

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ АЕРОНАВІГАЦІЇ, ЕЛЕКТРОНІКИ ТА ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ
КАФЕДРА АЕРОКОСМІЧНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ
Завідувач кафедри

_____Юрій МЕЛЬНИК
«_____» _____ 2024 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)

ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ
«БАКАЛАВР»

Тема: « Система автоматичного розпізнавання об'єктів для БПЛА на основі комп'ютерного зору»

Виконавець: студент групи СУ-313Б/стн _____ Наталія СТЕЦЕНКО

Керівник: к.т.н., доцент _____ Людмила КИРПАЧ

Нормоконтролер: _____ Микола ДИВНИЧ

Київ 2024

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій
Кафедра аерокосмічних систем управління
Спеціальність: 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
_____ Юрій МЕЛЬНИК
« _____ » _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ
на виконання кваліфікаційної роботи
Стеценко Наталії Сергіївни

1. Тема кваліфікаційної роботи «Система автоматичного розпізнавання об'єктів для БПЛА на основі комп'ютерного зору» затверджена наказом ректора від «01» квітня 2024 р. № 511/ст.
2. Термін виконання роботи: з 13.05.2024 по 16.06.2024.
3. Вихідні дані роботи: квадрокоптер малого типу, базові характеристики: розмір 500×500×190 мм, вага 600 г, акумулятор 2000 mAh, тривалість польоту до 10 хвилин, трансмітер 2.4 ГГц, камера 1МП, FPV, барометр, GPS модуль.
4. Зміст пояснювальної записки:
 1. Застосування технології комп'ютерного зору в керуванні БПЛА.
 2. Реалізації технології комп'ютерного зору.
 3. Розробка системи розпізнавання об'єктів для БПЛА.
5. Перелік обов'язкового ілюстративного матеріалу:
 1. Тема, виконавець, керівник.
 2. Актуальність теми, об'єкт дослідження, предмет дослідження, мета дослідження.
 3. Система управління БПЛА.
 4. Датчики БПЛА.
 5. Використання детектора об'єктів.
 6. Розпізнавання об'єктів.
 7. Посадка БПЛА на основі комп'ютерного зору.
 8. Виявлення перешкод на основі комп'ютерного зору.
 9. Уникнення перешкод.
 10. Моделювання польоту квадрокоптера.
 11. Результати допоміжної системи подолання перешкод.
 12. Висновки.

6. Календарний план-графік

| № пор. | Завдання | Термін виконання | Відмітка про виконання |
|--------|--|---------------------|------------------------|
| 1 | Ознайомлення з постановкою задачі та вивчення літератури. Складання графіку роботи | 13.05.24 – 16.05.24 | |
| 2 | Написання 1 розділу, представлення керівнику | 17.05.24 – 22.05.21 | |
| 3 | Написання 2 розділу, представлення керівнику | 23.05.24 – 27.05.24 | |
| 4 | Написання 3 розділу, представлення керівнику | 28.05.24 – 03.06.24 | |
| 5 | Загальне редагування та друк пояснювальної записки, графічного матеріалу | 04.06.24 – 09.06.24 | |
| 6 | Проходження нормо-контролю, перепліт пояснювальної записки. | 10.06.24 | |
| 7 | Розробка тексту доповіді. Оформлення графічного матеріалу для презентації | 11.06.24 | |
| 8 | Отримання відгуку керівника, рецензії. | 11.06.24 | |

7. Дата видачі завдання: «13» травня 2024 р.

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Кирпач Л.А.
(підпис керівника)

Завдання прийняв до виконання _____ Стеценко Н.С.
(підпис випускника)

РЕФЕРАТ

Текстова частина роботи: 57 стор., 24 рис., 3 табл., 16 використаних джерел.

Актуальність теми – Останнім часом безпілотні літальні апарати стали повсюдною та невід'ємною частиною нашого суспільства, а технологія комп'ютерного зору відкрила безліч застосувань для БПЛА – від покращення навігації та обходу перешкод до забезпечення можливості виявлення, розпізнавання та стеження за об'єктами.

Об'єкт дослідження – безпілотні літальні апарати мультикоптерного типу.

Предмет дослідження – система автоматичного розпізнавання об'єктів на основі комп'ютерного зору.

Мета дослідження – розробити систему автоматичного розпізнавання об'єктів для БПЛА на основі комп'ютерного зору.

Методи дослідження – аналізу, порівняння, аналітичного і імітаційного моделювання.

У роботі розроблено систему комп'ютерного зору з низькою обчислювальною вартістю, яка забезпечує задовільний час відгуку для розробки критичних місій у широкому діапазоні застосувань що є значною економічною перевагою над існуючими альтернативами. Розроблений недорогий метод для виявлення об'єктів через комп'ютерний зір які можуть визначити такі характеристики об'єкта як колір, краї та форма і використовувати їх для відділення від фону і визначити положення в кадрі.

Матеріали дипломної роботи можуть бути використані в системах безпечної посадки мультикоптерів, орієнтованих на моніторинг навколишнього середовища та роботи в умовах міської середньої забудови.

НАВІГАЦІЯ БПЛА, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОД, РЕЖИМ ПОЛЬОТУ, ТОЧНІСТЬ ПОСАДКИ.

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| ВСТУП..... | 7 |
| РОЗДІЛ 1. ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В КЕРУВАННІ БПЛА | 8 |
| 1.1.СФЕРИ І ОБЛАСТІ ЗАСТОСУВАННЯ БПЛА | 8 |
| 1.1.1. УПРАВЛІННЯ КАТАСТРОФАМИ | 9 |
| 1.1.2. ДИСТАНЦІЙНЕ ЗОНДУВАННЯ | 10 |
| 1.1.3. ПОШУК І ПОРЯТУНОК (SAR) | 11 |
| 1.1.4. ІНСПЕКЦІЯ ІНФРАСТРУКТУРИ ТА БУДІВНИЦТВА | 12 |
| 1.1.5. ТОЧНЕ ЗЕМЛЕРОБСТВО | 13 |
| 1.1.6. МОНІТОРИНГ ДОРОЖНЬОГО РУХУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ | 14 |
| 1.1.7. БПЛА ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ПОВІТРЯНИХ ЛІНІЙ ЕЛЕКТРОПЕРЕДАЧІ | 15 |
| 1.1.8. БПЛА ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ КОСМОСУ | 16 |
| РОЗДІЛ 2. РЕАЛІЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ | 18 |
| 2.1. ДАТЧИКИ НА БОРТУ БПЛА | 18 |
| 2.2. АВТОНОМНА РОБОТА БПЛА: СИТУАЦІЙНА ОБІЗНАНІСТЬ | 20 |
| 2.3. ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ТА ЇХ КЛАСИФІКАЦІЯ | 23 |
| 2.4. АРХІТЕКТУРИ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ | 25 |
| 2.5. ЕФЕКТИВНІ АРХІТЕКТУРНІ КОНСТРУКЦІЇ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ | 26 |
| 2.4. ЗІР НА РІВНІ ОЧЕЙ | 28 |
| 2.5. ВЗАЄМОДІЯ ЛЮДИНИ І ДРОНА | 29 |
| 2.7. КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР: НИЗЬКИЙ І СЕРЕДНІЙ ЗРІСТ | 30 |
| 2.7. ВИЯВЛЕННЯ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ | 32 |
| РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА ... | 34 |
| 3.1. УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОД | 34 |
| 3.2. ПОСАДКА НА ОСНОВІ ЗОРУ | 36 |
| 3.3. УНИКАННЯ ПЕРЕШКОД НА ОСНОВІ ЗОРУ | 39 |
| 3.3.1. ВИЯВЛЕННЯ ПЕРЕШКОД..... | 39 |
| 3.3.2. ДЕТЕКТОР КОЛЬОРІВ З ОРЕНСВ | 39 |
| 3.3.3. ФІЛЬТР КОЛЬОРІВ ГІСТЕРЕЗИСУ | 40 |
| 3.3.4. КОНТУРНИЙ ДЕТЕКТОР..... | 41 |

| | |
|--|----|
| 3.3.5. ТРЕКЕР ОБ'ЄКТІВ | 42 |
| 3.3.6. МАНЕВР УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОДИ | 43 |
| 3.7. УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОД | 49 |
| 3.7.1. ТЕСТУВАННЯ ДЕТЕКТОРА ПЕРЕШКОД | 49 |
| 3.8.РЕЗУЛЬТАТИ ДОПОМІЖНОЇ СИСТЕМИ ПОДОЛАННЯ ПЕРЕШКОД | 51 |
| ВИСНОВКИ | 55 |
| СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... | 56 |

ВСТУП

Останнім часом безпілотні літальні апарати (БПЛА) або дрони стали повсюдною та невід'ємною частиною нашого суспільства. Вони з'являються у великій різноманітності в численних застосуваннях для економічних, комерційних, розважальних, військових і академічних цілей.

