеосигналу є життєво важливою для забезпечення високоякісного відео, яке можна надійно проаналізувати або використовувати. Налаштування балансу білого та експозиції дозволяє камері адаптуватися до різних умов освітлення, забезпечуючи точне відтворення кольорів та належний рівень яскравості. Правильне калібрування балансу білого запобігає кольоровим відливам, спричиненим різними джерелами світла, такими як сонячне світло, хмари або штучне освітлення, що є важливим для таких застосувань, як картографування або детальні огляди. Контроль експозиції, автоматичний чи ручний, балансує кількість світла, що потрапляє на датчик, запобігаючи переекспонуванню в яскравих сценах або недоекспонуванню в темних середовищах. Крім того, контрастність, різкість та корекція кольору підвищують візуальну чіткість та деталізацію відеоматеріалу. Коригування контрастності допомагає розмежувати об'єкти в сцені, тоді як алгоритми підвищення різкості підкреслюють краї та дрібні деталі, роблячи особливості більш помітними. Корекція кольору забезпечує природні та стабільні кольори, часто завдяки робочим процесам постобробки. Зменшення розмиття руху є ще одним важливим аспектом, особливо під час зйомки швидкорухомих об'єктів або під час швидких маневрів БПЛА; такі методи, як вищі витримки та алгоритми компенсації руху, допомагають зменшити розмиття, що призводить до чіткіших зображень. У сукупності ці стратегії оптимізації сигналу гарантують, що відеозаписи БПЛА зберігають високу точність, сприяючи ефективному аналізу та прийняттю рішень у різних операційних сценаріях. Ефективна інтеграція модулів камер у системи БПЛА має вирішальне значення для використання їхнього повного потенціалу для спостереження та збору даних. Одним з основних міркувань є підключення камер до бортових обчислювальних модулів, які обробляють та аналізують відео в режимі реального часу. Ці з'єднання зазвичай встановлюються через високошвидкісні інтерфейси, такі як USB, Ethernet або виділені канали MIPI (Mobile Industry

Processor Interface), що забезпечує мінімальну затримку та високу швидкість передачі даних. Така інтеграція дозволяє БПЛА виконувати завдання на льоту, такі як виявлення об'єктів, відстеження та аналіз сцени, що значно підвищує їхню операційну ефективність. Крім того, можливості потокового відео в режимі реального часу є важливими для негайної ситуаційної обізнаності, дозволяючи наземним станціям або віддаленим операторам контролювати живі кадри, приймати обґрунтовані рішення та оперативно координувати дії. Це часто досягається за допомогою надійних протоколів бездротового зв'язку, таких як LTE, 5G, або виділені радіоканали, що підтримують високоякіснупередача даних з високою пропускною здатністю навіть на великі відстані. Сумісність із передовими платформами комп'ютерного зору ще більше розширює функціональність камер БПЛА, дозволяючи інтеграцію з алгоритмами на базі штучного інтелекту для таких завдань, як розпізнавання облич, виявлення аномалій та автономна навігація. Такі платформи часто покладаються на стандартні програмні інтерфейси та API, що забезпечує безперебійну комунікацію між апаратним забезпеченням та складними програмними системами. Загалом, інтеграція модулів камер в архітектури БПЛА підвищує їхню адаптивність, інтелектуальність та операційну ефективність у широкому спектрі застосувань [14].

Відеоспостереження за допомогою БПЛА значною мірою залежить від різноманітних типів камер, кожна з яких адаптована до конкретних операційних потреб, від видимих оптичних систем до інфрачервоних, мультиспектральних та панорамних камер. Продуктивність цих камер визначається критичними технічними параметрами, такими як роздільна здатність, частота кадрів, світлочутливість та оптичний зум, які визначають чіткість та корисність захопленого відео. В основі цих можливостей лежать сенсорні технології, такі як CMOS та CCD сенсори, розмір матриці яких та алгоритми шумозаглушення додатково впливають на якість зображення, особливо в складних умовах освітлення.

2. МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОТОКАХ

2.1. Архітектури нейронних мереж для комп'ютерного зору

Швидка еволюція архітектур нейронних мереж глибоко трансформувала галузь комп'ютерного зору, дозволивши машинам інтерпретувати та аналізувати візуальні дані з безпрецедентною точністю та ефективністю. Протягом багатьох років було розроблено різні архітектури для вирішення конкретних завдань, таких як класифікація зображень, виявлення об'єктів та сегментація. Розуміння основних принципів, що лежать в основі цих архітектур, дає уявлення про їхні можливості та обмеження. У цьому розділі досліджуються фундаментальні згорткові нейронні мережі (ЗНМ), спеціалізовані моделі для виявлення об'єктів та вдосконалені мережі, розроблені для сегментації зображень, ілюструючи, як кожна архітектура задовольняє різні аспекти візуального розуміння.

Базові архітектури згорткових нейронних мереж формують основу сучасних програм комп'ютерного зору. Стандартна структура згорткових нейронних мереж (ЗНМ) зазвичай відповідає послідовному шаблону, що включає згорткові шари, шари об'єднання та повністю зв'язані шари, які часто називають Conv-Pool-FC. Згорткові шари відповідають за вилучення ієрархічних ознак із вхідних зображень шляхом застосування навчальних фільтрів або ядер, які виявляють краї, текстури та складні візерунки. Шари об'єднання, такі як max-pooling, зменшують просторові розміри карт ознак, сприяючи інваріантності трансляції та зменшуючи обчислювальне навантаження. Повністю зв'язані шари потім інтерпретують ці ознаки для виконання класифікації або інших завдань. У міру поглиблення ЗНМ, з такими моделями, як VGG, ResNet та DenseNet, вони стають здатними захоплювати складніші візерунки, що призводить до значного покращення точності на великомасштабних наборах даних, таких як ImageNet. Фільтри та ядра в цих мережах спеціально розроблені для вивчення представлень ознак, які є інваріантними до таких перетворень, як масштаб, обертання та зміни освітлення,

що робить ЗНМ універсальними для широкого спектру завдань розпізнавання зображень (рис. 2.1) [15].

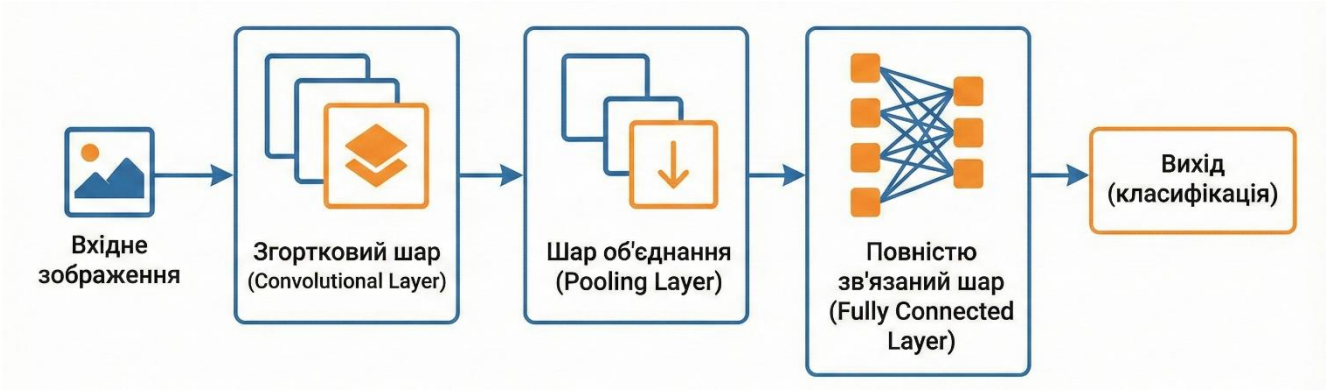


Рис. 2.1. Загальна структура згорткової нейронної мережі (CNN)

Для виявлення об'єктів архітектури нейронних мереж еволюціонували, щоб збалансувати компроміс між швидкістю та точністю, обслуговуючи застосування, починаючи від спостереження в реальному часі до автономних транспортних засобів. Одноступінчасті детектори, такі як YOLO (You Only Look Once) та SSD (Single Shot MultiBox Detector), надають пріоритет швидкому висновку, виконуючи виявлення безпосередньо з карт ознак за один прохід, що робить їх придатними для застосувань у реальному часі. YOLO, наприклад, розділяє вхідне зображення на сітку та одночасно прогнозує обмежувальні рамки та ймовірності класів, досягаючи високої швидкості з деякими компромісами щодо точності. І навпаки, двоступінчасті детектори, такі як Faster R-CNN, застосовують більш вдосконалений підхід; вони спочатку генерують пропозиції регіонів за допомогою мережі пропозицій регіонів (RPN), а потім класифікують та уточнюють ці пропозиції на наступних етапах. Хоча двоступінчасті детектори, як правило, повільніші, вони зазвичай забезпечують вищу точність виявлення, особливо для малих або закритих об'єктів. Ці архітектури є прикладом постійних зусиль щодо оптимізації балансу між обчислювальною ефективністю та точністю виявлення, що є важливим для розгортання систем комп'ютерного зору в практичних реальних сценаріях.

Сегментація зображень, завдання, що вимагає розуміння на рівні пікселів, призвела до розробки спеціалізованих архітектур, таких як U-Net та Mask R-CNN,

які розширюють можливості CNN для розмежування об'єктів та областей на зображеннях з високою точністю. Мережі семантичної сегментації, такі як U-Net, розроблені для класифікації кожного пікселя за заздалегідь визначеними категоріями, що робить їх безцінними в медичній візуалізації, автономному водінні та аналізі супутникових знімків (рис. 2.2)

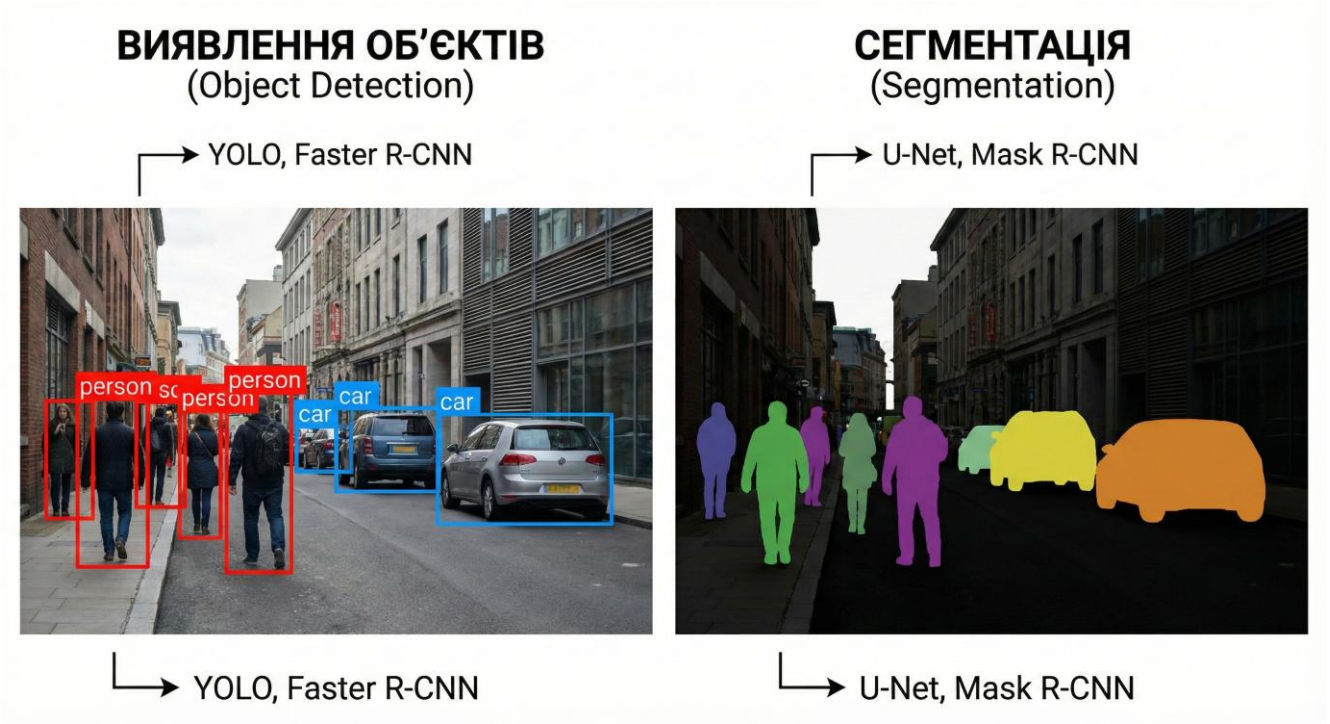


Рис. 2.2. Порівняння результатів роботи архітектур: Виявлення об'єктів (Object Detection) проти Сегментації (Segmentation)

U-Net використовує структуру кодера-декодера з пропускними з'єднаннями, які зберігають просторову інформацію, втрачену під час зниження роздільної здатності, що призводить до отримання детальних карт сегментації. З іншого боку, Mask R-CNN розширює фреймворк Faster R-CNN для виконання сегментації екземплярів, дозволяючи моделі розрізняти окремі об'єкти в одному класі, генеруючи двійкову маску для кожного екземпляра. Ця можливість є важливою в таких застосуваннях, як роботизовані маніпуляції та відеоаналіз, де розуміння меж об'єктів є критично важливим. Крім того, архітектури сегментації все більше адаптуються для відеопотоків, включаючи часову інформацію для покращення узгодженості та точності послідовностей. Ці досягнення демонструють важливість

спеціалізованих архітектур у досягненні дрібнозернистої, піксельно-точної інтерпретації складних візуальних сцен [16].

Відстеження об'єктів стало важливим компонентом багатьох систем комп'ютерного зору, особливо в спостереженні, автономній навігації та спортивній аналітиці. Традиційні підходи значною мірою спиралися на трекери на основі кореляції, які використовують міри подібності між ділянками зображення в різних кадрах для відстеження об'єктів з часом. Зовсім недавно поява архітектур сіамських мереж революціонізувала відстеження, вивчаючи функцію подібності безпосередньо з даних. Сіамські мережі складаються з подвійних підмереж, які витягують ознаки як з початкового шаблону об'єкта, так і з наступних кадрів, що дозволяє надійно зіставляти, незважаючи на зміни зовнішнього вигляду, масштабу чи пози. Поєднання цих методів відстеження з алгоритмами виявлення призводить до гібридних систем, які використовують сильні сторони обох: початкового виявлення для визначення місцезнаходження об'єктів та відстеження для збереження їхньої ідентичності в різних кадрах. Ця синергія особливо цінна в сценаріях реального часу, таких як бортові системи БПЛА (безпілотних літальних апаратів), де обчислювальні ресурси обмежені, але своєчасне відстеження є критично важливим. БПЛА використовують легкі кореляційні трекери, інтегровані з глибокими функціями з CNN, для досягнення високошвидкісного та точного відстеження об'єктів, що полегшує такі програми, як пошук і рятування, моніторинг дорожнього руху, та уникнення перешкод. Ці архітектури є прикладом постійних зусиль щодо розробки ефективних та надійних рішень для відстеження, здатних безперебійно функціонувати в динамічних середовищах з обмеженими ресурсами.

В останні роки трансформаторні архітектури, спочатку розроблені для обробки природної мови, були адаптовані до сфери комп'ютерного зору, пропонуючи нові парадигми для розуміння зображень та відео. Трансформатор зору (ViT) ілюструє цей зсув, розділяючи зображення на ділянки фіксованого розміру та обробляючи їх за допомогою механізмів самоуважності, що дозволяє моделі фіксувати довгострокові залежності по всьому зображенню. На відміну від традиційних згорткових нейронних мереж (CNN), які покладаються на локалізовані

рецептивні поля, самоувага ViT дозволяє йому ефективно моделювати глобальний контекст, що призводить до конкурентоспроможної або перевершуючої продуктивності в тестах класифікації зображень. Гібридні моделі CNN-ViT поєднують сильні сторони згорткових шарів – локальне вилучення ознак та індуктивні зміщення – з можливостями глобального моделювання трансформаторів, що призводить до створення архітектур, які є одночасно ефективними та дуже виразними. У відеоаналізі механізми самоуважності сприяють моделюванню складних часових залежностей, фіксуючи зв'язки між кадрами, що є вирішальними для таких завдань, як розпізнавання дій, виявлення подій та підсумовування відео. Здатність трансформаторів динамічно зважувати важливість різних просторових та часових елементів забезпечує значну перевагу в розумінні складних візуальних сцен, особливо в сценаріях, де контекст та довгострокові взаємодії є життєво важливими [17].