У військовій сфері БПЛА пропонують навігацію, безпечний зв'язок і розвідку. Крім того, вони використовуються в мобільних периферійних обчисленнях, стільниковому зв'язку, доставці пакетів, інтелектуальній охороні здоров'я, інтелектуальних транспортних системах, місіях відеоспостереження, точному землеробстві, перевірці ліній електропередач, дистанційному зондуванні, пошуку та порятунку та виконанні операцій з надання допомоги в умовах стихійного лиха. БПЛА мають можливість отримати доступ до віддалених або небезпечних районів, сприяти моніторингу навколишнього середовища та знімати зображення з високою роздільною здатністю. Ці літаючі об'єкти корисні для моніторингу, оскільки вони долають обмеження в обмеженому доступі, динамічному, жорсткому та складному середовищі. Крім того, вони скорочують робочу силу та час, необхідні для огляду, перевірки та відбору зразків на землі, забезпечують уникнення зіткнень і швидке зближення для досягнення цілей, а також пропонують більше часу для запланованих управлінських операцій. Однак існує кілька критичних обмежень щодо конструкції, розгортання та продуктивності БПЛА. Деякі з них мають обмежений час польоту, обмежену автономність, меншу мобільність і обмежений термін служби батареї. Суворі погодні умови та навколишнє середовище також обмежують продуктивність БПЛА. Обмежений час місії через низький час роботи батареї, суворі атмосферні умови та проблеми з точністю датчиків.

РОЗДІЛ 1

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В КЕРУВАННІ БПЛА

Безпілотні літальні апарати набули значної популярності та корисності в різних галузях промисловості, від фотографії та кіновиробництва до сільського господарства та інспекцій інфраструктури.

1.1. Сфери і області застосування БПЛА

БПЛА – це керовані літальні апарати, які виконують кілька місій без допомоги людини. Ними можна дистанційно керувати за допомогою різних електронних гаджетів, таких як мікропроцесори та датчики. БПЛА можуть виконувати операції автономно в таких зонах, де втручання людини є небезпечним. На рисунку 1.1 представлена загальна архітектура системи управління БПЛА, де вони використовують канали зв'язку для встановлення зв'язку із супутниковою або наземною системою керування (GCS), такою як ноутбук або смартфон. Для дистанційного управління БПЛА необхідна людина-оператор.

| Кафедра АКСУ | | | | ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА | | | |
|--------------|---------------|--|--|---|-------------|--|---------|
| Виконав | Стеценко Н.С. | | | РОЗДІЛ 1 ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В КЕРУВАННІ БПЛА | | | Аркушів |
| Керівник | Кирпач Л.А. | | | | | | 57 |
| Н-кнтр. | Дивнич М.П. | | | | СУ-313Б/стн | | |
| Зав.каф. | Мельник Ю.В. | | | | | | |

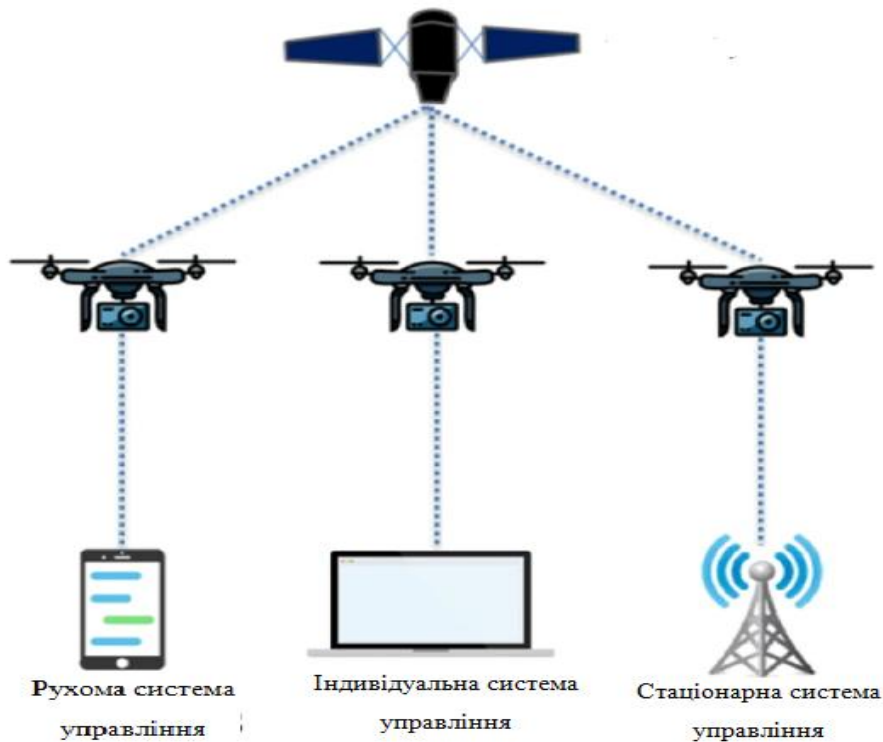


Рисунок 1.1. Загальна архітектура системи управління БПЛА

1.1.1. Управління катастрофами

БПЛА можуть відвідувати регіони лиха, небезпечні для пілотованих дій у разі техногенних або екологічних катастроф, таких як терористичні атаки, цунамі та повені. Енергетика, телекомунікаційна інфраструктура, водопостачання та транспорт є вразливими до цих лих. БПЛА, оснащені датчиками, радарми та камерами високої роздільної здатності, можуть допомогти рятувальним командам виявити пошкодження, розпочати термінові заходи з відновлення та відновлення постачання, включаючи пілотовані вертольоти першої допомоги та медичні аптечки.

БПЛА можуть допомогти з оцінкою катастрофи, сигналізацією про катастрофу та виявленням профілактичних заходів у режимі реального часу. Невелика кількість безпілотників, оснащених протипожежним обладнанням, може спостерігати, аналізувати та відстежувати будь-який регіон у разі лісової пожежі, не ставлячи під загрозу життя людей. У результаті БПЛА можуть допомогти з

спостереженням у реальному часі за великим регіоном, не ставлячи під загрозу безпеку будь-кого, хто бере участь.

1.1.2. Дистанційне зондування

Технологія дронів все частіше використовується аматорами для збору даних зображень із високою роздільною здатністю ізольованих місць, таких як вершини гір, узбережжя та острови (рисунок 1.2). Використання БПЛА служить ланкою між повітряними, наземними та космічними даними дистанційного зондування.

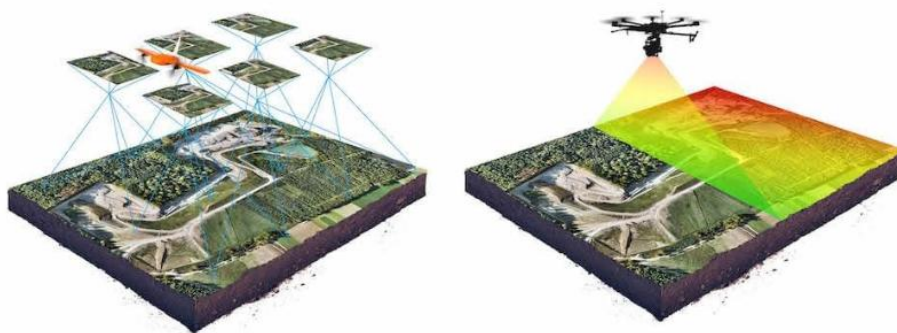


Рисунок 1.2. Збір даних зображень

Економічна ефективність і надлегкі функції БПЛА дозволяють здійснювати спостереження з просторовою та часовою роздільною здатністю. Діагностика захворювань, перевірка якості води, моніторинг голоду, оцінка видобутку газу та нафти, збереження природних ресурсів, геологічна зйомка катастроф, топографічна зйомка, картографування лісів, гідрологічне моделювання та управління сільськогосподарськими культурами – все це можливі застосування БПЛА з дистанційним зондуванням. Погана якість води через скидання стічних вод і забруднення поживними речовинами є критичною проблемою в деяких морських і прибережних середовищах. Зокрема, потік поживних речовин від сільськогосподарської, міської та промислової діяльності може спричинити шкідливе цвітіння водоростей, а то вже шкідливі токсини.

Крім того, ця техніка також використовується в археології та картографії для краудсорсингового картографування та створення тривимірних карт атмосфери. Безпілотники можуть надавати актуальні дані за низьку ціну, дозволяючи землевпорядникам уникнути залежності від застарілих картографічних джерел.

1.1.3. Пошук і порятунок (SAR)

Безпілотні літальні апарати вважаються критично важливими в таких сферах, як управління ризиками стихійних лих, рятувальні місії та громадська безпека. БПЛА можуть заощадити багато часу та ресурсів, надаючи дані зображень бажаних місць у реальному часі. У результаті група SAR може виявляти та точно вказувати, де потрібна допомога. Наприклад, безпілотники можна використовувати, щоб стежити за заблукалими альпіністами під час будь-якої подорожі або для захисту людей у будь-якому ізольованому лісі чи пустелі (рисунок 1.3).

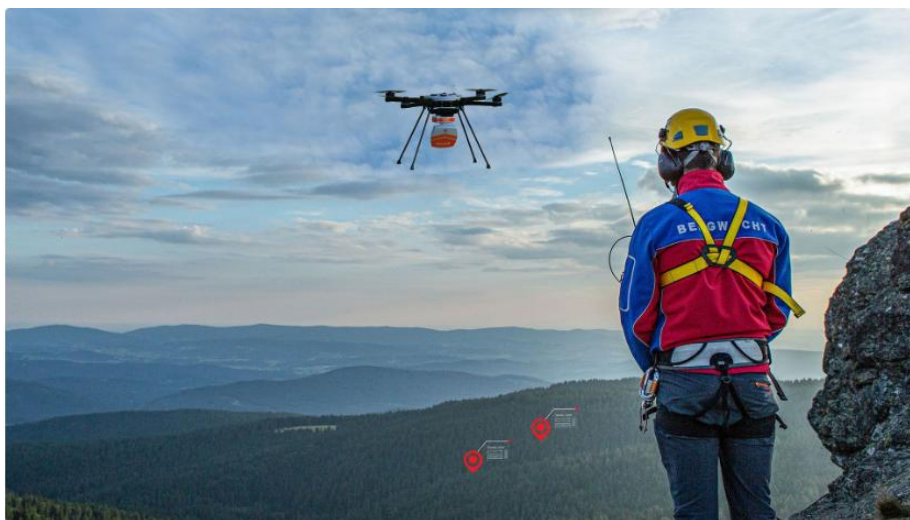


Рисунок 1.3. БПЛА розшукує заблукавших людей

Тому дрони можуть допомогти у відстеженні жертв на будь-якій складній місцевості чи в суворих погодних умовах. Безпілотники можуть доставити важливе медичне обладнання до прибуття екстреної допомоги або лікаря.

Безпілотники, що містять продовольчі та медичні засоби, такі як вакцини, медичні набори та рятувальні жилети, можуть бути відправлені в постраждалі від стихійних лих громади та ізольовані місця. Наприклад, БПЛА можуть доставляти одяг, воду та інші предмети першої необхідності людям, які застрягли у регіонах лиха, до прибуття рятувальників. Ця технологія може допомогти прискорити пошуково-рятувальні роботи під час катастроф, таких як персонал місії, лавини, лісові пожежі та проникнення смертоносного газу.

1.1.4. Інспекція інфраструктури та будівництва

Завдяки БПЛА карти місцевості, моніторинг проектів і дослідження стали ефективнішими, простими та швидкими. Відстеження розвитку проекту будівлі від початку до кінця гарантує високу якість робіт на об'єкті (рисунок 1.4).



Рисунок 1.4. Моніторинг будівлі мосту

БПЛА можуть надавати потенційним зацікавленим сторонам звіти, які містять зображення, відео та 3D-карти. Додатки для перевірки інфраструктури та будівництва можуть отримати значну користь від цього підходу. БПЛА набувають великої популярності для оцінки вишок глобальної системи

мобільного зв'язку (GSM), спостереження за газопроводами, перевірки силових кабелів і спостереження за будівельними проектами.

1.1.5. Точне землеробство

БПЛА можуть бути встановлені в інтелектуальному сільському господарстві, щоб отримувати конкретну інформацію через наземні датчики (якість води, склад ґрунту, вологість тощо), розпилювати пестициди, діагностувати захворювання, планувати зрошення, виявляти бур'яни, а також контролювати та керувати посівами (рисунок 1.5).



Рисунок 1.5. Застосування БПЛА в точному землеробстві

Застосування БПЛА в точному землеробстві є економічно ефективною та економією часу стратегією, яка може покращити дохід, продуктивність і продуктивність сільськогосподарських систем. Крім того, БПЛА допомагають у пошкодженні комахами, моніторингу бур'янів, обприскуванні хімічними речовинами та управлінні фермою, що призводить до підвищення врожайності, щоб швидко впоратися з цими труднощами. БПЛА в поєднанні з дистанційним зондуванням мають потенціал зробити революцію в розумному сільському господарстві. Він пропонує часову, географічну та спектральну роздільну

здатність, а також багатокутне спостереження та повні дані про висоту рослинності. Здійснюючи складне аерофотокартування, БПЛА можуть мати величезний вплив на сільськогосподарську систему. БПЛА, обладнані необхідними камерами та датчиками, можуть аналізувати стан здоров'я рослин, включаючи площу листя, сторонні забруднювачі, вміст хлорофілу та температуру.

1.1.6. Моніторинг дорожнього руху в реальному часі

Інтеграція БПЛА з системами моніторингу дорожнього руху (RTM) викликала цікавість у багатьох. БПЛА можуть забезпечити 100% автоматизацію транспортної галузі в RTM. Загони рятувальників, інспектори, дорожні поліцейські та допоміжний персонал будуть автоматизовані. Надійні та інтелектуальні БПЛА можуть підтримувати автоматизацію цих частин. БПЛА стали новим життєздатним інструментом для збору даних про дорожні ситуації. У порівнянні з традиційними системами моніторингу, такими як камери спостереження, ультразвукові датчики та аналізатори схем, недорогі БПЛА або дрони можуть перевіряти великі ділянки дороги. Місцева поліція може використовувати безпілотники, щоб отримати чітку картину дорожньо-транспортних пригод або провести масштабні заходи безпеки проти незаконних дій уздовж шосе, включаючи викрадення автомобілів. Деякі з інших наслідків включають розпізнавання автомобіля; рейди на підозрілі автомобілі; переслідування викрадачів та озброєних грабіжників або будь-кого, хто порушує правила дорожнього руху. Їх також можна використовувати для моніторингу водіння та інцидентів у транспортних засобах і, ймовірно, запобігання вузьким місцям руху та перенаселеності. На рис. 1.6 зображено огляд роботи БПЛА на проїжджій частині.