Обробка відеопослідовностей створює додаткові проблеми, що призвели до появи спеціалізованих архітектур нейронних мереж, призначених для аналізу часової динаміки та руху. Одним із таких підходів є 3D-згорткова нейронна мережа (3D-CNN), яка розширює стандартні 2D згортки у часовий вимір, дозволяючи мережі вивчати ознаки, що інкапсулюють рух та зміни з часом. Ці моделі особливо ефективні в розпізнаванні дій та виявленні подій, де розуміння послідовності рухів є важливим. Доповнюючи 3D-CNN, рекурентні нейронні мережі, такі як ConvLSTM, інтегрують згорткові операції з блоками довгострокової короткострокової пам'яті, фіксуючи часові залежності з акцентом на послідовні дані. Моделі ConvLSTM чудово моделюють довгострокові часові зв'язки та часто використовуються в таких додатках, як прогнозування погоди, прогнозування потоків транспорту та відеосубтитри. Крім того, моделі прогнозування руху спрямовані на прогнозування майбутніх кадрів або траєкторій об'єктів на основі спостережуваних послідовностей, забезпечуючи прогностичні можливості, що покращують завдання відстеження та планування. Ці архітектури разом розширюють можливості нейронних мереж інтерпретувати складні часові патерни у відео, забезпечуючи більш глибоке розуміння динамічних сцен та поведінки руху.

У сфері автономних систем та середовищ з обмеженими ресурсами, таких як безпілотні літальні апарати (БПЛА), розробка легких та оптимізованих архітектур нейронних мереж стала критично важливою. Традиційні глибокі мережі, хоча й потужні, часто є обчислювально ресурсоємними та непридатними для розгортання на пристроях з обмеженою обчислювальною потужністю та обмеженнями енергії. Щоб вирішити цю проблему, дослідники звернулися до мобільних архітектур, таких як MobileNet та ShuffleNet, які розроблені для забезпечення високої точності зі значно зниженою обчислювальною складністю. MobileNet використовує згортки, що розділяються по глибині, які розкладають стандартні згортки на операції по глибині та по точках, різко зменшуючи кількість параметрів та FLOP без шкоди для продуктивності. ShuffleNet впроваджує операції перестановки каналів для покращення зв'язку ознак між групами, що ще більше підвищує ефективність. Окрім проектування компактних моделей, для зменшення розміру моделі та підвищення швидкості виведення на периферійних пристроях використовуються такі методи, як стиснення та квантування моделі. Квантування перетворює високоточні ваги та активації на представлення з меншим бітовим числом, зменшуючи використання пам'яті та прискорюючи обчислення. Крім того, зростання мереж периферійних обчислень у реальному часі дозволяє цим легким моделям обробляти візуальні дані безпосередньо на БПЛА в режимі реального часу, мінімізуючи затримку та залежність від хмарної інфраструктури. Ці досягнення є фундаментальними для того, щоб БПЛА могли виконувати складні завдання, такі як спостереження, моніторинг навколишнього середовища та пошуково-рятувальні місії, автономно, з високою ефективністю та мінімальним споживанням енергії. Інтеграція оптимізованих архітектур та методів стиснення є прикладом постійних зусиль щодо демократизації можливостей передового комп'ютерного зору в обмежених середовищах.

Еволюція архітектур нейронних мереж для комп'ютерного зору відображає постійне прагнення до підвищення точності, ефективності та застосовності систем візуального розуміння в різних областях. Починаючи з фундаментальних згорткових нейронних мереж, які встановили основні принципи вилучення ознак

та ієрархічного навчання, дослідники розширили свої знання до спеціалізованих архітектур для виявлення об'єктів, що дозволяє швидко та точно локалізувати їх на зображеннях. Розробка мереж сегментації, таких як U-Net та Mask R-CNN, розширила межі розуміння на рівні пікселів, що життєво важливо для застосувань, що вимагають детального розуміння сцени. Одночасно, досягнення у відстеженні об'єктів та інтеграція глибокого навчання з традиційними методами призвели до створення надійних систем реального часу, здатних зберігати ідентичність об'єктів у різних послідовностях. Нещодавня поява трансформаторних архітектур запровадила потужні механізми для захоплення довгострокових залежностей, що суттєво впливає на аналіз зображень та відео. Доповнюють ці розробки моделі, розроблені для обробки складної часової динаміки у відео, покращуючи розуміння сцени в динамічних середовищах. Визнаючи обмеження периферійних пристроїв, особливо в автономних платформах, таких як БПЛА, ця галузь також зосередилася на легких, оптимізованих моделях, які балансують продуктивність з обчислювальною ефективністю. Разом ці архітектурні інновації підкреслюють динамічну та багатогранну природу комп'ютерного зору, прокладаючи шлях для розумніших, швидших та автономніших систем, здатних інтерпретувати візуальний світ з надзвичайною витонченістю [18].

2.2. Підготовка та аугментація навчальних даних для повітряних зйомок

Аерофотозйомка стала незамінним інструментом у різних дисциплінах, включаючи картографію, моніторинг навколишнього середовища, міське планування та ліквідацію наслідків стихійних лих. Її ефективність залежить від якості та різноманітності навчальних даних, що використовуються для розробки та вдосконалення автоматизованих систем аналізу зображень, таких як алгоритми виявлення, класифікації та сегментації об'єктів. Підготовка та доповнення навчальних даних, адаптованих до аерофотознімків, має вирішальне значення для підвищення стійкості, точності та здатності до узагальнення моделі. У розділідосліджуються ключові аспекти підготовки та доповнення даних для

аерофотознімки, зосереджуючись на унікальних особливостях аероданих, важливості методів попередньої обробки зображень та стратегіях доповнення, що враховують динаміку БПЛА. Розуміння цих компонентів дозволяє дослідникам та практикам розробляти більш надійні моделі, здатні інтерпретувати складні аеросцени за різних умов.

Дані з аерофотоплатформи мають відмінні риси, які суттєво впливають на якість та інтерпретованість зображень, що використовуються для навчальних цілей. Однією з основних характеристик є мінливість кутів огляду та масштабів об'єктів. На відміну від наземних знімків, аерофотознімки робляться з різних орієнтацій, що може призвести до косих або надирних перспектив, тим самим впливаючи на зовнішній вигляд та видимий розмір об'єктів. Наприклад, будівля може виглядати по-різному, якщо знімати під крутим кутом, порівняно з тим, що знімається безпосередньо над головою, що впливає на узгодженість навчальних даних. Крім того, висота польоту платформи безпосередньо впливає на роздільну здатність та чіткість зображення; більші висоти, як правило, забезпечують ширше покриття, але нижчу роздільну здатність, що може приховувати дрібніші деталі, необхідні для точної класифікації. І навпаки, нижчі висоти дають зображення з вищою роздільною здатністю, але з обмеженим покриттям, що вимагає балансу на основі цілей проекту. Атмосферні умови та освітлення також відіграють вирішальну роль, оскільки коливання сонячного світла, хмарності та атмосферної імли можуть вносити спотворення, зменшувати контрастність та приховувати особливості. Покращення якості зображення передбачає оптимізацію цих параметрів, таких як вибір оптимального часу польоту для максимізації денного світла або використання фільтрів для пом'якшення атмосферних ефектів, щоб забезпечити точне відображення отриманих даних реальних умов, тим самим забезпечуючи надійну основу для навчання моделі. Попередня обробка аерофотознімків є важливим кроком у підготовці високоякісних даних для програм машинного навчання. Корекція експозиції гарантує, що зображення не будуть ні надто темними, ні надто яскравими, що є важливим для послідовного вилучення ознак у всіх наборах даних. Коригування балансу білого додатково покращує точність передачі кольору,

дозволяючи алгоритмам розрізняти ознаки на основі точного представлення кольорів, особливо на мультиспектральних або гіперспектральних зображеннях. Для усунення артефактів, викликаних датчиками, які в іншому випадку можуть перешкоджати розпізнаванню об'єктів, використовуються методи видалення шуму, такі як медіанна фільтрація або вейвлет-шумоусунення (рис. 2.3) [19].

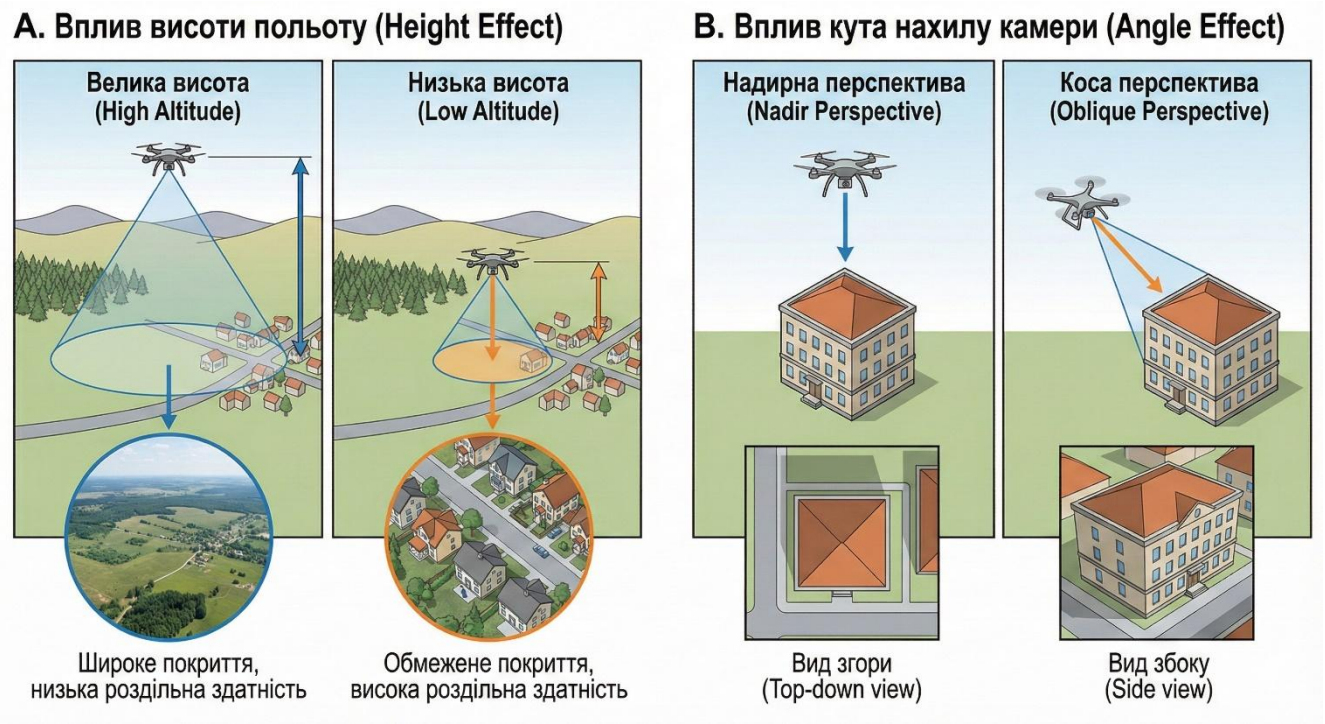


Рис. 2.3. Вплив висоти польоту та кута нахилу камери на аерофотознімки

Стабілізація кадру не менш важлива, особливо при роботі із зображеннями, отриманими з рухомих БПЛА, де незначні вібрації або тремтіння можуть спричинити перекоси. Алгоритми стабілізації вирівнюють послідовні кадри, сприяючи безшовному мозаїчному створенню та точному просторовому аналізу. Геометричні деформації, такі як спотворення об'єктива або перекіс перспективи, виправляються за допомогою методів геометричної ректифікації, що гарантує, що просторові відносини в межах зображень точно відображають реальні координати. Ці кроки попередньої обробки разом покращують чіткість, узгодженість та просторову точність аерофотознімків, тим самим підвищуючи продуктивність наступних алгоритмів аналізу. Стратегії доповнення, адаптовані до динаміки

БПЛА, є важливими для моделювання різноманітних умов, що виникають під час збору аероданих, що зрештою покращує стійкість та стійкість навчених моделей. Випадкові обертання, масштабування та зміщення імітують мінливість, що вноситься рухом БПЛА, кутами камери та неточностями позиціонування, дозволяючи моделям розпізнавати об'єкти з різною орієнтацією та розміром. Наприклад, обертання зображень на випадкові градуси може підготувати моделі до ідентифікації особливостей незалежно від напрямку руху дрона. Моделювання тремтіння камери та розмиття руху відтворює ефекти турбулентності або швидких маневрів, які часто трапляються під час польоту, допомагаючи моделі узагальнювати такі артефакти. Це може включати застосування ядер руху до зображень або додавання гауссового розмиття для імітації ефектів турбулентності в реальному світі. Крім того, захоплення різних повітряних умов, таких як різні кути сонця, тіні, що відкидаються будівлями або деревами, та відблиски, спричинені відбиваючими поверхнями, можна моделювати за допомогою методів синтезу зображень. Ці доповнення створюють більш повний навчальний набір даних, який охоплює широкий спектр екологічних та операційних змін, що дозволяє розробляти більш адаптивні та надійні системи аналізу аерознімків. Спектральні та багатоканальні методи доповнення є невід'ємною частиною підвищення різноманітності та багатства наборів аерофотоданих, особливо враховуючи те, що мультиспектральне та гіперспектральне зображення стають все більш поширеними.

Обробка мультиспектральних даних передбачає обробку кількох спектральних діапазонів за межами видимого спектру, таких як інфрачервоне та ультрафіолетове випромінювання, які надають критично важливу інформацію для таких застосувань, як оцінка стану рослинності або розвідка корисних копалин. Нормалізація каналів гарантує, що відмінності у відгуках датчиків та умовах освітлення не спотворюють аналіз, сприяючи послідовному вилученню ознак у різних наборах даних. Для гармонізації спектральних каналів застосовуються такі методи, як мінімаксне масштабування або нормалізація z-показника, що дозволяє алгоритмам краще розрізняти тонкі спектральні сигнатури. Відтворення

спектральних артефактів, таких як шум датчиків або атмосферні перешкоди, Під час доповнення також життєво важливо. Моделювання цих спотворень допомагає моделям стати стійкими до спектральних невідповідностей реального світу, таких як ті, що спричинені серпанком, хмарним покривом або помилками калібрування датчиків. Включення спектральної мінливості за допомогою доповнення гарантує, що моделі краще оснащені для точної інтерпретації багатоканальних даних, зберігаючи стійкість між різними датчиками та умовами навколишнього середовища, що особливо важливо в програмах дистанційного зондування, де спектральні сигнатури є центральними для аналізу [20].

Доповнення складних об'єктних сцен передбачає створення синтетичних, але реалістичних зображень складних повітряних середовищ, які часто важко всебічно охопити. Один із підходів – це генерація штучних об'єктів у кадрі, таких як транспортні засоби, будівлі або природні особливості, для диверсифікації класів об'єктів та сценаріїв. Цього можна досягти за допомогою ручного анотування в поєднанні з редагуванням зображень або передовими генеративними методами, що дозволяє розширювати набори даних рідкісними або недостатньо представленими об'єктами. Крім того, імітація натовпу, транспортних систем та елементів інфраструктури збагачує контекстуальну мінливість, дозволяючи моделям виявляти та аналізувати ці особливості за різних умов. Синтетичні фонові аерофотознімки також відіграють вирішальну роль; поєднуючи об'єкти переднього плану з різноманітним фоном – міським, сільським або природним ландшафтом – дослідники можуть імітувати різні середовища та умови освітлення. Таке доповнення допомагає алгоритмам адаптуватися до складності та неоднорідності реальних сцен, покращуючи їхні можливості узагальнення в гетерогенних операційних умовах, таких як реагування на стихійні лиха або міське планування, де мінливість сцени є значною.

Генеративні методи, зокрема генеративно-змагальні мережі (GAN), революціонізували розширення наборів даних, створюючи реалістичні синтетичні аерофотознімки. GAN можуть вивчати основний розподіл існуючих даних та генерувати нові зображення, що нагадують реальні аерофотознімки, ефективно

доповнюючи обмежені набори даних. Цей підхід особливо цінний для покращення представлення рідкісних класів, таких як рідкісні форми рельєфу, певні типи інфраструктури або незвичайні умови навколишнього середовища. Методи перенесення стилів також сприяють адаптації зовнішнього вигляду існуючих зображень до різних візуальних стилів, таких як зміна погодних умов або пір року, тим самим збільшуючи різноманітність наборів даних без додаткового збору даних. Крім того, ці методи сприяють синтезу цільових сценаріїв, таких як туман, дощ або нічні умови, які часто недостатньо представлені в реальних наборах даних, але критично важливі для надійної роботи моделі. Використання генеративних моделей для розширення наборів даних не лише зменшує дефіцит даних, але й прискорює розробку моделей, здатних обробляти складні та різноманітні аерофотозони, що зрештою підвищує ефективність програм дистанційного зондування та аероаналізу.