Рисунок 1.6. Огляд роботи БПЛА на проїжджій частині

Подібним чином БПЛА можна використовувати для моніторингу дорожніх умов, наприклад для виявлення розломів і надання раннього попередження для запобігання дорожньо-транспортних пригод і зменшення збитків. Зараз огляд і моніторинг доріг здійснюється за допомогою людського транспорту, і рівень автоматизації має бути підвищений. Поєднання технологій інспекції доріг із безпілотними літальними апаратами має потенціал для значного мінімізації пошкоджень дороги. БПЛА можуть фотографувати тріщини на дорозі та використовувати алгоритми виявлення цілей, щоб визначити, що це таке.

1.1.7. БПЛА для моніторингу повітряних ліній електропередачі

Виявлення та уникнення несправностей лінії електропередач є критично важливими для надійності та якості генеруючої потужності. Традиційні процедури мають кілька недоліків, включаючи високу вартість, незручне розгортання та небезпеку для життя. У результаті дослідники зацікавлені в розподілі та перевірці ліній електропередач на основі БПЛА, як показано на рисунку 1.7. Безпеку системи передачі електроенергії іноді називають інспекцією ліній електропередач. Використання цифрової камери, встановленої на БПЛА, для фотографування коридорів ліній електропередач є практичним способом виконання інспекційних обов'язків. БПЛА також можна встановити для пошуку

зламаних болтів, іржі чи корозії та ударів блискавки в електричні опори. Коротке замикання в лініях електропередач найчастіше спричиняється поганою погодою, лісовими пожежами та падінням дерев.

БПЛА з нерухомим крилом, які можуть літати на великій висоті та швидкості, ніж інші типи БПЛА, найчастіше використовуються для грубої перевірки. З іншого боку, багатороторні БПЛА отримують фотографії в повітрі на ближчій відстані від об'єктів шляхом зависання. Завдяки своїй чудовій 3D-мобільності багатороторні БПЛА є ідеальними. Незважаючи на ці переваги, автономне планування місії та пілотування багатороторного БПЛА в обмеженій або складній зоні є складним.



Рисунок 1.7. БПЛА здійснює перевірку перевірці ліній електропередач

1.1.8. БПЛА для дослідження космосу

За останні кілька років з'явилася тенденція використовувати БПЛА для дослідження планет. БПЛА пропонують величезний потенціал для виконання космічних місій, таких як вивчення поверхні та атмосфери Місяця.

Хоча для виконання цих місій доступно кілька методів дослідження планет, включаючи марсоходи, посадкові апарати, орбітальні апарати, повітряні кулі, літаючі космічні кораблі, зонди та телескопи. Однак ці методи обмежені роздільною здатністю, обмеженою інформацією та універсальністю. Таким чином, БПЛА нещодавно привернули увагу через ряд переваг у таких місіях. Декілька державних органів і космічних агентств, включаючи Національне управління з авіонавтики та дослідження космічного простору (NASA), почали використовувати БПЛА для вивчення сонячних тіл. Дослідники зосередилися на роботах з дослідження Сонця за допомогою автономних, напіваавтономних та БПЛА. За даними Sharma et al. БПЛА мають хороші шанси літати в атмосфері Марса. Це пов'язано з потенційними особливостями зависання, вертикального зльоту та низькошвидкісного польоту вперед. Зокрема, БПЛА пропонують широку зону покриття порівняно з орбітальними апаратами та марсоходами. Оскільки сила тяжіння на поверхні Марса менша, і вона має низьку щільність, тому БПЛА може досягти оптимальної висоти 380 м. Проте все ще існують деякі проблеми щодо ефективності та вартості. Таким чином, існує потреба в розробці сумісної силової установки, відповідної аеродинамічної конструкції та оптимальних траєкторій польоту.

Таким чином, комп'ютерний зір призвів до революції у можливостях безпілотних літальних апаратів, наділивши їх чудовим сприйняттям і розумінням навколишнього світу.

Технологія комп'ютерного зору відкрила безліч застосувань для безпілотних літальних апаратів – від покращення навігації та обходу перешкод до забезпечення можливості виявлення, розпізнавання та стеження за об'єктами.

Можливість відстежувати довкілля, створювати докладні карти та проводити точні інспекції перетворила різні галузі – від сільського господарства та інфраструктури до спостереження та реагування на надзвичайні ситуації.

РОЗДІЛ 2

РЕАЛІЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

2.1. Датчики на борту БПЛА

БПЛА оснащені бортовими датчиками для отримання інформації про навколишнє середовище (екстероцептивні) або про сам БПЛА (пропріоцептивні). Їх використання залежить від багатьох факторів, таких як навколишнє середовище, застосування та завдання, які потрібно виконати; вантажопідйомність і розмір БПЛА; вартість БПЛА; рівні безпеки та резервування; рівень автономності БПЛА тощо. Кожен датчик має різні робочі характеристики, тому він має свої переваги та недоліки.

Камери RGB – це пасивні датчики, які фіксують інформацію про інтенсивність візуального спектру світла спостережуваної сцени за допомогою трьох різних каналів, тобто червоного, зеленого та синього. Основними проблемами під час встановлення на борту БПЛА є швидкість транспортного засобу або раптовий сплеск, який може спричинити розмиття та шуми на зображенні. Для цього зазвичай віддають перевагу глобальним затворним камерам, особливість яких полягає в тому, що вся область зображення сканується одночасно, а не сканування по всій сцені (вертикально або горизонтально), як у ролюетних камер. Камери у градаціях сірого забезпечують лише один канал із інформацією про середню інтенсивність візуального спектру світла спостережуваної сцени.

| Кафедра АКСУ | | | | ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА | | | |
|--------------|---------------|--|--|---|-------------|--|---------|
| Виконав | Стеценко Н.С. | | | РОЗДІЛ 2 РЕАЛІЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ | | | Аркушів |
| Керівник | Кирпач Л.А. | | | | | | 57 |
| Н-кнтр. | Дивнич М.П. | | | | СУ-313Б/стн | | |
| Зав.каф. | Мельник Ю.В. | | | | | | |

Камери RGB є найпоширенішим датчиком для використання на борту БПЛА завдяки: зменшеному розміру та вазі, меншій вартості, зменшеному споживанню енергії та дуже великій кількості даних про їхні вимірювання.

Event-based cameras (подійні камери), наприклад, динамічний датчик зору (DVS), добре підходять для аналізу руху в реальному часі, демонструючи вищу часову роздільну здатність і чутливість до світла та низьку затримку. Аналіз складається з послідовності асинхронних подій.

Thermal cameras (теплові камери) – це пасивні датчики, які вловлюють інфрачервоне випромінювання, що випускається всіма об'єктами з температурою вище абсолютного нуля (теплове випромінювання). Якщо спочатку сфера їх застосування була обмежена спостереженням і нічним баченням для військових цілей, то нещодавне падіння ціни відкрило широке поле застосування. Насправді тепловізори можуть усунути проблеми з освітленням звичайних камер у відтінках сірого та RGB, забезпечуючи точне рішення в усіх областях, де необхідно виявляти та відстежувати життя, і БПЛА не є винятком.

3D-камери можуть знімати навколишнє середовище, надаючи колір, а також 3D-інформацію. Наразі існує три домінуючі технології для створення таких камер – це стереобачення, час польоту (ToF) і структуроване світло. Наприклад, комерційні стереокамери, були використані для задачі виявлення об'єктів БПЛА. У будь-якому випадку, вони здебільшого засновані на триангуляції, тому наявність текстури на зображенні необхідна для отримання інформації про глибину. Завдяки останнім технологічним досягненням відносно невеликі та недорогі готові датчики глибини на основі структурованого світлоподібного Microsoft Kinect, ASUS Xtion Pro Live використовуються для виявлення об'єктів під час операцій БПЛА. Вищезгадані датчики засновані на структурованому світлі, що означає, що вони чутливі до оптичних перешкод з навколишнього середовища, тому більше підходять для застосування всередині приміщень або контрольованих середовищ.

Камери ToF визначають відстань між камерою та об'єктом, вимірюючи час, за який спроектоване інфрачервоне світло проходить від камери, відбивається від поверхні об'єкта та повертається назад до датчика. Вони стають дешевшими, але вразливі до навколишнього світла та руху БПЛА. Крім того, вони пропонують нижчу роздільну здатність, ніж датчики RGB.

LiDAR (Light Detection and Ranging) – це активні датчики, які вимірюють відстані шляхом попадання на ціль лазерного світла та вимірювання відбиття за допомогою перетворювача. У минулі часи LiDAR були занадто великими, важкими та дорогими для використання на борту БПЛА, проте останні досягнення в твердотільних технологіях, наприклад LiDAR Ouster, значно зменшили їхній розмір, вага та вартість перетворюють їх на все більш популярний вибір бортових БПЛА.

У більшості випадків потрібні багатосенсорні рішення, де кілька датчиків використовуються взаємодоповнююче, щоб подолати обмеження використання одного датчика або просто для резервування. Методи мультисенсорного синтезу зосереджені на забезпеченні надійного та повного опису навколишнього середовища або стану БПЛА шляхом поєднання спостережень, що надходять від кількох різних датчиків.

2.2. Автономна робота БПЛА: Ситуаційна обізнаність

Повністю автономна робота БПЛА необхідна для покращення їх продуктивності, надійності, масштабованості, безпеки, полегшення використання, зниження вартості операцій, створення нових додатків і виконання додатків на основі 4D. Тим не менш, досягнення повністю автономної роботи БПЛА залишається невирішеною дослідницькою проблемою. Існує багато робіт, які зосереджуються на універсальних архітектурах повітряних робототехнічних системах для досягнення повністю автономної роботи [3]. Ці архітектури покладаються на існування кількох готових до використання компонентів із чітко

визначеними функціями, які в більшості випадків ще не досягли необхідного рівня продуктивності чи функціональності.

Серед цих компонентів одним із найважливіших і водночас найскладніших є усвідомлення ситуації. Цей компонент відповідає за сприйняття елементів навколишнього середовища в певному обсязі часу та простору для створення уявлення про навколишнє середовище та стан БПЛА за допомогою вимірювань, отриманих датчиками (переважно бортовими).

У багатьох випадках необроблені вимірювання, що надаються датчиками, надто складні, щоб використовувати їх безпосередньо в процесах ситуаційної обізнаності, і їх потрібно спростити шляхом виділення функцій вищого рівня. Цей етап попередньої обробки виконується в компонентах вилучення ознак.

Щоб виконати аналіз, ці процеси вимагають повного й точного сприйняття навколишнього середовища, і часто їх продуктивність можна підвищити, якщо ситуацію моделювати за допомогою різних рівнів інформації, таких як метричний, семантичний або динамічний.

Семантичне ситуаційне усвідомлення передбачає включення семантичної інформації вищого рівня, яка доповнює основні метричні моделі середовища. Виявлення об'єктів надає дуже цінну семантичну інформацію, яку можна використовувати при побудові семантичних карт.

Приклади завдань і застосувань БПЛА, які вимагають ситуаційної обізнаності, де використання детектора об'єктів є або необхідним, або це суттєво покращує його продуктивність (рисунок 2.1), є наступні:

- Планування шляху або уникнення перешкод: полягають у створенні траєкторій без зіткнень і команд руху на основі наявних знань про існуючі перешкоди середовища. Хоча він може бути заснований на чистих метричних картах, його продуктивність може бути збільшена, якщо мати семантичну інформацію, таку як тип об'єктів середовища.

- Відстеження об'єкта або людини: складається з генерації траєкторій і команд руху, які гарантують, що певний цільовий об'єкт (або особа) слідкує під час його руху.
- Розвідка, обстеження, виявлення та локалізація цілей: полягає в отриманні інформації про раніше невідоме середовище.
- Спостереження, перевірка або моніторинг: полягає в отриманні інформації про навколишнє середовище (зазвичай раніше відомої).

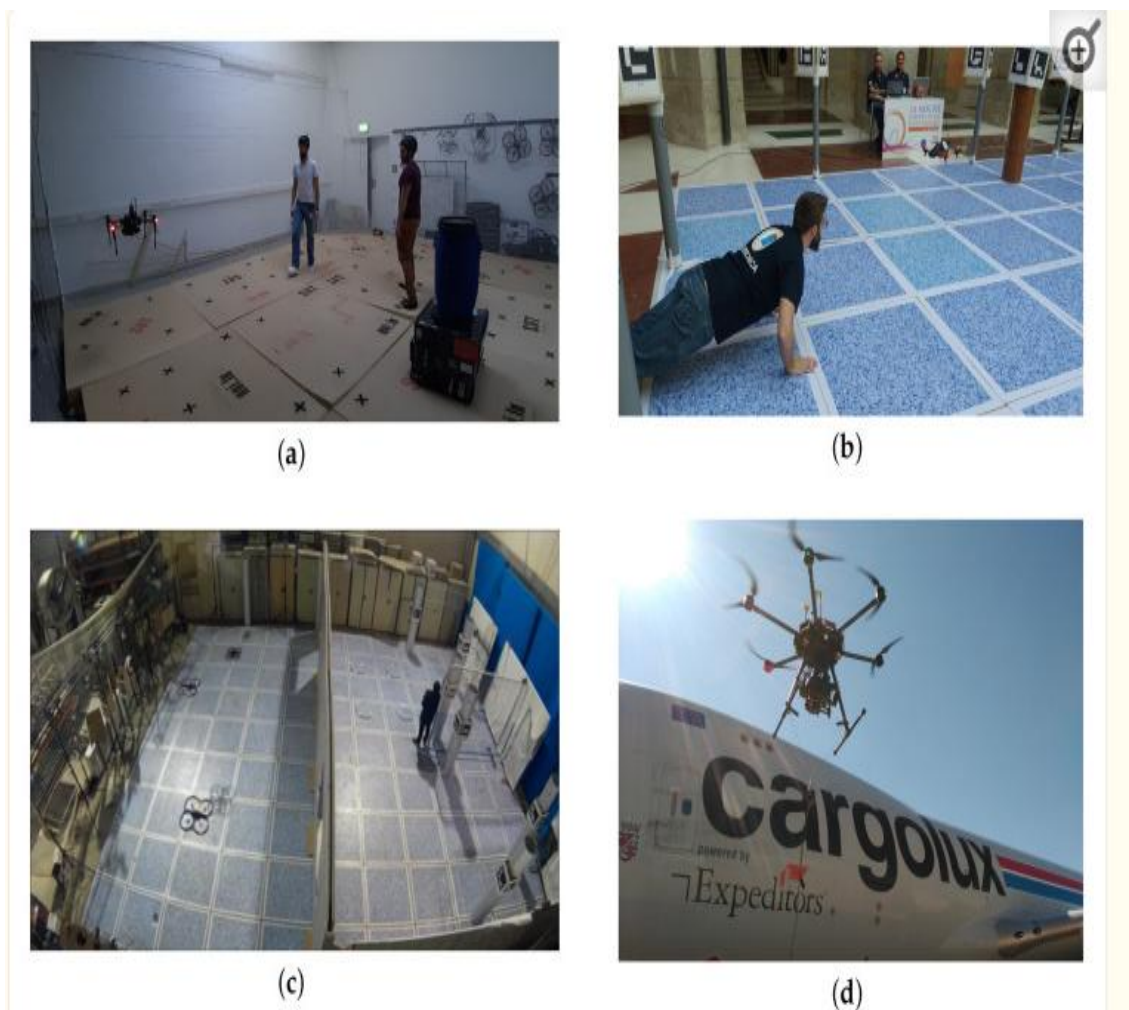


Рисунок 2.1. Приклади застосування БПЛА, де використовувалися алгоритми ситуаційної обізнаності та виявлення об'єктів [14]

(a) Уникнення перешкод за допомогою 2D LiDAR.