Підготовка анотованих наборів даних є фундаментальним кроком у навчанні ефективних моделей аналізу аерофотознімків, оскільки точні анотації слугують основою для навчання з учителем. Залежно від конкретного застосування та інструментів, що використовуються, використовуються різні формати анотацій; поширені формати включають COCO, YOLO та Pascal VOC. Кожен формат кодує межі об'єктів та мітки класів по-різному, причому COCO пропонує детальну полігональну сегментацію, YOLO надає перевагу обмежувальним рамкам для швидкої обробки, а Pascal VOC надає анотації на основі XML. Вибір відповідного формату залежить від складності сцени та вимог алгоритмів виявлення. Для оптимізації процесу анотації популярність набули напівавтоматичні методи розмітки, що поєднують ручне маркування з автоматизованою допомогою за допомогою таких інструментів, як пропозиції об'єктів, кластеризація або пропозиції на основі машинного навчання. Ці методи значно скорочують час і зусилля, необхідні для анотації великих наборів даних, зберігаючи при цьому точність. Незважаючи на автоматизацію, для забезпечення узгодженості та якості анотацій необхідні ретельні перевірки. Це включає перехресну перевірку кількома анотаторами, перевірку узгодженості з оригінальними зображеннями та перевірку меж об'єктів та позначок. Високоякісні, точно анотовані набори даних мають

вирішальне значення для навчання надійних моделей, оскільки вони безпосередньо впливають на процес навчання та кінцеву продуктивність системи в реальних застосунках (рис. 2.4).

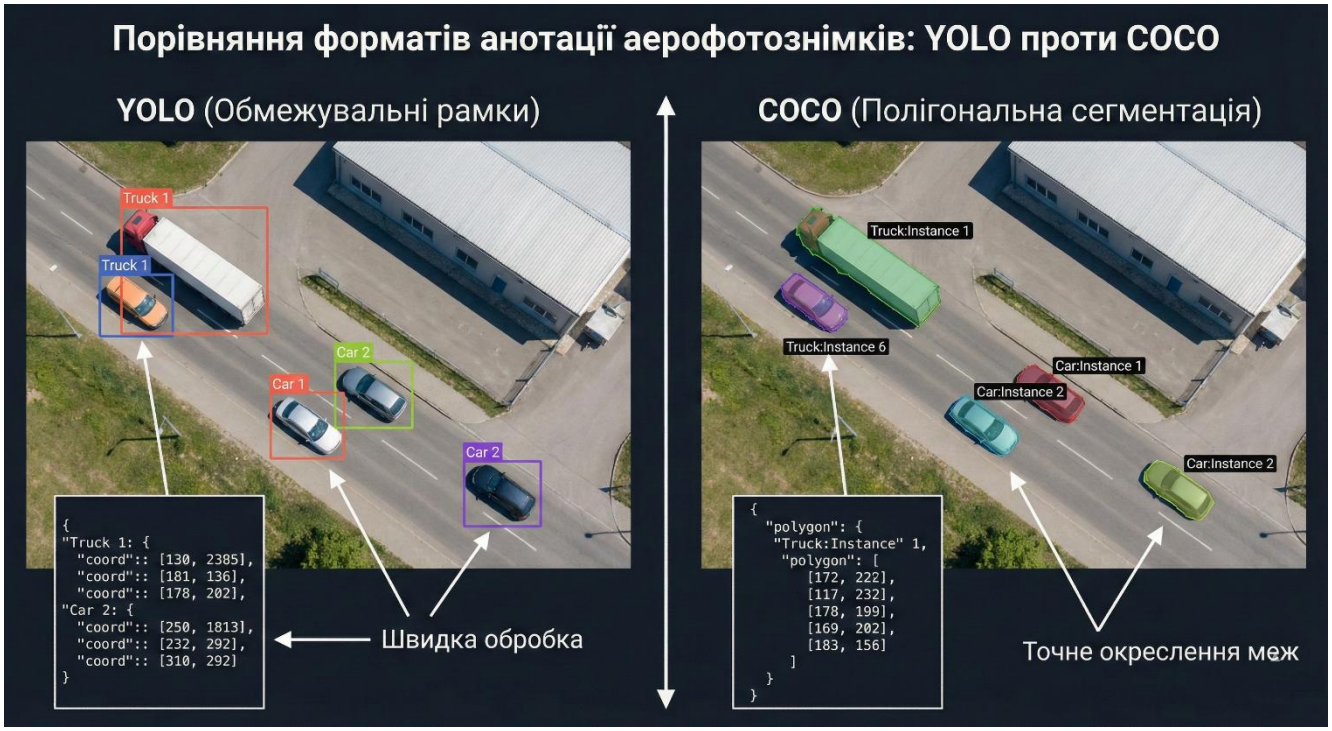


Рис. 2.4. Порівняння форматів анотації для аерофотознімків: обмежувальні рамки (YOLO) проти полігональної сегментації (COCO).

Підготовка та доповнення навчальних даних для аерофотозйомки охоплюють комплексний ряд кроків, розроблених для підвищення якості, різноманітності та надійності наборів даних. Розпізнавання унікальних особливостей аерофотоданих, таких як мінливість кутів, масштаб об'єкта та атмосферні умови, є важливим для ефективного збору даних. Методи попередньої обробки, такі як корекція експозиції, видалення шуму та геометричне випрямлення, покращують чіткість зображення та просторову точність, формуючи міцну основу для аналізу. Стратегії доповнення, що враховують динаміку БПЛА, спектральні варіації, складні композиції сцен та генеративне моделювання, значно розширюють різноманітність наборів даних, дозволяючи моделям узагальнюватися в різних середовищах та умовах. Крім того, ретельна підготовка анотованих наборів даних з використанням відповідних форматів, напівавтоматичних інструментів та ретельних перевірок якості гарантує,

що моделі навчаються на точних наземних даних. Разом ці підходи сприяють розробці надійних, точних та адаптивних систем аналізу аерофотознімків, які є життєво важливими для застосувань, починаючи від моніторингу навколишнього середовища до міського планування. З розвитком технологій інтеграція цих стратегій продовжуватиме підвищувати ефективність та надійність дистанційного зондування та інтерпретації аерофотоданих [21].

2.3. Методи оптимізації роботи моделей на борту БПЛА (edge inference)

Розгортання передових моделей машинного навчання на безпілотних літальних апаратах (БПЛА) створює унікальні проблеми через обмежені обчислювальні ресурси, обмеження потужності та вимоги до обробки даних у реальному часі, властиві периферійним пристроям. Оскільки БПЛА все частіше включають штучний інтелект для таких завдань, як виявлення об'єктів, навігація та моніторинг навколишнього середовища, оптимізація роботи цих моделей стає важливою для забезпечення ефективності, швидкодії та енергозбереження. У розділі досліджуються три основні методи підвищення продуктивності моделей на БПЛА: оптимізація обчислювальної складності, скорочення та стиснення нейронних мереж, а також кількісна оцінка моделей за допомогою представлень зі зниженою точністю. Кожен підхід спрямований на досягнення балансу між підтримкою високої точності та зменшенням обчислювального навантаження, тим самим забезпечуючи ефективний логічний висновок на периферії в середовищах з обмеженими ресурсами.

Одна з фундаментальних стратегій оптимізації моделей на БПЛА передбачає зменшення їхньої обчислювальної складності шляхом зменшення кількості параметрів та спрощення шарів архітектури. Методи стиснення моделей, такі як скорочення каналів та зменшення ваг, вибірково видаляють надлишкові або менш значущі параметри, тим самим зменшуючи розмір моделі та час виведення без суттєвої втрати точності. Наприклад, такі методи, як MobileNet, використовують згортки, розділені по глибині, які розкладають стандартні згортки на операції по

глибині та точках, різко зменшуючи кількість необхідних обчислень. Це спрощення архітектури не тільки прискорює висновок, але й знижує енергоспоживання, що є критично важливим для роботи БПЛА. Крім того, використання легких бібліотек виведення, таких як TensorFlow Lite або ONNX Runtime, адаптованих для периферійних пристроїв, може додатково оптимізувати продуктивність, використовуючи апаратно-специфічне прискорення та ефективне управління пам'яттю. Ці комбіновані підходи дозволяють БПЛА ефективно запускати складні моделі, полегшуючи прийняття рішень у режимі реального часу без шкоди для тривалості польоту або швидкості реагування [22].

Стискання та скорочення нейронних мереж є ще одним важливим напрямком підвищення ефективності моделей на БПЛА. Структуроване скорочення включає видалення цілих фільтрів або каналів у згорткових шарах, що призводить до моделей зі зменшеною розмірністю, які легше прискорювати на апаратних прискорювачах. Наприклад, методи фільтрації можуть усунути непотрібні екстрактори ознак, що призведе до створення більш компактної моделі, яка зберігає точність, вимагаючи при цьому менше обчислень. І навпаки, неструктуроване обрізання орієнтується на окремі ваги на основі їхньої важливості, створюючи розріджені матриці, які за умови правильного використання можуть значно зменшити кількість операцій під час виведення. Поєднання обрізання з перенавчанням моделі – тонким налаштуванням обрізаної мережі – гарантує, що модель відновить будь-яку точність, втрачену під час процесу обрізання. Цей ітеративний підхід призводить до високостислих моделей, які краще підходять для розгортання на борту БПЛА, що забезпечує швидший час виведення та зменшення обсягу пам'яті, що є важливим для програм реального часу та тривалих польотів.

Кількісна оцінка моделей нейронних мереж за допомогою представлень зі зниженою точністю пропонує потужний метод для подальшої оптимізації ефективності виведення. Перехід від стандартної 32-бітної точності з плаваючою комою (FP32) до нижчої точності, такої як FP16, INT8 або навіть INT4, може значно зменшити використання пам'яті та збільшити швидкість обчислень завдяки спрощенню арифметичних операцій.

Узагальнені технічні характеристики основних методів оптимізації наведено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1.

Методи оптимізації моделей нейронних мереж для БПЛА

Метод оптимізації	Суть підходу	Технічний ефект
Зменшення обчислювальної складності	Скорочення кількості параметрів; спрощення структури шарів; використання depthwise separable convolutions	Зменшення FLOPs, пришвидшення інференсу, нижче енергоспоживання
Прунинг (скорочення мережі)	Видалення фільтрів, каналів або незначущих ваг; структурований і неструктурований прунинг	Менший розмір моделі, зменшення обчислень, краща продуктивність
Квантування моделі	Перехід з FP32 до FP16/INT8/INT4, PTQ та QAT	Менше використання пам’яті, швидший inference, мінімальна втрата точності
Апаратне прискорення	CUDA, TensorRT, OpenVINO, EdgeTPU, Movidius NCS	Висока пропускна здатність, реальний час роботи
Оптимізація пам’яті	Зменшення розміру тензорів, змішана точність, оптимальний розподіл буферів	Стабільний FPS, нижчі затримки, уникнення Memory Bottleneck
Паралельна обробка	Одночасна робота CPU/GPU/TPU, конвеєризація, мікробатчинг	Підвищення пропускної здатності, менший latency
Використання lightweight-моделей	YOLO-Nano, YOLOv5n, MobileNetV3	Висока швидкість при прийнятній точності, оптимально для БПЛА

Методи квантування після навчання (PTQ) дозволяють перетворювати моделі на моделі з нижчою точністю після навчання, часто з мінімальним впливом на точність, що робить їх дуже практичними для розгортання БПЛА. Наприклад,

квантування INT8 успішно використовується в різних програмах периферійного штучного інтелекту, що дозволяє моделям ефективно працювати на апаратних прискорювачах, таких як модулі ARM NEON або NVIDIA Jetson. Більш складні підходи, такі як навчання з усвідомленням квантування (QAT), включають процес квантування в саму фазу навчання, що дозволяє моделі адаптуватися до нижчої точності та ефективніше зберігати точність. Стратегії квантування з усвідомленням навчання гарантують, що моделі зі зниженою точністю можуть надійно працювати в різних умовах навколишнього середовища, що виникають під час місій БПЛА, що зрештою сприяє високопродуктивному та енергоефективному виведенню на периферії [23].

Вибір периферійних платформ та технологій апаратного прискорення відіграє вирішальну роль в оптимізації роботи моделі на БПЛА. Різні спеціалізовані апаратні рішення розроблені для прискорення виведення ШІ безпосередньо на дроні, тим самим підвищуючи швидкість обробки та енергоефективність. Наприклад, модулі NVIDIA Jetson забезпечують потужне прискорення на основі графічного процесора в поєднанні зі спеціалізованими бібліотеками глибокого навчання, такими як CUDA та TensorRT, які оптимізують виконання нейронних мереж шляхом об'єднання ядер та точного калібрування. Аналогічно, Intel Movidius Neural Compute Stick (NCS) пропонує низькоенергетичні, високопродуктивні можливості логічного висновку, адаптовані для розгортання на периферії, підтримуючи такі фреймворки, як OpenVINO, які сприяють оптимізації та розгортанню моделей на різних апаратних архітектурах. Google Coral Edge TPU – ще одна відома прискорювальна платформа, яка спеціалізується на виконанні квантованих нейронних мереж з надзвичайною енергоефективністю. Крім того, БПЛА часто включають спеціалізовані рішення System-on-Chip (SoC), призначені для ефективної обробки відеопотоків та даних датчиків, інтегруючи кілька процесорних ядер та апаратних прискорювачів для виконання складних завдань, таких як виявлення об'єктів у реальному часі або картографування навколишнього середовища. Оптимізація, специфічна для апаратного забезпечення, включаючи використання CUDA для паралельних обчислень на графічному процесорі,

TensorRT для високошвидкісного логічного висновку та OpenVINO для кросплатформного прискорення, ще більше підвищують продуктивність моделей в середовищі БПЛА з обмеженими ресурсами. Ці технологічні досягнення дозволяють здійснювати енергоефективну обробку даних у режимі реального часу, що є важливим для автономного польоту та критично важливих операцій.

Оптимізація пропускної здатності пам'яті є ще одним важливим аспектом розгортання моделей на БПЛА, оскільки обмежена бортова пам'ять та швидкість передачі даних можуть обмежувати продуктивність. Такі стратегії, як зменшення розміру тензорів та буферів, є критично важливими; цього можна досягти за допомогою скорочення моделі, квантування та ефективного кодування даних, що зменшує обсяг даних, що передаються під час логічного висновку. Використання обчислень зі змішаною точністю, де різні частини моделі використовують різну числову точність, допомагає збалансувати точність та використання ресурсів, дозволяючи операціям з меншою точністю значно зменшити вимоги до пропускної здатності пам'яті без шкоди для загальної продуктивності моделі. Крім того, ефективний розподіл пам'яті між вагами моделі, проміжними тензорами та відеопотоками в реальному часі забезпечує плавніший потік даних та зменшує затримку. Такі методи, як мозаїка пам'яті та спільний доступ до буферів, сприяють ефективній обробці даних, мінімізуючи непотрібне переміщення даних та максимізуючи пропускну здатність. Ці методи оптимізації пам'яті є життєво важливими для підтримки високої частоти кадрів та низької затримки, особливо в сценаріях з обмеженою пропускною здатністю, поширених в операціях БПЛА, тим самим підтримуючи надійне розгортання складних моделей штучного інтелекту в польових умовах. Прискорення виконання моделей у реальному часі має вирішальне значення для застосувань БПЛА, що включають динамічні середовища, де негайне прийняття рішень є надзвичайно важливим. Цього можна досягти за допомогою паралельної обробки на кількох апаратних блоках, таких як центральні процесори, графічні процесори та процесори TPU, що дозволяє одночасну обробку відеопотоків, даних датчиків та завдань логічного висновку. Наприклад, розгортання кількох конвеєрів логічного висновку, які працюють одночасно на

різних ядрах або прискорювачах, дозволяє безперервно обробляти дані без вузьких місць. Методи пакетної та мікропакетної обробки ще більше підвищують пропускну здатність, об'єднуючи кілька кадрів даних в один пакет, максимізуючи використання обладнання та зменшуючи затримку на кадр — підхід, особливо ефективний у завданнях відеоаналітики та виявлення об'єктів. Оптимізація затримки особливо важлива для таких застосувань, як польоти від першої особи (FPV) або системи моніторингу в реальному часі, де навіть мілісекундні затримки можуть вплинути на продуктивність. Такі стратегії, як квантування моделі, оптимізовані конвеєри даних та налаштування, специфічне для апаратного забезпечення, допомагають мінімізувати затримку логічного висновку, забезпечуючи швидкий час відгуку та плавну роботу під час складних маневрів або швидких змін навколишнього середовища. Ці досягнення разом дозволяють БПЛА виконувати високошвидкісну та надійну аналітику в реальному часі, підтримуючи автономне прийняття рішень та успіх місій.

Розгортання моделей машинного навчання на системах БПЛА з обмеженими ресурсами вимагає вибору спеціалізованих, легких архітектур, розроблених для ефективності без суттєвого компромісу в точності. Моделі крихітного класу, такі як YOLO-Nano, YOLOv5n та MobileNetV3, є прикладом цього підходу, пропонуючи значно зменшені розміри моделей та швидший час виведення, адаптований для розгортання на периферії. Ці моделі зазвичай оптимізовані для виконання завдань виявлення та класифікації об'єктів у реальному часі в рамках обмежених обчислювальних та енергетичних бюджетів БПЛА. Вибираючи між ними, розробники повинні ретельно збалансувати компроміс між швидкістю та точністю, враховуючи операційне середовище та вимоги місії. Наприклад, YOLO-Nano та YOLOv5n надають пріоритет швидкому виявленню, що має вирішальне значення для запобігання зіткненням та навігації, тоді як MobileNetV3 пропонує хороший компроміс, підтримуючи розумну точність з мінімальним споживанням ресурсів. Крім того, адаптація цих моделей включає такі методи, як подальше скорочення, квантування та модифікації архітектури для узгодження з енергетичними обмеженнями БПЛА, подовження тривалості польоту та забезпечення стійкої

експлуатаційної здатності. Зрештою, розгортання цих компактних моделей дозволяє БПЛА ефективно виконувати важливі завдання, зберігаючи швидкість реагування та автономність навіть у дуже обмежених апаратних середовищах.