(b) Людина, яка стежить за допомогою камери RGB.

(c) Виявлення цілі за допомогою камери RGB.

(d) Перевірка планера за допомогою камери RGB, проєкт FNR-РoC AFI.

2.3. Виявлення об'єктів та їх класифікація

В літературі немає універсальної згоди щодо таких термінів, як виявлення, локалізація, розпізнавання, класифікація, категоризація, верифікація, ідентифікація, анотація, маркування та розуміння, які часто визначаються різними способами.

Виявлення об'єктів означає визначення наявності на зображенні екземплярів об'єктів із заданих категорій і, повернення просторового розташування та розміру для кожного екземпляра об'єкта.

Класифікація об'єктів і категоризація об'єктів натомість стосуються проблеми пошуку присутності об'єктів на зображенні з даного набору класів об'єктів без будь-якої локалізації.

Розпізнавання об'єктів – це техніка ідентифікації та локалізації всіх об'єктів, присутніх на зображенні, таким чином охоплюючи як класифікацію зображення, так і виявлення об'єкта [12].

Крім того, проблема виявлення конкретного екземпляра об'єкта класу, наприклад, «чашка газованої води» проти «чашка кави» згадується в літературі як виявлення екземпляра об'єкта.

Ці визначення можна легко розширити для випадків 3D із застосуванням класифікації до 3D-даних (наприклад, хмари точок), а також у випадку положення 3D-об'єкта, оціненого безпосередньо з 2D-виду. Таким чином, класифікація 3D-об'єктів спрямована на класифікацію 3D-даних, тоді як у випадку виявлення 3D-об'єктів вихідні дані представлені, на додаток до 2D-обмежувальної рамки, 3D-положенням об'єкта чи об'єктів у реальних координатах і у фізичних одиницях.

Існує можливість класифікувати методи досягнення виявлення об'єктів залежно від висоти польоту та областей застосування, які розгортаються на різних

висотах. Беручи до уваги точку зору комп'ютерного зору та інтегруючи її в існуючу таксономію та категоризацію, скласифіковано методи як:

- Огляд на рівні очей: ця категорія відповідає висоті польоту від 0 до 5 м.
- Низькі та середні: 5–120 м. Являють собою інтервал з більшістю комерційних і промислових застосувань.
- Аерофотозйомка: ≥ 120 м. Це відповідає високим висотам, для яких зазвичай потрібні спеціальні дозволи для отримання даних та/або супутникових зображень.

Запропоновані діапазони мотивуються тим фактом, що зір на рівні очей поділяє точку зору з багатьма існуючими та добре вивченими проблемами комп'ютерного зору, хоча й має нові проблеми під час застосування БПЛА. Натомість, як тільки БПЛА пролітає на кілька метрів, ця класична точка зору повністю змінюється. Незважаючи на те, що розширення діапазону досягає 120 м, такі випадки мають спільну методологію та сучасну мережеву адаптацію.

Існує ще одна область, що стосується аерофотознімків. У цих програмах використовуються автономні літальні апарати, що літають на висоті приблизно від 120 м до кілометрів; вони також мають різні характеристики, тобто спрямовані вниз камери та певні набори даних, тому, з точки зору комп'ютерного зору, корисно розглядати це як іншу категорію.

Ці діапазони не є суворими, а більше пов'язані з конкретним контекстом програми. Наприклад, вид на рівні очей головним чином стосується проблеми, коли БПЛА ділять свою траєкторію з можливими пішоходами та перешкодами. У будь-якому випадку, експериментально спостерігаючи за існуючими роботами та наборами даних для міської навігації, можна спостерігати, як точка огляду є практично фронтальною, зазвичай до 5 м висоти; таким чином, ці роботи все ж слід розглядати в категорії рівня очей. З іншого боку, роботи, пов'язані з навігацією в приміщенні, теоретично можуть здійснювати польоти на більшій висоті, але проблеми, пов'язані з проаналізованими роботами, стосуються

захарашеного середовища та наявності перешкод, тобто ситуацій, які виникають під час навігації на зріст людини.

Зміни в точці огляду, куті нахилу, наборі датчиків і умовах освітлення можуть помітно змінити підхід навіть на тій самій фіксованій висоті, а також те, що той самий клас об'єктів можна виявити з різних висот.

2.4. Архітектури виявлення об'єктів

Ранні алгоритми виявлення об'єктів ґрунтувалися на етапі вилучення ознак, створеному вручну, у пошуках складних ознак, які вловлюють суть зображення. В літературі були запропоновані різноманітні налаштування для підвищення точності, отримання інваріантності щодо різних геометричних і спектральних факторів і продуктивності в реальному часі [10]. Розглянуто основні налаштування:

AlexNet (2012) складається з 5 згорткових шарів і 3 повністю зв'язаних шарів. Було використано два графічних процесори (GPU), які запускали різні рівні мережі та спілкувалися лише на певних рівнях [13].

R-CNN (2014) – двоступеневий детектор об'єктів, який запровадив пошук можливих місць розташування об'єктів (пропозицій регіону) на зображенні за допомогою вибіркового пошуку; для кожної пропозиції функції були окремо витягнуті мережею ціною великого обчислювального навантаження [16].

Швидший R-CNN (2015) збільшив швидкість R-CNN, приймаючи все зображення як вхідні дані замість використання CNN для кожної пропозиції регіону, запроваджуючи шари об'єднання ROI, покращуючи як точність, так і швидкість [16].

Маска R-CNN (2017) розширила Faster R-CNN, додавши гілку для прогнозування маски об'єкта паралельно з розпізнаванням обмежувальної рамки [16].

YOLO (2016) – це одноетапний детектор об'єктів, який значно покращує швидкість обчислень. Як і Faster R-CNN, YOLO використовує єдину карту

функцій для виявлення об'єктів, але зображення поділено на сітку, де здійснюється пошук об'єктів. Починаючи з першої версії YOLO, було запропоновано багато подальших удосконалень, що призвело до появи різних версій YOLO [17].

Функціональна пірамідна мережа (FPN, 2017) виявилася фундаментальною для правильної ідентифікації об'єктів у різних масштабах [1]. Цю концепцію пропонували багато разів разом із легкими або більш радикальними модифікаціями з моменту її публікації, щоб її можна було вважати структурним компонентом сучасних детекторів об'єктів. В оригінальній версії FPN шлях зверху вниз пов'язаний з бічними зв'язками зі звичайним шляхом прямого зв'язку знизу вгору для виведення багатомасштабного прогнозу відповідно до карт функцій із різною роздільною здатністю.

2.5. Ефективні архітектурні конструкції виявлення об'єктів

Виділено наступні архітектурні конструкції виявлення об'єктів:

SqueezeNet представляє новий будівельний блок, який називається модулем вогню, який складається зі згорткового шару 1×1 , щоб зменшити кількість каналів із мінімальною кількістю параметрів (звідси назва squeeze), а потім суміш 1×1 і 3×3 згортки, що утворюють розширений блок, який знову збільшує розмір глибини. Крім того, цей модуль поєднується з проектним рішенням відкладеної дискретизації, за допомогою якої роздільна здатність карт функцій зменшується пізніше в мережі для підвищення точності [1].

ShuffleNet використовує групову згортку на рівні вузьких місць, щоб зменшити кількість параметрів. Зважаючи на те, що вихідні дані залежатимуть лише від однієї групи групових згорток вхідних каналів, механізм розриву цього зв'язку є у формі операції перетасування, яка можлива простою зміною порядку розмірів вихідного тензора.

MobileNet побудовано на концепції роздільних по глибині згорток. Цей обчислювальний модуль складається з одного першого рівня ядер, який працює на кожному вхідному каналі незалежно, глибинна згортка, за якою слідує другий, точковий, який об'єднує проміжні карти ознак через згортку 1×1 . Крім того, у MobileNet є гіперпараметр, який називається множителем ширини, для керування кількістю вихідних каналів у кінці кожного блоку та загальною кількістю параметрів [8].

MobileNetV2 додає лінійні шари вузьких місць наприкінці роздільних звивин, щоб створити те, що автори називають перевернутим залишковим блоком, оскільки пропуск з'єднання з картами ознак ідентичності виконується, коли мережа зменшує кількість каналів [9].

Пошук нейронної архітектури (NAS) – це галузь, метою якої є використання алгоритмів пошуку, як правило, методів підкріпленого навчання або еволюційної оптимізації, щоб знайти комбінацію модулів, яка забезпечує оптимальний компроміс між затримкою та точністю.

EfficientNet покращує можливість ручного налаштування складності моделі, дозволяючи користувачам вибрати бажаний компроміс між ефективністю та точністю. Слід зазначити, що автори [4] пропонують комплексний гіперпараметр масштабування, який налаштовує глибину мережі, тобто кількість шарів або блоків, ширину, тобто кількість каналів, і розмір вхідного зображення, що впливає на роздільну здатність карт внутрішніх функцій, усе це одразу оптимальним чином. Цей метод масштабування впливає зі спостереження, що розміри мережі незалежно не впливають на компроміс між затримкою та точністю.

Здійснено огляд щодо методів стиснення моделі та зменшення затримки. Основні характеристики цих методологій такі:

- Відсікання параметрів – це техніка, яка в основному призначена для зменшення обсягу пам'яті нейронної мережі шляхом зменшення надлишкових з'єднань. Можна видалити окремі вагові коефіцієнти, групу нейронів або весь

згортковий фільтр, що також покращує час висновку. Як побічний ефект, ця операція впливає на точність моделі, тому вимагає ітераційного процесу, що складається з кроків скорочення та перенастроювання мережі. Крім того, отримані моделі, як правило, рідкісні та вимагають спеціального апаратного та програмного забезпечення, щоб не втратити перевагу над аналогами.

- Квантування скорочує кількість операцій множення-додавання та пам'ять, змінюючи кількість бітів, які використовуються для представлення маси. Оскільки частіше використовуються 16, 8 або 4 біти, для окремого випадку 1-бітового квантування посиляється на вагову бінаризацію. Крім того, розподіл ваги є спорідненою концепцією, яка вказує на техніку кластеризації груп ваг, які потрапляють в інтервал, і присвоєння їм єдиного спільного значення.

- Мета Knowledge Distillation полягає в тому, щоб передати знання, втілені у великі сучасні моделі, до легших мереж, перевага яких полягає в збереженні можливостей узагальнення, але при цьому є швидшими. Цю техніку можна поєднати з квантуванням, коли мережа «вчителя» використовуватиме представлення повної точності для маси, а легша мережа «учня» буде, наприклад, двійковою. Однак застосування цього методу до завдань, відмінних від класифікації зображень, де стиснута модель вчиться імітувати логіки класу від викладача, є більш складною.

2.4. Зір на рівні очей

Розглянуто БПЛА, які літають на висоті людини. Політ на такій висоті означає, що спільна точка зору, відмінності та зовнішній вигляд багатьох класичних випадків використовують комп'ютерний зір, але існують специфічні проблеми як з обчислювальною, так і з науковою точки зору.

Через обмежені вбудовані обчислювальні можливості часто використовуються класичні методи комп'ютерного зору для досягнення вищої частоти кадрів. Якщо розглядати систему виявлення та уникнення перешкод у

режимі реального часу на основі монокулярних оглядів, то тут перешкоди виявляються за допомогою SIFT, а зіставлення ключових точок щодо збереженого патча виконується методом грубої сили. Фільтри співвідношення та відстані застосовуються для отримання більш надійної відповідності. Опукла оболонка використовується для встановлення об'єкта, який необхідно уникнути, а зміни розміру площі наближення до перешкоди для виконання маневру уникнення використовуються для оцінки відстані до перешкоди.

Ще кілька років назад проблема візуального огляду планера за допомогою монокулярного зображення БПЛА розглядалася шляхом обчислення дескрипторів функцій із тесту прискореного сегмента (FAST) і орієнтованого поворотного короткого огляду (ORB), щоб знайти характеристики, які зіставляються для виявлення одного орієнтира (серед набору відомих орієнтирів), що знаходиться в полі зору та оцінити позу літака щодо літаючого дрона в реальному часі. Окрім фази виділення ознак, цей підхід має дві основні відмінності: по-перше, зіставлення виконується за допомогою швидкого пошуку K-Nearest Neighbor, що покладається на багатозондове хешування, чутливе до локальності (LSH). Класичний LSH обчислювальний легший, ніж підхід грубої сили. У свою чергу, LSH з декількома зондами все ще базується на класичному LSH, але забезпечується більш ефективною індексуванням, оскільки воно перевіряє кілька сегментів, які містять результати запиту в хеш-таблиці. Крім того, об'єкт розпізнається за двовимірними координатами, але відстань оцінюється ітераційним алгоритмом PnP на основі оптимізації Левенберга-Марквардта.

2.5. Взаємодія людини і дрона

Безпілотник, що летить на висоті людини, неминуче взаємодіє з людьми. Комп'ютерний зір стає фундаментальним для реалізації взаємодії, яка може відбуватися в реалістичних сценаріях, розпізнавши людей, а також їх частини тіла та жести. У дескриптори згорткової нейронної мережі (P-CNN) використовуються на наборі даних БПЛА-статусу, щоб визнати жести з точністю 91,9%.

БПЛА може розпізнати людину, яка контролює безпілотною, використовуючи позу тіла та жест руки. Зокрема, рухи рук відстежуються за допомогою датчика руху стрибка, пристрою, спеціально розробленим для відстеження рук.

Він складається з двох веб-камер з лінзами з рибними очима, трьома інфрачервоними світлодіодами та пластиковою дифундууючою панеллю.

Існує можливість використання обличчя для управління роботом. Користувач змушує робота літати, роблячи визначений вираз обличчя, а напрямок та інтенсивність польоту задаються положенням та розміром голови.

Жести також використовуються для вибору окремих осіб і груп, використовуючи словник просторових вказівних жестів двома руками