Оптимізація роботи моделей на борту БПЛА за допомогою різних стратегій є життєво важливою для досягнення ефективної роботи в режимі реального часу в рамках обмежень периферійних пристроїв. Такі методи, як зменшення обчислювальної складності шляхом схуднення моделі та спрощення архітектури, дозволяють моделям працювати швидко та з меншим енергоспоживанням. Обрізання та стиснення ще більше оптимізують нейронні мережі, роблячи їх більш придатними для розгортання на борту без значної втрати точності. Методи квантифікації, включаючи обчислення з меншою точністю та навчання з урахуванням квантування, значно зменшують розмір моделі та затримку виводу, дозволяючи моделям ефективно працювати на обмеженому обладнанні. Платформи апаратного прискорення, такі як NVIDIA Jetson, Movidius NCS та EdgeTPU, у поєднанні з оптимізованими програмними бібліотеками, забезпечують необхідне обчислювальне посилення, а оптимізація пропускної здатності пам'яті забезпечує безперебійний потік даних без вузьких місць. Впровадження методів паралельної обробки, пакетної обробки та зменшення затримки ще більше розширює можливості виводу в режимі реального часу, що є вирішальним для автономної роботи БПЛА. Нарешті, розгортання легких спеціалізованих моделей, таких як YOLO-Nano та MobileNetV3, гарантує, що БПЛА можуть ефективно виконувати складні завдання в рамках своїх суворих обмежень ресурсів та енергії. Разом ці методи сприяють розробці інтелектуальних систем БПЛА, здатних надійно та стабільно виконувати складні завдання в різних операційних сценаріях.

2.4. Методи оцінювання точності та ефективності моделей розпізнавання

У швидко розвиваючій галузі комп'ютерного зору моделі розпізнавання слугують життєво важливими інструментами для інтерпретації та розуміння візуальних даних. Оскільки ці моделі стають дедалі складнішими та невід'ємними для таких застосувань, як автономні транспортні засоби, медична візуалізація та системи безпеки, стає важливим ретельно оцінювати їхню точність та ефективність. Оцінка моделей розпізнавання включає комплексний набір показників, адаптованих до різних типів завдань, включаючи класифікацію, виявлення об'єктів та сегментацію зображень. Ці показники не лише дають уявлення про продуктивність моделі, але й спрямовують подальші вдосконалення, гарантуючи, що ці системи відповідають суворим вимогам реальних застосувань. У розділі досліджуються основні методи оцінки точності та ефективності моделей розпізнавання в різних завданнях, підкреслюючи важливість вибору відповідних показників для точного відображення можливостей моделі [24].

Фундаментальна оцінка моделей розпізнавання в задачах класифікації значною мірою спирається на такі базові показники, як точність, прецизійність та повнота. Точність вимірює частку правильно передбачуваних випадків серед усіх прогнозів, слугуючи загальним показником ефективності. Наприклад, у моделі медичної діагностики, яка розрізняє здорових та хворих пацієнтів, висока точність вказує на те, що більшість випадків правильно ідентифіковані. Однак сама по собі точність може бути оманливою, особливо з незбалансованими наборами даних, де домінує один клас; таким чином, такі показники, як точність та повнота, стають вирішальними. Точність кількісно визначає частку істинно позитивних прогнозів серед усіх позитивних прогнозів, відображаючи здатність моделі уникати хибнопозитивних результатів, що життєво важливо в таких застосуваннях, як виявлення спаму або ідентифікація шахрайства. З іншого боку, повнота вимірює частку фактично правильно ідентифікованих позитивних результатів, підкреслюючи чутливість моделі, що є важливим у таких сценаріях, як скринінг захворювань, де пропуск позитивного випадку може мати серйозні наслідки. Щоб

збалансувати ці дві метрики, F1-оцінка обчислює їхнє гармонійне середнє, забезпечуючи єдиний показник, який враховує як хибнопозитивні, так і хибнонегативні результати. Наприклад, у системах розпізнавання облич високий F1-оцінка вказує на хороший баланс між правильною ідентифікацією осіб та уникненням помилкових ідентифікацій. Доповнюючи ці метрики, матриця плутанини пропонує детальний розбивку прогнозів по всіх класах, відображаючи істинно позитивні, хибнопозитивні, істинно негативні та хибно негативні результати, що допомагає діагностувати конкретні слабкі місця в моделі та спрямувати цільові покращення.

Моделі виявлення об'єктів вимагають більш спеціалізованих метрик оцінки, які враховують аспект локалізації їхніх прогнозів. Перетин над об'єднанням (IoU) – це ключова метрика, яка вимірює перекриття між передбачуваними обмежувальними рамками та рамками істинності наземних даних, слугуючи мірою точності локалізації (табл. 2.2). Значення IoU ближче до 1 вказує на високе перекриття та точну локалізацію, що є критично важливим для таких застосувань, як автономне водіння, де точне виявлення пішоходів та перешкод є життєво важливим. Наприклад, якщо модель виявляє пішохода з IoU 0,7, це вказує на хороше перекриття, але IoU 0,3 свідчить про погану локалізацію. Для оцінки загальної продуктивності детекторів об'єктів у наборі даних використовується метрика середньої точності (mAP), яка часто обчислюється при різних порогах IoU, таких як mAP@0,5 та mAP@0,5:0,95. Хоча mAP@0.5 вважає виявлення з IoU вище 0.5 правильними, більш комплексний mAP@0.5:0.95 усереднює продуктивність за кількома порогами IoU, забезпечуючи нюансовану оцінку як якості виявлення, так і локалізації. Крім того, особливу увагу слід приділяти виявленню малих об'єктів, оскільки малі об'єкти створюють унікальні проблеми через обмежений розмір пікселів. Метрики оцінки, адаптовані до малих об'єктів, часто передбачають суворіші пороги IoU або багатомасштабні оцінки, що гарантує стійкість моделей до різних розмірів об'єктів, що особливо актуально в таких завданнях, як аналіз супутникових знімків або медична візуалізація, де малі особливості є критично важливими.

Таблиця 2.2.

Узагальнення методів оцінювання точності та ефективності моделей розпізнавання

Група метрик	Основні показники	Що вимірюють	Де використовуються
Метрики класифікації	Accuracy, Precision, Recall, F1-score, Confusion Matrix	Якість класифікації та співвідношення хибних/правильних рішень	Розпізнавання об’єктів, ідентифікація
Метрики детекції об’єктів	IoU, mAP@0.5, mAP@0.5:0.95	Точність локалізації та якість bounding boxes	Детекція транспорту, пішоходів, малих об’єктів
Метрики сегментації зображень	Dice coefficient, Pixel Accuracy, mIoU	Точність сегментації на рівні пікселів	Медична сегментація, картографія, аналіз сцени
Метрики продуктивності у реальному часі	Latency, FPS, Throughput	Швидкість інференсу й обробки потокового відео	БПЛА, системи моніторингу, автономні системи
Метрики енергоефективності	Споживання енергії, теплове навантаження, автономність	Ефективність використання енергоресурсів	Бортові системи БПЛА, edge-платформи
Метрики робастності	Стійкість до шумів, розмиття, варіацій освітлення	Стійкість моделі до погіршених умов	Польові умови, змінні середовища
Комплексні показники ефективності	«Точність vs швидкість», «Точність vs ресурси»	Компроміс між якістю та продуктивністю	Порівняння моделей Tiny/Small/Base

Моделі сегментації зображень оцінюються за допомогою метрик, які кількісно визначають точність прогнозів на рівні пікселів, відображаючи, наскільки добре модель окреслює межі об'єктів. Коефіцієнт Dice – це широко використовувана метрика, яка вимірює перекриття між передбачуваною маскою

сегментації та істинним значенням, зі значенням від 0 (без перекриття) до 1 (ідеальне перекриття) (рис. 2.5).

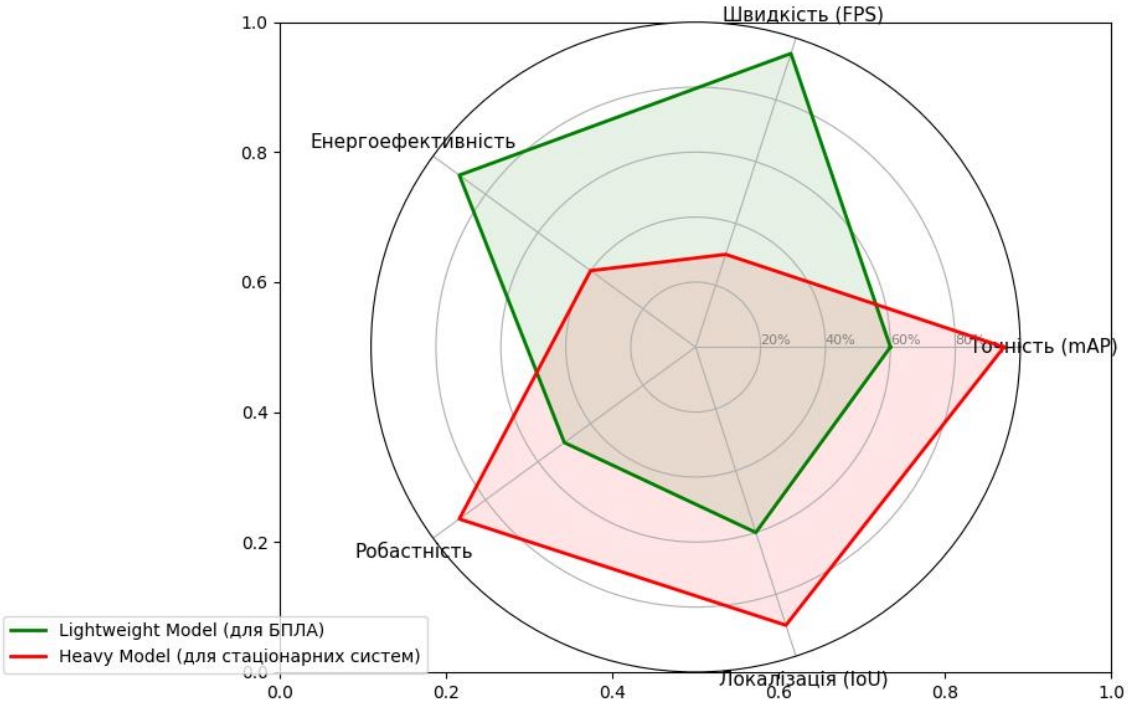


Рис. 2.5. Аналіз компромісу між точністю (mAP) та швидкістю інференсу (FPS) для різних типів моделей розпізнавання

Наприклад, при сегментації пухлини на медичних зображеннях високий бал Dice вказує на точне визначення меж, що є вирішальним для точної діагностики та планування лікування. Точність пікселів, ще одна фундаментальна метрика, обчислює частку правильно класифікованих пікселів від загальної кількості пікселів, забезпечуючи просту оцінку загальної продуктивності сегментації. Однак точність пікселів може бути оманливою в сценаріях з дисбалансом класів, наприклад, коли фон домінує на зображенні. Щоб вирішити цю проблему, середнє значення перетину за об'єднанням (mIoU) розширює метрику IoU на всі класи, усереднюючи бали IoU, щоб отримати повне уявлення про продуктивність моделі в завданнях сегментації з кількома класами. Наприклад, у розумінні міської сцени для автономних транспортних засобів, mIoU пропонує збалансовану оцінку того, наскільки добре модель сегментує різні класи, такі як дороги, пішоходи та

транспортні засоби. У сукупності ці метрики дозволяють дослідникам і практикам систематично оцінювати та порівнювати моделі сегментації, спрямовуючи розробку більш точних та ефективних систем, особливо в складних та відповідальних додатках [25].

Оцінка продуктивності моделей розпізнавання в режимі реального часу є важливою, особливо для додатків, що потребують негайної реакції, таких як автономні транспортні засоби або системи спостереження. Ключові метрики в цій області включають затримку виведення, частоту кадрів (кадри за секунду, FPS), і загальна пропускна здатність системи під час потокового відео. Затримка виведення вимірює час, необхідний моделі для обробки одного вхідного сигналу та створення прогнозу, причому менша затримка вказує на швидші можливості прийняття рішень. Наприклад, у системі спостереження за дронами мінімальна затримка виведення забезпечує швидке виявлення рухомих об'єктів, що сприяє своєчасному реагуванню. Частота кадрів, виражена в FPS, вказує на кількість кадрів, які система може обробити за секунду; вищий FPS має вирішальне значення для підтримки плавного аналізу відео в режимі реального часу. Наприклад, система камер безпеки, що працює зі швидкістю 30 FPS, може ефективно контролювати динамічні сцени без помітної затримки. Пропускна здатність системи розширює цю концепцію, оцінюючи кількість кадрів, оброблених протягом певного періоду під час безперервної потокової передачі, що відображає ефективність моделі в робочих умовах. Ці показники разом допомагають визначити, чи відповідають моделі розпізнавання часовим вимогам реальних застосувань, гарантуючи, що вони можуть надавати своєчасні та надійні результати без шкоди для продуктивності системи чи безпеки користувачів.

Окрім швидкості роботи, енергоефективність моделей, розгорнутих на платформах з живленням від батарей, таких як безпілотні літальні апарати (БПЛА), є критичним фактором, особливо враховуючи обмежені бортові ресурси. Оцінка споживання енергії під час логічного висновку включає вимірювання кількості енергії, що використовується моделлю під час обробки даних, що безпосередньо впливає на експлуатаційну довговічність. Нижче споживання енергії забезпечує

довший час польоту та тривалі місії спостереження або збору даних. Крім того, важливими факторами є стабільність температури та теплове навантаження, оскільки висока теплова вихідна потужність може погіршити продуктивність обладнання або спричинити перегрів, що створює ризик відмови системи. Моніторинг теплової поведінки під час тривалої роботи допомагає забезпечити придатність моделі для автономного розгортання. Ще одним важливим аспектом є час автономної роботи — як довго БПЛА може ефективно функціонувати під навантаженням моделі, перш ніж знадобиться перезарядка або технічне обслуговування. Ефективні моделі, які оптимізують використання енергії, можуть значно подовжити термін служби під час місій, роблячи їх більш практичними та економічно ефективними для реального розгортання. Ці оцінки разом враховують вибір та розробку моделей, які балансують точність з енергоефективністю, дозволяючи автономним системам працювати довше та надійніше в польових умовах.

Стабільність та надійність моделі є фундаментальними атрибутами, що визначають надійність систем розпізнавання в різних та складних умовах. Оцінка чутливості до шуму та розмиття включає перевірку того, наскільки добре модель підтримує продуктивність при погіршенні вхідних даних, наприклад, у умовах низької освітленості або під час розмиття, викликаного рухом. Наприклад, система розпізнавання облич, що використовується в безпеці, повинна працювати точно, незважаючи на погане освітлення або артефакти руху. Стійкість до змін освітлення та перспективи також є критично важливою; моделі повинні послідовно розпізнавати об'єкти незалежно від варіацій освітлення або кутів огляду. Це включає тестування моделі на наборах даних з різними умовами освітлення та різними перспективами для забезпечення стабільної роботи. Крім того, стійкість можна оцінити шляхом тестування на доповнених даних, де вводяться штучний шум, спотворення або вплив навколишнього середовища, а також на реальних складних даних, отриманих з непередбачуваних сценаріїв. Ці оцінки показують здатність моделі узагальнюватися за межами контрольованих навчальних середовищ, забезпечуючи надійну роботу в непередбачуваному реальному світі.

Оцінки стійкості та стабільності є життєво важливими для розгортання моделей розпізнавання в критичних застосуваннях, де збій або невідповідність можуть мати серйозні наслідки.

Комплексне порівняння моделей розпізнавання включає аналіз їхньої точності та швидкості, щоб визначити найбільш підходящий варіант для конкретних застосувань, таких як бортові системи БПЛА (рис. 2.6). Зі зростанням складності моделей — від крихітних або малих архітектур до базових або більших мереж — вони зазвичай досягають вищої точності, але ціною збільшення обчислювальних вимог та збільшення часу виведення.

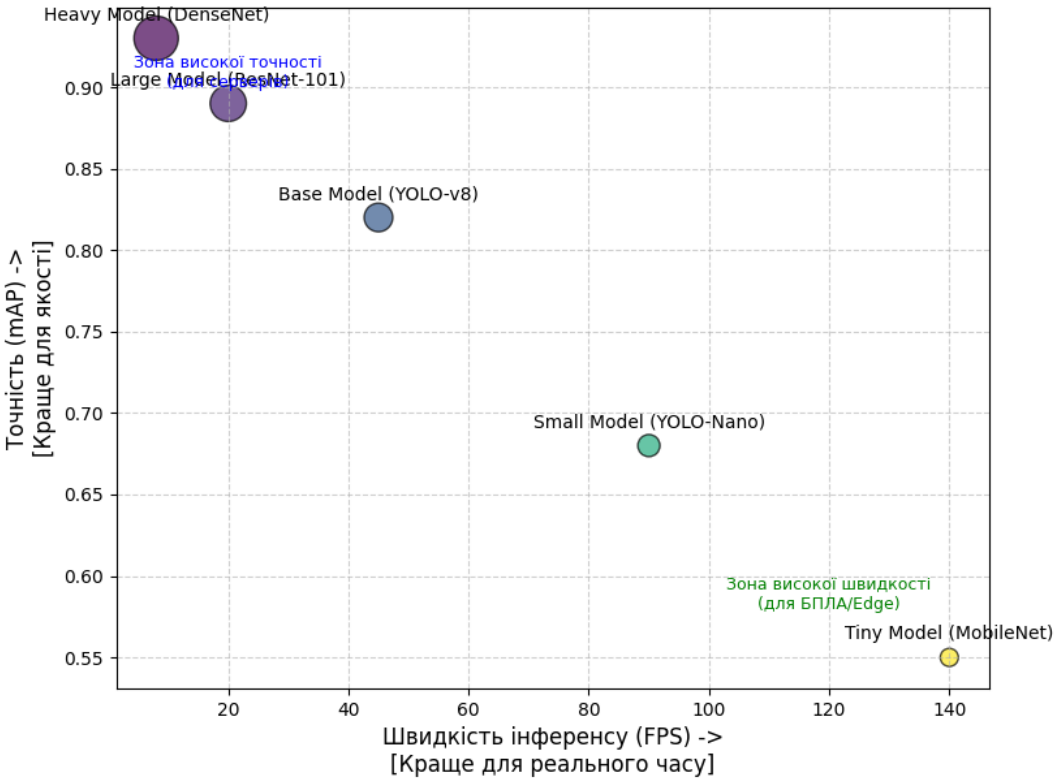


Рис. 2.6. Комплексне порівняння характеристик моделей розпізнавання за ключовими показниками ефективності

Наприклад, моделі Tiny або MobileNet розроблені з урахуванням малої ваги, що робить їх ідеальними для середовищ з обмеженими ресурсами, де швидкість та низьке енергоспоживання є надзвичайно важливими, хоча й з деякими жертвами в точності. І навпаки, більші моделі, такі як ResNet або DenseNet, як правило,

забезпечують вищу точність, але їхня обчислювальна інтенсивність може перешкоджати продуктивності в режимі реального часу на обмеженому обладнанні. У контексті безпілотних літальних апаратів, де прийняття рішень у режимі реального часу, енергоефективність та обмеження обладнання є критично важливими, балансування цих факторів стає важливим. Порівняння моделей за цими вимірами дозволяє розробникам вибрати оптимальну архітектуру, яка пропонує відповідний компроміс між точністю та ефективністю. Наприклад, невеликої моделі може бути достатньо для базового виявлення перешкод, тоді як складніша модель може знадобитися для детального розпізнавання об'єктів. у складних середовищах. Зрештою, вибір правильної моделі передбачає оцінку конкретних експлуатаційних вимог, апаратних обмежень та бажаних рівнів точності для забезпечення оптимальної продуктивності та надійності під час автономних місій БПЛА [26].

Ефективна оцінка моделей розпізнавання вимагає багатогранного підходу, що охоплює різні показники, адаптовані до різних завдань. Базові показники класифікації, такі як точність, прецизійність, повнота та F1-оцінка, надають фундаментальне розуміння здатності моделі правильно класифікувати дані, тоді як матриці плутанини пропонують детальну діагностичну інформацію.

Показники виявлення об'єктів, такі як IoU та mAP, оцінюють як локалізацію, так і ефективність виявлення, з особливими міркуваннями для сценаріїв малих об'єктів. Якість сегментації зображень вимірюється за допомогою таких показників, як коефіцієнт Dice, точність пікселів та середній IoU, які разом вимірюють точність прогнозів на рівні пікселів. Показники продуктивності в реальному часі, включаючи затримку виведення, частоту кадрів та пропускну здатність системи, є важливими для застосувань, що вимагають негайного реагування, таких як автономні транспортні засоби та системи спостереження. Крім того, оцінки енергоефективності, що охоплюють споживання енергії, теплову стабільність та тривалість роботи, є життєво важливими для розгортання моделей на платформах з обмеженим енергоспоживанням, таких як БПЛА, що забезпечує тривалу та надійну автономну роботу.

3. РОЗРОБКА ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ НА БАЗІ БПЛА

3.1. Формування вимог та проєктування програмно-апаратного комплексу

Розробка безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для спостереження вимагає ретельного процесу формулювання вимог та комплексного проектування апаратного та програмного забезпечення. Цей процес гарантує, що система БПЛА може ефективно виконувати свої операційні цілі, дотримуючись технічних обмежень та стандартів продуктивності. Правильне визначення технічних вимог до бортових систем та проектування інтегрованої архітектури є основоположними кроками, які впливають на загальну функціональність, надійність та ефективність БПЛА. Крім того, розробка модуля штучного інтелекту (ШІ), адаптованого до конкретних потреб системи, ще більше розширює такі можливості, як автономне прийняття рішень та обробка даних у режимі реального часу. Досліджуються критичні етапи формулювання вимог та проектування системи, підкреслюючи важливість детального планування та стратегічного прийняття рішень у створенні ефективної платформи спостереження за БПЛА [27].

Початковий крок у проектуванні бортової системи БПЛА включає визначення технічних вимог, що відповідають передбачуваним сценаріям застосування. Наприклад, якщо БПЛА використовується для аерофотозйомки високої роздільної здатності або детального моніторингу навколишнього середовища, специфікації бортової камери повинні підтримувати зображення високої роздільної здатності з достатньою частотою кадрів для точного захоплення динамічних сцен. Датчики, такі як LiDAR або мультиспектральні камери, повинні бути обрані на основі конкретних потреб збору даних, враховуючи такі фактори, як дальність, чутливість та споживання енергії. Встановлення мінімальних параметрів для обчислювальної платформи є не менш важливим, оскільки вона повинна обробляти зображення в режимі реального часу, об'єднувати дані датчиків та виконувати алгоритми

керування без проблем із затримкою. Наприклад, БПЛА, який виконує швидку оцінку стихійних лих, може вимагати бортового процесора з прискоренням GPU, здатного швидко виконувати складні алгоритми розпізнавання зображень. Крім того, пропускна здатність каналу передачі відео повинна бути ретельно визначена, щоб забезпечити високоякісну, безперервну передачу відео на наземні станції, особливо в середовищах з потенційними перешкодами сигналу. Це включає аналіз обсягу даних, методів стиснення та протоколів передачі для підтримки балансу між якістю відео та стабільністю передачі, що є життєво важливим для своєчасного прийняття рішень під час місій спостереження.

Проектування архітектури бортового комплексу відеоспостереження передбачає створення логічної та структурної основи, яка забезпечує безперебійну взаємодію модулів та надійність системи (рис. 3.1). Логічна схема зазвичай ілюструє потік даних від модулів камер через блоки обробки ШІ до передавача, підкреслюючи послідовність та залежності між компонентами. Наприклад, необроблені відеодані, отримані камерами високої роздільної здатності, спочатку обробляються бортовими алгоритмами ШІ для таких завдань, як виявлення об'єктів або аналіз сцени, перед передачею.

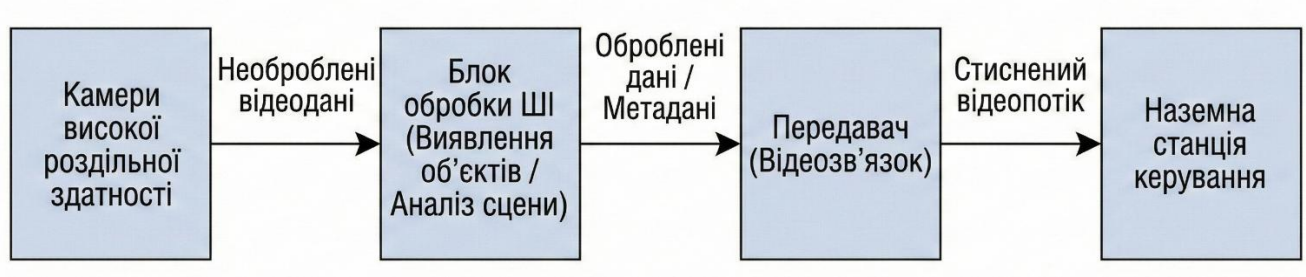


Рис. 3.1. Архітектура потоку даних бортового комплексу

Розробка структурної схеми підсистем живлення та стабілізації є не менш важливою, оскільки вони забезпечують стабільний політ БПЛА та надійну роботу чутливої електроніки. Це включає проектування резервних джерел живлення та механізмів стабілізації для пом'якшення впливу вібрацій, вітру або раптових рухів, які можуть погіршити якість зображення або порушити збір даних. Крім того,

проектування телеметричного каналу та відеозв'язку передбачає врахування затримки та потенційного погіршення сигналу, що особливо важливо для спостереження в режимі реального часу. Впровадження таких методів, як адаптивна потокова передача бітів та корекція помилок, може допомогти підтримувати якість передачі, незважаючи на екологічні проблеми, гарантуючи, що оператори отримують своєчасні та точні дані для ефективної ситуаційної обізнаності. Розробка вимог до модуля штучного інтелекту (ШІ) є ключовим аспектом бортової системи, що безпосередньо впливає на автономність та експлуатаційну ефективність БПЛА. Вибір відповідної архітектури цільової моделі передбачає балансування обчислювальної складності з точністю та швидкістю; наприклад, легкі згорткові нейронні мережі (ЗНМ), такі як MobileNet або EfficientNet, часто є кращими для бортового розгортання через їх знижені вимоги до ресурсів. Ці моделі повинні працювати в межах апаратних обмежень БПЛА, що обмежує глибину та розмір нейронних мереж, які можна використовувати. Крім того, встановлення критеріїв точності моделі та швидкості виведення є важливим для задоволення потреб обробки в реальному часі без шкоди для надійності виявлення. Наприклад, БПЛА, що має завдання уникати об'єктів у реальному часі, повинен досягти високої точності виявлення протягом мілісекунд, щоб запобігти зіткненням. Під час формулювання вимог для підвищення ефективності розглядаються такі сценарії оптимізації, як квантування — зниження точності моделі — та обрізання — видалення надлишкових мережевих з'єднань.

Для обґрунтування вибору конкретної архітектури проведено порівняльний аналіз найбільш поширених легких нейромереж (табл. 3.1).

Як видно з таблиці, архітектури сімейства MobileNet забезпечують високу швидкість, але поступаються в точності. Враховуючи вимоги до системи, як базову модель доцільно розглядати YOLOv8, яка демонструє оптимальний баланс продуктивності (mAP) та швидкодії (FPS) при використанні оптимізатора TensorRT.

Крім того, встановлення критеріїв точності моделі та швидкості виведення є важливим для задоволення потреб обробки в реальному часі.

Таблиця 3.1.

Порівняльна характеристика архітектур нейронних мереж для бортового використання

Назва архітектури	Базова мережа (Backbone)	mAP (COCO)	FPS (Jetson NX/Nano)*	Розмір файлу (MB)	Особливості застосування на БПЛА
SSD MobileNet V3	MobileNet V3-Large	22.0 – 29.3	~60+	< 20	Найкращий вибір для слабких процесорів. Висока швидкість, але низька точність на малих об'єктах.
EfficientDet-D0	EfficientNet-B0	33.8	~30	~25	Гарний баланс, але має складнішу архітектуру, що може збільшувати затримку (latency) при інференсі.
YOLOv8 Nano	CSPDarknet	37.3	~50–60	~6	**Оптимальний вибір.** Найвища точність серед "легких" моделей при високій швидкості.
YOLOv8 Small	CSPDarknet	44.9	~30–40	~22	Рекомендовано для задач, де точність важливіша за граничну швидкість (наприклад, пошук людей з великої висоти).

Ці методи дозволяють розгортати складні моделі ШІ в обмежених апаратних середовищах, зберігаючи при цьому прийнятний рівень продуктивності, що зрештою сприяє автономності БПЛА та успіху місії (рис.). Вибір відповідних апаратних та програмних компонентів для прототипу БПЛА є критичним етапом, який безпосередньо впливає на продуктивність системи, гнучкість та майбутню масштабованість. Під час вибору бортової платформи враховуються обчислювальна потужність, енергоефективність, розмір, вага та сумісність з різними датчиками та модулями штучного інтелекту.

Для забезпечення роботи в реальному часі на обмежених апаратних ресурсах БПЛА застосовується багаторівнева процедура оптимізації нейромережі, структура якої наведена на рис. 3.2. Процес розпочинається з вибору ефективної базової архітектури (легкої ЗНМ) та включає етапи квантування (зниження розрядності ваг) і структурного обрізання (pruning, видалення надлишкових зв’язків). Така обробка дозволяє досягти необхідного балансу між точністю детекції та швидкодією інференсу перед фінальним розгортанням моделі на бортовому обчислювачі.



Рис. 3.2. Процес оптимізації моделі ШІ для бортової платформи

Популярні варіанти, такі як серія NVIDIA Jetson, Raspberry Pi в поєднанні з нейронними процесорами (NPU) або чіпи Movidius Myriad, оцінюються на основі їхніх обчислювальних можливостей та простоти інтеграції. Наприклад, модулі NVIDIA Jetson пропонують надійне прискорення GPU та широку підтримку фреймворків штучного інтелекту, що робить їх придатними для ресурсоємних завдань обробки зображень, тоді як Raspberry Pi з NPU може бути більш економічно ефективним для менш вимогливих операцій. Паралельно, вибір камери передбачає

балансування роздільної здатності та частоти кадрів для задоволення потреб конкретного застосування — камери високої роздільної здатності з високою частотою кадрів є важливими для детального спостереження, але вони також вимагають більшої обчислювальної потужності та пропускної здатності. Програмне середовище повинно підтримувати ефективне розгортання штучного інтелекту та алгоритмів обробки зображень; тому такі фреймворки, як CUDA та TensorRT, використовуються для оптимізованої продуктивності графічного процесора, тоді як операційна система робота (ROS) забезпечує гнучке проміжне програмне забезпечення для керування апаратними інтерфейсами, датчиками та алгоритмами керування. Ці варіанти разом визначають обчислювальну потужність БПЛА, швидкість реагування в режимі реального часу та адаптивність до змінних вимог місії [28].

Проектування каналу передачі даних та наземного сегмента включає вибір відповідних комунікаційних технологій та встановлення стандартів продуктивності для забезпечення надійного обміну даними в режимі реального часу. Вибір технології передачі залежить від параметрів місії, операційного середовища та доступної інфраструктури. Такі варіанти, як Wi-Fi, стільникові мережі (4G/5G) або гібридний підхід, що поєднує кілька каналів, розглядаються для максимізації покриття та стійкості. Наприклад, Wi-Fi може бути достатнім у локалізованих районах, але у віддалених або складних місцевостях мережі 4G або 5G пропонують ширше покриття та вищу пропускну здатність. Критично важливими для операцій спостереження є вимоги до затримки та стабільності відеопотоку; низька затримка життєво важлива для прийняття рішень у режимі реального часу, тоді як стабільність каналу забезпечує стабільний потік даних, незважаючи на перешкоди навколишнього середовища або погіршення сигналу. Впровадження адаптивних протоколів потокової передачі та механізмів виправлення помилок може зменшити ці проблеми. Наземна станція керування (GCS) повинна бути ретельно спроектована для забезпечення безперебійного прийому, обробки даних та взаємодії з оператором. Її структура включає апаратні компоненти, такі як високопродуктивні комп'ютери, системи відображення та комунікаційні

інтерфейси, а також програмні модулі для візуалізації даних, моніторингу системи та видачі команд. Архітектура GCS повинна підтримувати надійне, безпечне та інтуїтивно зрозуміле керування БПЛА, що дозволяє ефективно керувати місією та швидко реагувати на динамічні ситуації.

Забезпечення надійності та стабільності системи є основоположним для успішної роботи БПЛА, особливо під час тривалих місій спостереження. Вимоги до резервування джерел живлення та каналів зв'язку встановлюються для запобігання збоям системи, спричиненим несправностями компонентів або порушеннями навколишнього середовища. Наприклад, подвійні джерела живлення або резервні акумулятори можуть підтримувати безперервну роботу під час перебоїв основного живлення, тоді як резервні канали зв'язку, такі як кілька радіочастот, забезпечують безвідмовні шляхи передачі даних. Критерії безпеки також визначені для врахування сценаріїв, коли якість відео погіршується або канали втрачаються; ці критерії включають автоматичні резервні режими, системи сповіщення та попередньо визначені протоколи для безпечної посадки або паузи місії. Захист даних під час передачі є не менш важливим, що вимагає шифрування та безпечних протоколів зв'язку для запобігання перехопленню або втручанню, особливо в операціях з чутливим спостереженням. Крім того, вимоги до стабільності системи охоплюють механізми терморегуляції, стійкості до вібрації та виявлення несправностей, всі з яких розроблені для підтримки стабільної роботи за різних умов навколишнього середовища. Разом ці заходи допомагають підтримувати цілісність експлуатації, мінімізувати час простою та гарантувати, що БПЛА може надійно виконувати свої цілі спостереження, одночасно захищаючи конфіденційні дані та підтримуючи безпеку місії.

Заключний етап процесу формулювання вимог та проектування системи включає підготовку комплексних технічних специфікацій для реалізації прототипу. Це починається з формалізації всіх раніше визначених вимог у детальний документ з технічним завданням (ТЗ), який служить авторитетним керівництвом для розробки та забезпечує чіткість та консенсус між зацікавленими сторонами. ТЗ охоплює технічні специфікації для апаратних компонентів, таких як датчики,

процесори та модулі зв'язку, а також програмні функції, включаючи алгоритми штучного інтелекту, системи керування та протоколи управління даними. Щоб забезпечити доцільність, архітектура прототипу повинна бути ретельно узгоджена з властивими обмеженнями платформи БПЛА, такими як обмеження ваги, потужності та обчислювальні можливості. Цей крок включає ітеративну перевірку, щоб підтвердити сумісність компонентів та конфігурацій системи з обмеженнями БПЛА, уникаючи проблем надмірного проектування або сумісності. Крім того, формулюється структурований план впровадження як апаратного, так і програмного забезпечення, що окреслює послідовність етапів розробки, процедур тестування, розподілу ресурсів та часових рамок. Цей план надає чітку дорожню карту для втілення концепцій дизайну в функціонуючий прототип, сприяння ефективному управлінню проектами, зниженню ризиків та їх остаточному розгортанню. Завдяки ретельній формалізації та стратегічному плануванню цей етап гарантує, що система БПЛА є як технічно обґрунтованою, так і практично реалізованою, закладаючи основу для успішних польових випробувань та оперативного розгортання [29].

Для подальшої розробки програмно-апаратного комплексу сформовано перелік технічних вимог, що охоплюють характеристики камер і сенсорів, обчислювальної платформи, каналу передавання даних, модуля штучного інтелекту, систем живлення, інтеграції з наземною станцією та засобів кіберзахисту. Зазначені вимоги визначають параметри, необхідні для забезпечення стабільної роботи системи відеоспостереження на борту БПЛА та виконання алгоритмів обробки відео в реальному часі. Узагальнена структуризація цих вимог наведена у таблиці 3.2.

Розробка БПЛА для спостереження – це складний, багатогранний процес, який починається з ретельного формулювання вимог і продовжується детальним проектуванням апаратного та програмного забезпечення. Спочатку визначення точних технічних вимог до бортових датчиків, платформ обробки та каналів зв'язку гарантує, що БПЛА може ефективно працювати в рамках своїх цільових сценаріїв застосування. Подальше проектування архітектури системи, що охоплює потік

даних, управління живленням та протоколи передачі, закладає основу для надійної та ефективної роботи.

Таблиця 3.2.

Технічні вимоги до програмно-апаратного комплексу системи відеоспостереження БПЛА

Параметр	Характеристика	Технічні вимоги
Камера та сенсори	Основні параметри відеозахоплення	Роздільність ≥ 1080p (оптимально 4K), FPS ≥ 30–60, кут огляду ≥ 90°, стабілізація (EIS/3-axis), IR ≥ 640×512
Обчислювальна платформа	Потужність для роботи AI-моделей	GPU/NPU ≥ 5–15 TOPS, RAM ≥ 4–8 GB, підтримка TensorRT/OpenVINO/CUDA, енергоспоживання ≤ 10–30 W
Канал передавання даних	Відеопотік і телеметрія	Пропускна здатність ≥ 10–20 Мбіт/с (Full HD), ≥ 50 Мбіт/с (4K), затримка < 150 мс / < 50 мс, резервний канал
Модуль штучного інтелекту	Точність та швидкодія моделей	mAP ≥ 0.65/0.75, inference ≥ 20 FPS, latency < 40 мс, модель < 150 МБ, підтримка INT8
Живлення та надійність	Енергостабільність і безперервність	Резерв ≥ 15%, стійкість до перегріву, ≥ 30 хв роботи, аварійний режим при втраті зв’язку
Інтеграція з GCS	Сумісність і функціональність	Підтримка RTSP/WebRTC/MAVLink, передавання bbox, запис відео, логування GPS/час/класи
Кібербезпека	Захист даних	AES-256/TLS 1.3, MAVLink signing, аутентифікація доступу, резервування критичних кадрів

Розробка спеціалізованих модулів штучного інтелекту з оптимізованими моделями підвищує автономні можливості БПЛА, а ретельний вибір апаратних та програмних компонентів гарантує продуктивність та гнучкість. Проектування

наземної системи керування та каналів передачі додатково забезпечує безперебійний обмін даними та оперативний контроль. Нарешті, встановлення суворих вимог до надійності та безпеки гарантує успіх місії та цілісність даних. Кульмінацією цих зусиль є підготовка детальних технічних специфікацій та планів впровадження, що забезпечує перехід від концептуального проектування до функціонального прототипу. Загалом, кожен етап підкреслює важливість стратегічного планування, технічної точності та системної інтеграції, які разом сприяють створенню надійних, ефективних та надійних систем спостереження за БПЛА, здатних задовольнити різноманітні операційні вимоги.

3.2. Реалізація алгоритмів обробки відеоданих і розпізнавання об’єктів

Швидкий розвиток безпілотних літальних апаратів (БПЛА) відкрив нові горизонти в спостереженні, пошуку та порятунку, а також моніторингу навколишнього середовища. Центральним елементом цих застосувань є ефективна обробка відеоданих та точне розпізнавання об'єктів у динамічних середовищах. Впровадження надійних алгоритмів виявлення та сегментації об'єктів на БПЛА створює унікальні проблеми через апаратні обмеження, обмеження потужності та необхідність роботи в режимі реального часу. Досліджується комплексний процес розгортання алгоритмів обробки відеоданих та розпізнавання об'єктів на платформах БПЛА, зосереджуючись на підготовці середовища, розгортанні моделі та оптимізації з урахуванням апаратних обмежень [30].

Реалізація програмної частини бортового модуля базується на конвеєрній архітектурі обробки відеопотоку, що дозволяє мінімізувати затримки в режимі реального часу. Процес виявлення об'єктів розділено на послідовні етапи: попередня підготовка вхідних кадрів (зміна розміру, нормалізація), інференс нейронної мережі та фінальна фільтрація отриманих результатів. Загальна блок-схема розробленого алгоритму наведена на рис. 3.3.

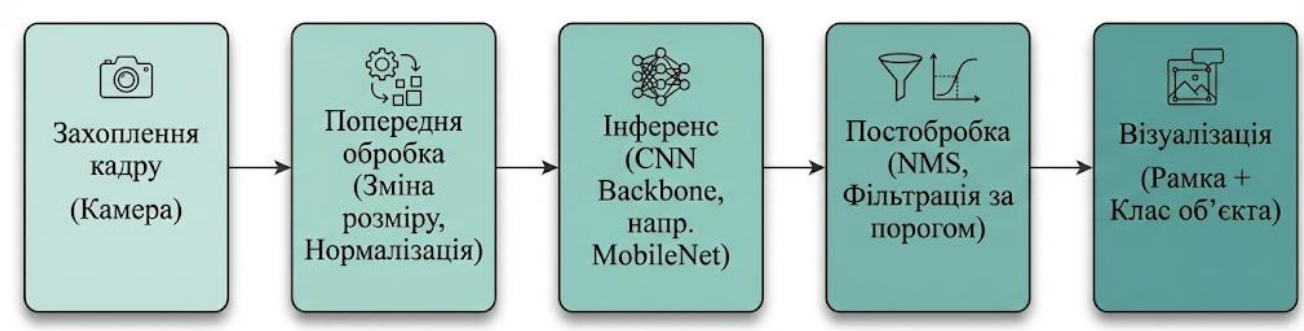


Рис. 3.3. Блок-схема алгоритму розпізнавання об’єктів

Початковий етап впровадження розпізнавання об'єктів на БПЛА включає ретельну підготовку обчислювального середовища для забезпечення безперебійної роботи передових моделей. Базовим кроком є налаштування необхідних бібліотек, що сприяють високопродуктивним обчисленням.

Такі бібліотеки, як CUDA та cuDNN, є важливими для використання можливостей паралельної обробки графічних процесорів NVIDIA, значно пришвидшуючи навчання та логічний висновок нейронних мереж. TensorRT ще більше покращує це, оптимізуючи моделі для розгортання з низькою затримкою, роблячи логічний висновок можливим на периферійних пристроях. OpenVINO, розроблений Intel, пропонує аналогічні переваги прискорення, адаптовані до апаратного забезпечення Intel, розширюючи можливості сумісності. Інтеграція драйверів камер та датчиків безпосередньо в операційну систему БПЛА є не менш важливою, оскільки гарантує надійний збір даних з різних датчиків, таких як RGB-камери, інфрачервоні датчики або LiDAR. Ці драйвери повинні бути сумісними з базовою ОС, незалежно від того, чи це вбудований Linux, чи спеціальна RTOS, щоб забезпечити синхронізований потік даних. Крім того, налаштування середовища операційної системи робота (ROS) або ROS2 є життєво важливим для полегшення зв'язку між різними модулями, такими як отримання зображень, попередня обробка, логічний висновок та активація. Це проміжне програмне забезпечення забезпечує передачу повідомлень, синхронізацію та модульну конструкцію, що спрощує усунення несправностей та майбутні оновлення. Наприклад, налаштування вузлів ROS для обробки потоків даних датчиків та публікації

результатів виявлення дозволяє масштабовану та гнучку системну інтеграцію, що є важливим для складних застосувань БПЛА.

Після належного налаштування середовища наступним кроком є розгортання навчених моделей виявлення або сегментації об'єктів на вбудованих обчислювальних модулях БПЛА. Як правило, моделі, навчені на високопродуктивних серверах, конвертуються у формати, оптимізовані для розгортання на периферії, такі як файли движка ONNX або TensorRT. ONNX служить сумісним форматом, що дозволяє експортувати та конвертувати моделі, навчені в таких фреймворках, як PyTorch або TensorFlow, для розгортання. Конвертування у файли движка TensorRT додатково уточнює модель, застосовуючи оптимізації, специфічні для платформи, включаючи об'єднання шарів та автоматичне налаштування ядра, що зменшує затримку виведення. Цей процес доповнюється методами оптимізації графів, які оптимізують структуру моделі, усуваючи надмірності та підвищуючи ефективність виконання. Наприклад, використання інструментів оптимізації TensorRT часто може досягти прискорення в 2-4 рази порівняно з вихідною моделлю без шкоди для точності. Останній крок включає інтеграцію оптимізованої моделі з потоком відео в реальному часі, що вимагає створення надійного конвеєра даних. Це включає захоплення відео з бортової камери БПЛА, його декодування та передачу безпосередньо в модель у режимі реального часу. Забезпечення мінімальної затримки в цьому конвеєрі є критично важливим для таких застосувань, як уникнення перешкод або відстеження цілей, де затримки можуть поставити під загрозу успіх місії.

Враховуючи обмежені обчислювальні ресурси та обмеження потужності, властиві платформам БПЛА, необхідна подальша оптимізація алгоритмів для підтримки продуктивності в реальному часі без перевантаження апаратного забезпечення. Методи квантування, такі як FP16 або INT8, знижують числову точність ваг та активацій моделі, що призводить до менших розмірів моделі та швидшого часу виведення. Багато механізмів виведення підтримують таке квантування, що часто призводить до 2-3-кратного прискорення, зберігаючи при цьому прийнятний рівень точності. Структурне обрізання, яке включає видалення

надлишкових або менш значущих мережевих з'єднань, є ще однією ефективною стратегією оптимізації моделей, зменшення обчислювального навантаження та вимог до пам'яті. Ці модифікації повинні супроводжуватися ретельним тестуванням стабільності, щоб переконатися, що обрізання не впливає негативно на стійкість моделі або точність виявлення. Окрім алгоритмічних налаштувань, зменшення розмірів буферів та оптимізація управління пам'яттю мають вирішальне значення для запобігання вузьким місцям. Наприклад, ретельне налаштування розподілу буферів може запобігти переповненню пам'яті під час високопродуктивної обробки відео, тоді як методи спільного використання пам'яті можуть мінімізувати загальний обсяг пам'яті. Разом ці стратегії оптимізації гарантують, що система розпізнавання об'єктів залишається чутливою та надійною, навіть за апаратних обмежень, типових для систем БПЛА, тим самим забезпечуючи безперервну роботу в складних умовах.

Важливим компонентом ефективної системи розпізнавання об'єктів на БПЛА є реалізація надійного модуля попередньої обробки відео. Цей модуль гарантує, що потоки необробленого відео належним чином обробляються перед подачею в алгоритми розпізнавання. Розробка алгоритмів стабілізації та фільтрації відеопотоку є ключовою частиною цього процесу, особливо тому, що БПЛА часто піддаються вібраціям, різким рухам та порушенням навколишнього середовища. Алгоритми стабілізації використовують дані гіроскопа та акселерометра, а також візуальні підказки, для компенсації тремтіння камери. що призводить до стабільнішого вхідного сигналу для моделей виявлення. Методи фільтрації, такі як зменшення шуму, покращення контрастності та згладжування руху, ще більше покращують якість відеопотоку, що безпосередньо впливає на точність та надійність результатів розпізнавання. Крім того, механізми нормалізації — масштабування інтенсивності пікселів до стандартного діапазону — та методи зміни розміру є критично важливими для забезпечення узгоджених розмірів та розподілів вхідних даних, особливо коли моделі навчаються на фіксованих розмірах вхідних даних. Зміна розміру повинна виконуватися ретельно, щоб зберегти важливі характеристики, мінімізуючи спотворення. Щоб мінімізувати затримки,

спричинені декодуванням, життєво важливо оптимізувати процеси декодування відео; це включає вибір ефективних кодеків, використання апаратно-прискорених декодерів та оптимізацію конвеєрів даних. Наприклад, використання апаратно-прискорених кодеків, таких як NVDEC або V4L2, може значно зменшити затримку, забезпечуючи обробку відео майже в реальному часі. У сукупності ці кроки попередньої обробки створюють стабільний, високоякісний вхідний потік, який покращує загальну продуктивність системи розпізнавання об'єктів, забезпечуючи ефективну роботу БПЛА в динамічних та непередбачуваних середовищах.

Як показано на рисунку 3.4, архітектура програмного модуля реалізована у вигляді послідовного конвеєра (pipeline), який забезпечує перетворення «сирого» відеопотоку на структуровані навігаційні дані. Як базову архітектуру для детекції об'єктів було обрано модель серії YOLO (You Only Look Once), оптимізовану за допомогою TensorRT.

Процес обробки поділяється на три логічні етапи:

1. Етап попередньої обробки (Pre-processing)

Вхідною точкою системи є оптичний сенсор (камера), підключений через драйвер CSI/USB. Отримання кадрів відбувається в окремому потоці для мінімізації затримок (блокування).

- Стабілізація та буферизація: Для компенсації вібрацій корпусу БПЛА застосовується програмна стабілізація. Використання кільцевого буфера дозволяє нівелювати нерівномірність надходження кадрів.
- Підготовка тензора: Зображення масштабується (resize) до вхідної роздільної здатності нейромережі (наприклад, 640×640) та нормалізується. Дані перетворюються у формат NCHW (Batch, Channel, Height, Width) для завантаження у пам’ять GPU.

2. Етап інференсу (Inference Engine)

Центральним обчислювальним вузлом є модуль виконання нейромережі.

- Для забезпечення роботи в реальному часі (Real-time) використано бібліотеку TensorRT, яка виконує оптимізацію графу моделі (fusion шарів) та використовує ядра CUDA.

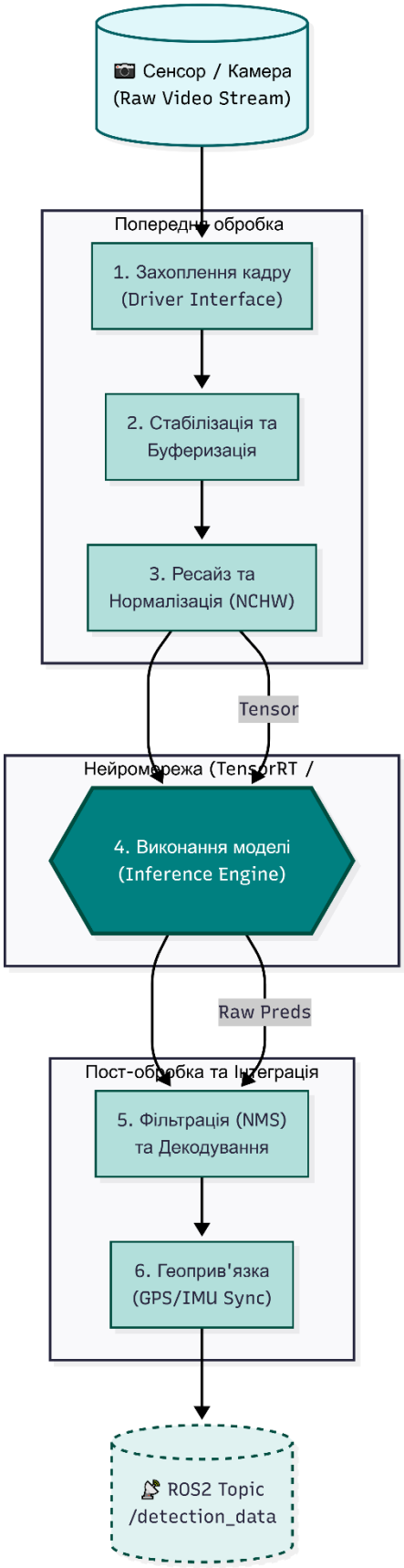


Рис. 3.4. Структурна схема конвеєра обробки відеоданих та детекції об’єктів у середовищі ROS

– Застосовано квантування ваг моделі до формату FP16 або INT8, що дозволяє суттєво зменшити навантаження на шину пам’яті без критичної втрати точності детекції.

3. Етап пост-обробки та інтеграції (Post-processing & Integration)

Вихідні дані нейромережі (raw predictions) проходять фінальну обробку CPU:

– Фільтрація (NMS): Застосування алгоритму Non-Maximum Suppression для видалення дубльованих рамок довкола одного об’єкта.

– Геоприв’язка: Координати виявлених об’єктів у пікселях кадру синхронізуються з даними телеметрії (IMU, GPS) для розрахунку глобальних географічних координат цілі.

– Публікація в ROS: Фінальний результат формується у повідомлення стандарту ROS2 та публікується у топік /detection_data, стаючи доступним для підсистем навігації та прийняття рішень.

Така архітектура дозволяє розпаралелити обчислення між центральним (CPU) та графічним (GPU) процесорами, забезпечуючи високу частоту кадрів (FPS) та низьку латентність системи.

Інтеграція алгоритмів розпізнавання об'єктів із системою керування та телеметричною інфраструктурою БПЛА є основоположною для автономної роботи та успіху місії. Ця інтеграція включає налаштування безпечної та надійної передачі результатів виявлення від бортових модулів до наземних станцій керування (GCS) або інших операційних компонентів. Протоколи передачі даних, такі як MAVLink або спеціальні рішення TCP/IP, зазвичай використовуються для полегшення обміну даними в режимі реального часу, що дозволяє операторам або автоматизованим системам оперативно реагувати на виявлені об'єкти. Синхронізація результатів розпізнавання з допоміжними датчиками, такими як GPS та IMU (інерціальні вимірювальні одиниці), є не менш важливою; вона дозволяє системі співвідносити виявлені об'єкти з точними даними про місцезнаходження та положення, забезпечуючи контекстно-залежну аналітику. Наприклад, поєднання координат об'єкта з даними GPS може забезпечити точне картографування або цілеспрямоване втручання. Крім того, впровадження адаптивних коригувань параметрів моделі під

час польоту підвищує стійкість системи; це може включати динамічне встановлення порогів для врахування змін умов освітлення або факторів навколишнього середовища. Адаптивні алгоритми можуть змінювати показники достовірності моделі або чутливість виявлення на основі зворотного зв'язку в режимі реального часу, забезпечуючи стабільну продуктивність, незважаючи на зовнішні перешкоди. Ця безшовна інтеграція дозволяє БПЛА приймати обґрунтовані рішення, динамічно коригувати свою поведінку та підтримувати операційну цілісність протягом складних місій.

Тестування розгорнутих алгоритмів у реальному часі є критичним кроком до перевірки продуктивності та стійкості системи. Цей процес включає проведення масштабних польових випробувань у різних операційних сценаріях, таких як різна частота кадрів та роздільна здатність відео. Регулювання частоти кадрів допомагає визначити оптимальний баланс між навантаженням на обчислення та точністю виявлення, оскільки вища частота кадрів може покращити швидкість реагування, але збільшити обчислювальні вимоги. Вимірювання кількості кадрів за секунду (FPS), затримки та стабільності системи під час тривалої роботи забезпечує кількісні контрольні показники, що показують, наскільки добре система підтримує продуктивність з часом. Тривале тестування є життєво важливим для виявлення потенційних проблем, таких як витоки пам'яті, перегрів або збої програмного забезпечення, які можуть поставити під загрозу цілі місії. Крім того, оцінка поведінки системи розпізнавання у складних умовах, таких як сильний вітер, низька освітленість або несприятлива погода, є важливою для оцінки стійкості. Ці випробування імітують реальні експлуатаційні навантаження, дозволяючи інженерам спостерігати, як фактори навколишнього середовища впливають на точність виявлення та стабільність системи. На основі цих даних можна вносити ітеративні корективи до алгоритмів та апаратних конфігурацій, гарантуючи, що можливості БПЛА щодо розпізнавання об'єктів є надійними, послідовними та ефективними в різноманітних та вимогливих сценаріях.

Після комплексного тестування та оцінки в реальних умовах наступним важливим кроком є підготовка оновленої версії алгоритмів розпізнавання об'єктів

для усунення будь-яких виявлених недоліків та підвищення загальної продуктивності системи. Цей ітеративний процес починається з виправлення вузьких місць у продуктивності та проблем зі стабільністю, виявлених під час польових випробувань, наприклад, вирішення піків затримки або збоїв, спричинених витоками пам'яті або конфліктами програмного забезпечення. Потім інженери точно налаштовують параметри моделі, такі як пороги виявлення, рівні достовірності або налаштування чутливості, на основі емпіричних даних, зібраних під час тестування. Цей адаптивний підхід гарантує, що алгоритми залишаються стійкими та точними в різних умовах навколишнього середовища. Крім того, вносяться корективи до етапів попередньої обробки, такі як фільтри стабілізації або процедури нормалізації, для кращого вирішення конкретних проблем, що виникають в операційній діяльності. сценарії. Після завершення цих удосконалень команда розробників об'єднує всі компоненти — оптимізовані моделі, модулі попередньої обробки та процедури інтеграції — в єдиний програмний пакет. Ця остаточна збірка проходить ретельну перевірку сумісності, стабільності та продуктивності, перш ніж її інтегрують у прототип системи БПЛА. Така ретельна підготовка гарантує, що алгоритми є надійними, стійкими та готовими до розгортання в критично важливих програмах, що зрештою сприяє успіху автономних операцій БПЛА.

Впровадження алгоритмів обробки відеоданих та розпізнавання об'єктів на БПЛА передбачає багатогранний підхід, який починається з ретельного налаштування середовища. Налаштування високопродуктивних обчислювальних бібліотек, інтеграція драйверів датчиків та створення комунікаційних фреймворків, таких як ROS, створюють міцну основу для розгортання. Перехід навчених моделей в оптимізовані формати, такі як ONNX та TensorRT, у поєднанні з апаратно-специфічними оптимізаціями, такими як квантування та обрізання, забезпечує виведення в режимі реального часу в рамках апаратних обмежень. Подальші вдосконалення за допомогою попередньої обробки відео — стабілізація, нормалізація та ефективне декодування — покращують якість даних, а безшовна інтеграція із системами керування та телеметрією забезпечує швидке, автономне

прийняття рішень. Ретельне тестування в різних умовах забезпечує необхідні оновлення, що призводить до вдосконалених алгоритмів, які є стійкими та ефективними. Загалом, цей комплексний процес підкреслює важливість ітеративної розробки, оптимізації та валідації при розгортанні надійних систем зору для БПЛА. Такі досягнення не тільки покращують експлуатаційні можливості, але й прокладають шлях для все більш автономних та інтелектуальних повітряних систем, що мають широкі наслідки в різних сферах, від спостереження до реагування на стихійні лиха.

3.3. Тестування системи та комплексна оцінка її ефективності

Тестування системи є критично важливим етапом розробки та впровадження систем відеоспостереження, особливо тих, що інтегровані в автономні або дистанційно керовані повітряні платформи. Метою комплексної оцінки є забезпечення надійної, точної та ефективної роботи цих систем у різних реальних умовах. Ефективне планування та проведення системних тестів не лише перевіряє технічну продуктивність, але й виявляє потенційні експлуатаційні недоліки, тим самим підвищуючи загальну ефективність та безпеку операцій спостереження. Досліджується систематичний підхід до тестування, включаючи розробку методологій тестування, налаштування інфраструктури та проведення польових випробувань, ілюструючи, як кожен компонент сприяє ретельному процесу оцінювання.

Основа ефективного тестування системи починається з ретельного планування методології експериментального тестування. Це включає визначення конкретних сценаріїв польоту, що імітують операційні середовища, в яких буде розгорнута система спостереження. Наприклад, тестові сценарії можуть включати міську розвідку, моніторинг сільської місцевості або спостереження за узбережжям, кожен з яких представляє унікальні проблеми, такі як різна складність фону та моделі руху. Для досягнення комплексної оцінки важливо встановити набір об'єктів контролю, таких як рухомі цілі або статичні орієнтири, та стандартизовані умови

стрільби, включаючи швидкість вітру, погоду та освітлення. Ці елементи контролю допомагають ізолювати змінні, що дозволяє точно порівнювати різні тести. Крім того, життєво важливо розробити чіткі критерії прийнятності; ці критерії можуть охоплювати такі параметри, як роздільна здатність зображення, стабільність відео та чуйність системи. Наприклад, може бути встановлено поріг, за яким принаймні 90% відеокадрів повинні бути без розмиття руху за певних умов. Таке детальне планування гарантує, що результати тестування є значущими, відтворюваними та відповідають операційним вимогам, тим самим забезпечуючи міцну основу для наступних етапів оцінювання.

Підготовка тестової інфраструктури однаково важлива для достовірності та безпеки процесу оцінювання. Добре обладнана наземна станція слугує нервовим центром для прийому, запису та аналізу потоків відео в реальному часі, що передаються з повітряної платформи. Ця станція повинна бути оснащена високошвидкісними каналами зв'язку, можливостями обробки даних у режимі реального часу та безпечними системами зберігання для обробки великих обсягів відеоданих. Крім того, вибір відповідного випробувального майданчика або контрольованої зони польоту, наприклад, аеродрому з визначеними протоколами безпеки, мінімізує ризики та змінні навколишнього середовища, які можуть поставити під загрозу результати випробувань. Перед польотами бортові камери та датчики повинні бути ретельно відкалібровані для забезпечення точного збору даних; це включає налаштування систем фокусування, експозиції та стабілізації для оптимізації якості зображення. Калібрування часто включає тестові шаблони, опорні маркери та коригування навколишнього середовища з урахуванням таких факторів, як температура та вібрація. Правильне налаштування інфраструктури не тільки гарантує цілісність даних, але й імітує умови експлуатації, дозволяючи реалістично оцінити продуктивність системи в контрольованому середовищі.

Кульмінацією процесу тестування є проведення серії польових випробувань, призначених для оцінки стійкості системи в різних умовах. Польоти систематично проводяться за різних сценаріїв освітлення, таких як світанок, полудень та сутінки, щоб оцінити адаптивність камери до різних рівнів освітлення.

Таблиця 3.3.

Матриця експериментальних сценаріїв польотів

ID Сценарію	Умови освітлення	Висота польоту (м)	Швидкість дрона (м/с)	Тип фону (Місцевість)	Кількість об'єктів у кадрі
Scen-01	Яскраве сонце	30	5	Міська забудова	1–3
Scen-02	Хмарно	50	10	Лісосмуга	5–10
Scen-03	Сутінки	30	5	Відкрите поле	1–3
Scen-04	Штучне освітлення	15	2	Ангар / Полігон	>10

Також вводяться зміни висоти для аналізу роботи системи на різних висотах, від спостереження на низьких рівнях до розвідки на великих висотах, імітуючи реальні профілі місій. Під час цих польотів ретельно реєструються ключові технічні параметри. Наприклад, кількість кадрів за секунду (FPS) вказує на плавність відео, затримка вимірює затримку між захопленням зображення та його передачею, а споживання енергії відображає операційну ефективність та довговічність. Збір відеоданих у режимі реального часу дозволяє операторам та інженерам аналізувати чіткість зображення, стабільність та точність передачі. Крім того, спостереження за тим, як система справляється з такими факторами навколишнього середовища, як вітер, дощ або умови низької освітленості, дає уявлення про її надійність та експлуатаційні обмеження. Цей комплексний збір даних дозволяє проводити детальну оцінку, сприяючи ітеративним удосконаленням та перевіряючи, чи відповідає система заздалегідь визначеним критеріям прийнятності перед розгортанням.

Важливим аспектом тестування системи є оцінка точності та ефективності алгоритмів розпізнавання, вбудованих у платформу спостереження (табл. 3.4). Ця оцінка в першу чергу спирається на кількісні показники, такі як точність, повнота, F1-оцінка та середня точність (mAP), які разом надають повне уявлення про можливості системи щодо виявлення та класифікації об'єктів. Точність вимірює частку правильно ідентифікованих об'єктів серед усіх об'єктів, виявлених

алгоритмом, тим самим показуючи точність системи в уникненні хибнопозитивних результатів. Відновлюваність оцінює здатність системи виявляти всі відповідні об'єкти в сцені, відображаючи її повноту. Показник F1, як гармонійне середнє значення точності та відновлюваності, пропонує збалансований показник, який враховує як хибнопозитивні, так і хибнонегативні результати, що сприяє загальній оцінці продуктивності.

Таблиця 3.4.

Зведена оцінка точності детекції об'єктів за метриками якості

Клас об'єктів / Сценарій	Precision	Recall	F1-score	mAP@0.5	Середній IoU
Люди (Scen-01)	0.92	0.88	0.90	0.91	0.78
Транспорт (Scen-01)	0.95	0.91	0.93	0.94	0.82
Люди (Scen-03)	0.85	0.79	0.82	0.83	0.71
Середнє значення	0.91	0.86	0.88	0.89	0.77

Тим часом, mAP підсумовує компроміс між точністю та відновлюваністю для кількох класів об'єктів, слугуючи стандартним орієнтиром у завданнях виявлення об'єктів. Крім того, правильність локалізації об'єктів ретельно перевіряється за допомогою метрик перетину над об'єднанням (IoU) та помилок обмежувального прямокутника (bbox). IoU кількісно визначає перекриття між прогнозованими та наземними обмежувальними рамками, причому вищі значення вказують на точнішу локалізацію. Помилки в обмежувальних рамках, такі як розбіжності в розмірах або невідповідність, виявляють області, де можна покращити просторову точність алгоритму. Порівняння цих показників у різних сценаріях – міських, сільських або морських – за різних умов зйомки, таких як туман, відблиски або слабке освітлення, – надає цінну інформацію про надійність та адаптивність алгоритмів розпізнавання. Така комплексна оцінка гарантує, що алгоритми надійно працюють в робочих умовах, що зрештою підвищує ефективність системи спостереження.

Окрім точності виявлення, аналіз загальної продуктивності системи та затримки є життєво важливим для забезпечення операційної ефективності під час місій спостереження в режимі реального часу. Це включає вимірювання середньої та пікової кількості кадрів на секунду (FPS), досягнутих моделлю обробки системи під час польоту, що відображає її здатність обробляти потоки даних великого обсягу без затримки або втрати кадрів (табл. 3.5). Стабільний та високий FPS вказує на плавну обробку відео та швидкість реагування в режимі реального часу, що є важливим для своєчасного прийняття рішень.

Таблиця 3.5.

Загальної продуктивності системи та затримки

Режим роботи	FPS (мін/сер/макс)	Загальна затримка (Latency), мс	Температура SoC (°C)	Споживання енергії (Вт)	Автономність (хв)
Idle (без обробки)	N/A	45 (відео)	42	5.2	25
Тільки детекція	28 / 30 / 32	120	58	8.4	18
Детекція + Трекінг	22 / 24 / 26	145	65	10.1	15
Макс. навантаження	18 / 20 / 22	180	72	11.5	12

Паралельно, оцінка затримки передачі відео, що включає затримку від захоплення зображення до відображення, дає уявлення про потенційні вузькі місця в каналі зв'язку. Надмірні затримки можуть перешкоджати здатності системи забезпечувати ситуаційну обізнаність у режимі реального часу, особливо в умовах швидкої зміни середовища. Крім того, час виведення алгоритмів розпізнавання, який включає час, необхідний для обробки кожного кадру та генерації результатів виявлення, необхідно оцінити, щоб виявити будь-які обчислювальні вузькі місця. Ці затримки часто виникають через обмеження обладнання, неефективні канали передачі даних або перевантаження мережі. Виявлення та усунення цих вузьких місць, таких як оптимізація потоку даних, оновлення апаратного забезпечення для

обробки або вдосконалення мережевої інфраструктури, має вирішальне значення для підтримки високого рівня продуктивності. Ретельний аналіз цих параметрів не тільки гарантує швидкість реагування системи, але й дає інформацію для необхідних коригувань для задоволення експлуатаційних потреб у реальних сценаріях.

Додатковим критичним фактором оцінки готовності системи до оперативного розгортання є оцінка її енергоефективності та експлуатаційної стабільності в різних режимах. Моніторинг споживання енергії на різних фазах, таких як простой, активне спостереження або високоінтенсивна обробка, дає уявлення про управління живленням системи та потенціал для тривалої автономної роботи. Ці дані допомагають оптимізувати термін служби батареї або використання палива, що особливо важливо для повітряних платформ з обмеженими запасами енергії. Одночасно контролюється теплове навантаження та температурна стабільність системи на кристалі (SoC), щоб запобігти перегріву, який може погіршити продуктивність або спричинити збої обладнання. Підтримка теплового балансу забезпечує стабільну роботу, особливо під час тривалих місій. Крім того, оцінка тривалості автономної роботи за типових умов модельного навантаження дозволяє інженерам прогнозувати витривалість місії та відповідно планувати стратегії управління живленням. Ця комплексна оцінка енергетичних та теплових параметрів є життєво важливою для забезпечення надійної роботи системи спостереження протягом тривалого часу без перерв через перегрів або виснаження потужності. Такі оцінки є важливими кроками до розробки стійких, енергоефективних систем, здатних підтримувати завдання тривалого спостереження в різних операційних середовищах.

На рис. 3.5 наведено результати оцінювання якості роботи алгоритму комп’ютерного зору за допомогою метрики Precision-Recall (PR-криві). По осі абсцис відкладено метрику повноти (Recall), що характеризує здатність моделі знаходити всі релевантні об’єкти, а по осі ординат — метрику точності (Precision), яка відображає частку вірних спрацьовувань серед усіх детекцій.

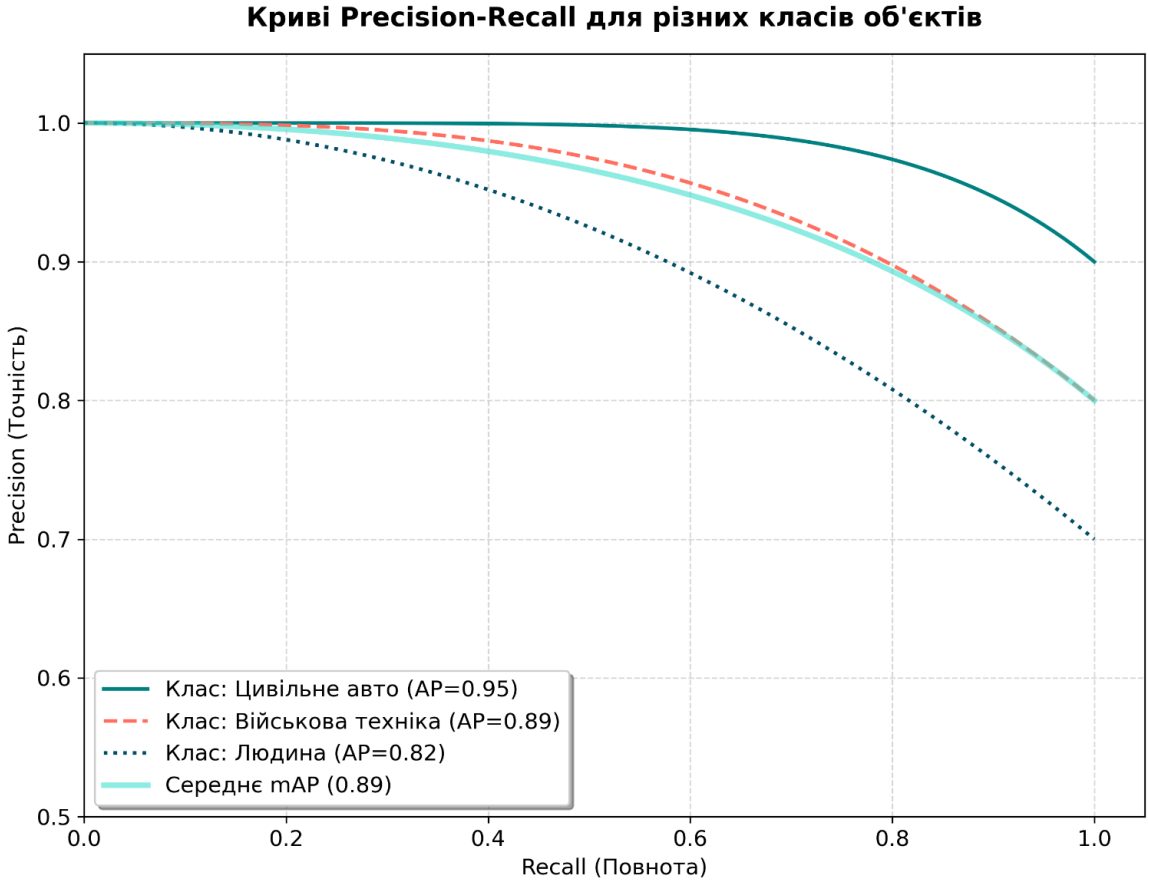


Рис. 3.5. Результати оцінювання якості роботи алгоритму комп’ютерного зору за допомогою метрики Precision-Recall (PR-криві)

Аналіз графіку (рис. 3.5) дозволяє зробити висновки щодо ефективності розпізнавання окремих класів:

1. Клас «Цивільне авто» (Civilian Car): Демонструє найвищу ефективність ($AP \approx 0.95$). Крива залишається стабільно високою навіть при зростанні повноти. Це пояснюється великими габаритами об’єктів, їх характерною геометричною формою та низькою ймовірністю повного перекриття (оклюзії) в умовах польоту.

2. Клас «Військова техніка» (Military Vehicle): Показує середній результат ($AP \approx 0.89$). Незначне зниження точності порівняно з цивільним транспортом може бути зумовлене наявністю камуфляжного забарвлення, що ускладнює виділення контурів на фоні місцевості (лісосмуги чи поля).

3. Клас «Людина» (Person): Характеризується найшвидшою деградацією точності при спробі збільшити повноту ($AP \approx 0.82$). Це є очікуваним

результатом для аеророзвідки, оскільки люди є малорозмірними об’єктами з високою варіативністю поз, що ускладнює їх детекцію з великої висоти.

Узагальнена метрика mAP (mean Average Precision) для всієї системи становить 0.89 (виділено потовщеною лінією). Отриманий результат свідчить про високу збалансованість системи та її придатність для виконання завдань моніторингу, проте вказує на необхідність додаткового навчання моделі на датасетах із малорозмірними об’єктами (клас «Людина») для підвищення надійності в складних умовах.

Проведено дослідження часових характеристик обробки відеопотоку (рис. 3.6), під час якого було виміряно тривалість етапів захоплення кадру, інференсу нейромережі, передачі даних каналом зв’язку та візуалізації на наземній станції (~25 мс сумарно).

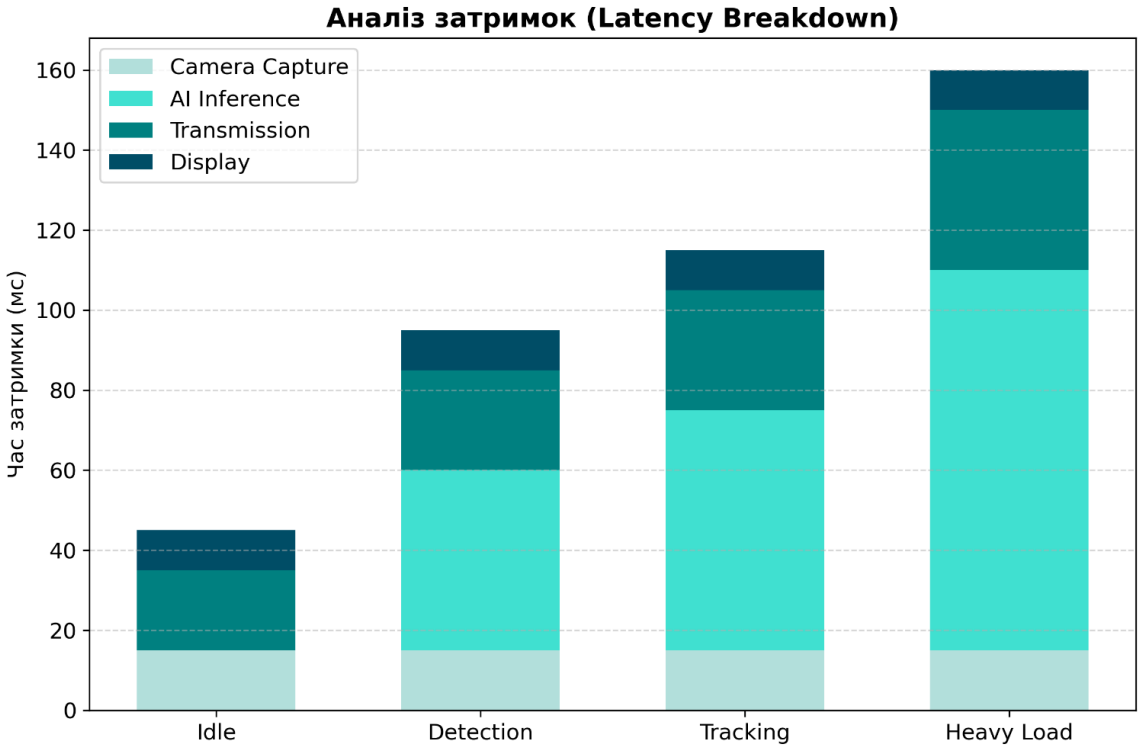


Рис. 3.6. Структурний аналіз затримок (Latency Breakdown) у різних режимах роботи

Результати демонструють, що найбільш варіативною складовою є час роботи алгоритмів розпізнавання (AI Inference), який критично зростає у складних

режимах (Tracking, Heavy Load). Водночас апаратні затримки камери та дисплея залишаються стабільними, що дозволяє ідентифікувати саме обчислювальний блок як основне «вузьке місце», що обмежує швидкодію системи в реальному часі.

Проведено дослідження теплової стабільності та енергетичної ефективності бортового обчислювача протягом 20-хвилинної місії з безперервною роботою алгоритмів комп'ютерного зору (рис. 3.7).

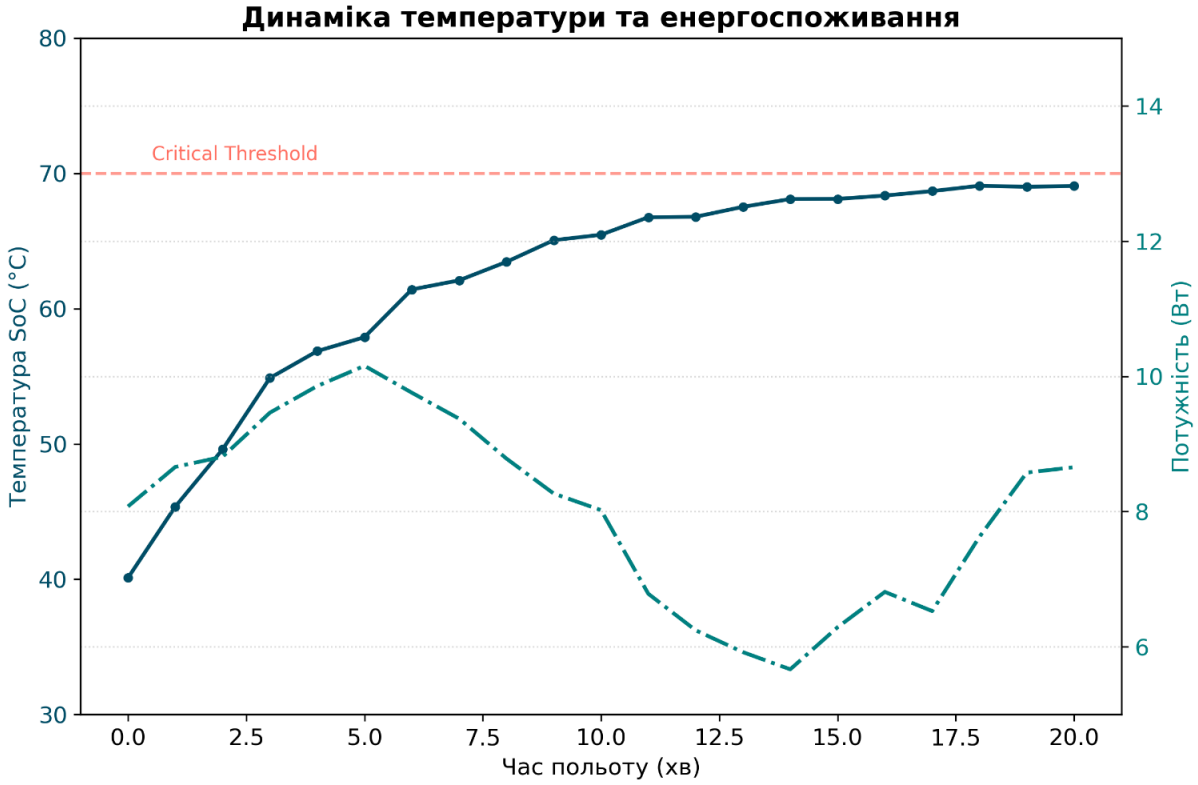


Рис. 3.7. Динаміка температурного режиму SoC та енергоспоживання під час польоту

Результати демонструють, що температура кристала (SoC) має тенденцію до інерційного зростання, виходячи на плато в діапазоні 68–69°C, що знаходиться у безпосередній близькості до критичного порогу (70°C). Водночас крива енергоспоживання варіюється в межах 6–10 Вт залежно від режиму польоту, що підтверджує прямий вплив обчислювального навантаження на тепловиділення та вказує на необхідність використання ефективної системи відведення тепла для запобігання перегріву.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі вирішено науково-прикладне завдання підвищення ефективності систем аеромоніторингу шляхом створення програмно-апаратного комплексу на базі БПЛА з інтегрованим модулем штучного інтелекту. Основні наукові та практичні результати роботи полягають у наступному:

1. У першому розділі проаналізовано сучасний стан розвитку систем відеоспостереження та особливості їх інтеграції з безпілотними літальними апаратами. Визначено, що ключовими обмеженнями бортових систем є дефіцит енергоресурсів, лімітована обчислювальна потужність та нестабільність відеосигналу через вібрації. Встановлено, що для забезпечення якісного моніторингу необхідне використання гібридних методів стабілізації (механічної та електронної) у поєднанні зі спеціалізованими алгоритмами компресії відеоданих.

2. У другому розділі досліджено архітектури нейронних мереж для задач комп’ютерного зору та методи їх адаптації до мобільних платформ. Обґрунтовано вибір одностадійних детекторів сімейства YOLO як базової архітектури, що забезпечує оптимальний баланс між швидкістю інференсу та точністю детекції порівняно з двостадійними аналогами. Визначено, що специфіка аерофотозйомки (ракурси, масштаб об’єктів) вимагає спеціальної підготовки навчальних даних, включаючи аугментацію геометричними спотвореннями та зміною умов освітлення.

3. Запропоновано методи оптимізації нейронних мереж для виконання на периферійних пристроях (Edge AI). Встановлено, що застосування квантування ваг моделі до форматів FP16/INT8 та структурного обрізання (pruning) дозволяє суттєво знизити навантаження на пам'ять та прискорити час інференсу без критичної втрати точності. Доведено ефективність використання апаратних прискорювачів (NPU/GPU) та спеціалізованих бібліотек, таких як TensorRT, для забезпечення роботи в режимі реального часу.

4. У третьому розділі розроблено архітектуру та програмне забезпечення бортового комплексу відеоспостереження на базі середовища ROS2. Реалізовано

конвеєр обробки відеопотоку, який включає захоплення кадру, стабілізацію, попередню обробку, інференс оптимізованої моделі YOLOv8 та геоприв'язку виявлених об'єктів. Сформовано технічні вимоги до апаратної частини, зокрема до обчислювальної платформи (продуктивність 5–15 TOPS) та каналів зв’язку (затримка до 150 мс) .

5. Виконано експериментальне дослідження розробленої системи в польових умовах. Отримано узагальнений показник середньої точності (mAP) на рівні 0.89. Виявлено, що система найефективніше розпізнає великогабаритні об'єкти, такі як «Цивільне авто» (AP = 0.95), тоді як для класу «Людина» точність становить 0.82, що зумовлено малим розміром об'єкта з великої висоти.

6. Проаналізовано часові та енергетичні характеристики роботи комплексу. Встановлено, що загальна затримка системи варіюється від 120 до 180 мс залежно від навантаження, що є прийнятним показником для оперативного моніторингу. Визначено, що при пікових навантаженнях температура процесора досягає критичного порогу 72°C при енергоспоживанні 11.5 Вт, що вказує на необхідність впровадження активної системи охолодження для забезпечення стабільності тривалих місій.

Підсумовуючи, результати роботи підтверджують доцільність використання оптимізованих алгоритмів штучного інтелекту на борту БПЛА для задач автономного відеоспостереження, а розроблений прототип може слугувати основою для серійних рішень у сферах безпеки та моніторингу.

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