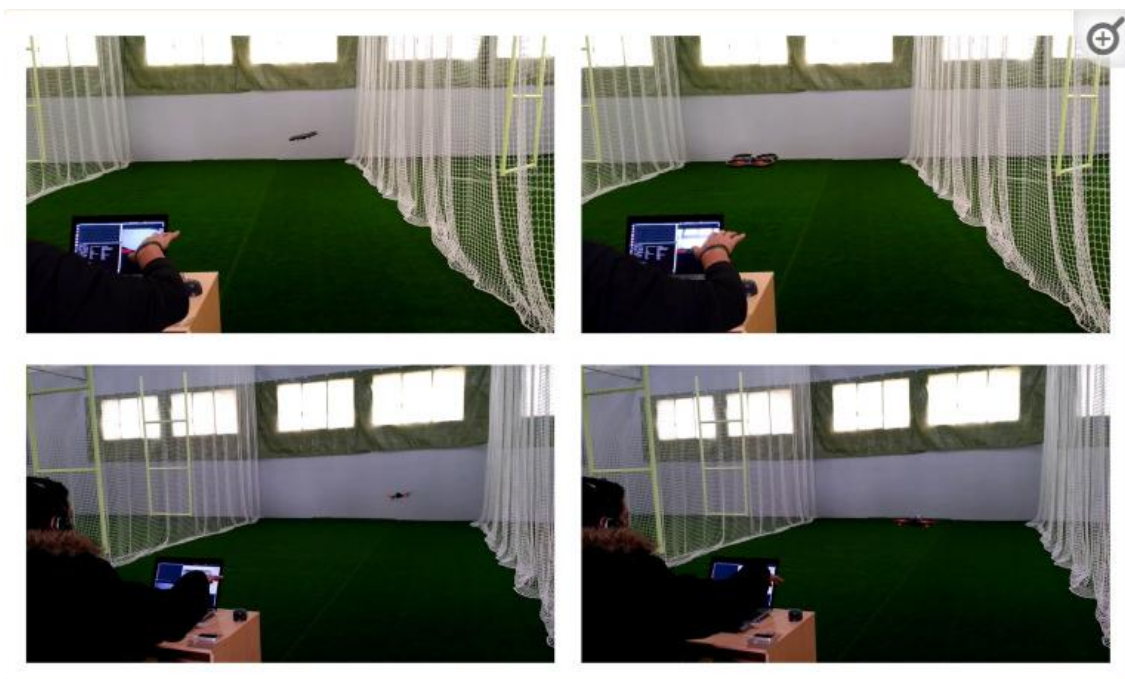


Рисунок 2.2. Взаємодія людини та дрона і управління дроном за допомогою жестів

2.7. Комп'ютерний зір: Низький і середній зріст

Зона від 5 до 120 м польоту є найбільш природною для більшості комерційних застосувань, пов'язаних із БПЛА. На такій висоті виникає велика

дисперсія в перспективі та розмірі, з якими об'єкти можуть виглядати з камер, встановлених на безпілотноїках. Зважаючи на ці спостереження та враховуючи вплив глибинного навчання комп'ютерного зору за останнє десятиліття, найновіші рішення для подолання проблем, пов'язаних із виявленням об'єктів з повітряної точки зору, головним чином зосереджені на використанні CNN.

Для вирішення проблеми мінливості масштабу аерофотознімків були запропоновані різні модулі нейронної мережі. Наприклад, триетапний конвеєр, що складається зі спеціалізованих підмереж: перший, CPNet, подібно до мережі регіональних пропозицій, виділяє кластери-кандидати, об'єднуючи регіони, де цільова присутність щільніша; по-друге, ScaleNet оцінює масштаб обмежувальних рамок об'єктів, що містяться в кожному кластері; останній, де вхідні дані масштабуються та доповнюються відповідно до попереднього кроку для подачі в стандартну мережу виявлення, DetectNet, регіони кластера окремо. Подібні спостереження щодо розподілу об'єктів на аерофотознімках привели до концепції створення карти щільності для виконання виявлення обрізаних областей зображення. Потім результати об'єднуються з результатами виявлення об'єктів на всьому зображенні, після чого виконується етап постобробки без максимального придушення для об'єднання рамок.

Незважаючи на важливість точності детектора на об'єктах із змінним розміром і точкою огляду, ще одним переконливим аспектом для розробки програмного забезпечення БПЛА є продуктивність у режимі реального часу. SlimYOLOv3 є результатом відсікання параметрів по каналу, застосованого до популярного детектора об'єктів YOLO, що накладає втрати регуляризації L1 на вивчену статистику нормалізації партії. Але зменшення параметра не дає перевагу перед реалізацією ванільного YOLO, більш дрібна архітектура YOLOv3-TINY все одно отримує більш високий FPS, стверджуючи, що вузьке місце у скороченні не дозволяє далі покращувати продуктивність.

З іншим підходом до ефективності мережі Mixed YOLOv3-LITE отримано полегшену архітектуру для продуктивності в реальному часі [11]. Мережа

базується на YOLO-LITE, але вводяться залишкові блоки, а також реалізація паралельних підмереж із високою та низькою роздільною здатністю, що забезпечує оптимальний баланс між продуктивністю та швидкістю навіть у без GPU- комп'ютери або портативні термінальні пристрої. Під час тестування як на рівні очей, так і на низькій-середній висоті архітектура досягла 43 кадрів в секунду з вхідною роздільною здатністю 224x224 пікселів і 13 кадрів в секунду із зображеннями 832x832 пікселів.

Для покращення продуктивності класифікації зображень на основі БПЛА найкращою є ультимодальна схема злиття датчиків. В ній є дві конфігурації злиття датчиків: перша складається з панхроматичної та кольорової камери, друга – із чотирисмугової мультиспектральної камери. Отримані зображення порівнюються з зображеннями, отриманими однокольоровою камерою Байєра з високою роздільною здатністю. Експерименти показують, як обидві конфігурації злиття датчиків можуть досягти вищої точності порівняно із зображеннями однієї кольорової камери Байєра. Також було реалізовано 2D LiDAR зі стереокамерою для безпечної навігації в автономному польоті багатоконцерного БПЛА [7].

2.7. Виявлення транспортних засобів

Виявлення транспортних засобів на аерофотознімках є вирішальним етапом обробки зображень для багатьох застосувань, таких як скринінг великих територій. Більшість існуючих систем виявлення транспортних засобів у повітряному спостереженні засновані або на регіоні, або на основі ковзного вікна.

Традиційні методи базуються на функціях ручної роботи, які не можуть досягти оптимального балансу між здатністю розрізняти та надійністю без урахування деталей реальних даних. Однак деякі роботи все ж заслуговують на те, щоб їх було згадано через їх конкретну мету застосування та інноваційний спосіб вирішення проблеми. Розглянуто алгоритм, який дозволить безпілотним літальним апаратам, які літають на більшій висоті, автоматично виявляти наземні транспортні засоби в сільській місцевості.

Перший етап алгоритму перевіряє кожне розташування зображення в кількох масштабах і ефективно усуває переважну більшість фонових областей. Алгоритм починається з швидкого виявлення об'єктів за допомогою кутового детектора Гарріса. Далі виявляються області, що містять високу щільність ознак. Третій крок кластеризує відповіді, що сильно перекриваються. На останньому етапі властивості на основі кольору використовуються для подальшого уточнення результатів.

Останнім часом методи виявлення транспортних засобів різко вдосконалюються завдяки використанню глибокого навчання. На сьогоднішній день поширений метод, що використовує детектор на основі регіону, який шукає можливі місця розташування об'єктів на основі характеристик зображення та класифікує їх за допомогою CNN [11].

Таким чином, встановлено що для вирішення своїх задач БПЛА оснащені широким набором бортових датчиків, використання яких залежить від багатьох факторів, в першу чергу, від застосування та завдання, які потрібно виконати.

Зроблений висновок про технічну складність досягнення повністю автономної роботи БПЛА що і досі є невирішеною дослідницькою проблемою.

Переважне застосування технології комп'ютерного зору застосовується для рішення задач виявлення об'єктів, їх класифікації та розпізнавання об'єктів.

Досліджені найбільш поширені алгоритми виявлення об'єктів та розглянуто основні їх налаштування.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА

3.1. Уникнення перешкод

Щоб уникнути перешкоди, які є на траєкторії польоту літального апарату, що працює в автоматичному режимі, необхідно використовувати датчики виявлення, засоби вимірювання та камери. Таким чином, коли зображення отримується через камеру, ця інформація надходить в комп'ютер у вигляді матриці розміром $n \times m$ пікселів, які приймають своє значення в залежності від інтенсивності колірного спектру. Потім необхідно використовувати математичні інструменти, щоб змінити ці числа та отримати бажану інформацію. Ця маніпуляція даними відома як обробка зображень.

Під час обробки зображень виконуються різноманітні завдання, починаючи від коригування розміру зображення й закінчуючи ідентифікацією об'єктів або регіонів, що представляють інтерес.

За мету було взято виявлення та вибір найближчого об'єкта в полі зору БПЛА. З цією метою використовувалися морфологічні операції для усунення або виділення цікавих особливостей зображення, тим самим відокремлюючи об'єкт інтересу від фону зображення.

Крім того, найпрактичнішим способом уникнення перешкоди на налаштованій траєкторії є зміна режиму польоту БПЛА під час виконання завдання. Завдяки цьому можна дати вказівку літаку виконувати маневри ухилення під час його місії.

| Кафедра АКСУ | | | | ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА | | | |
|--------------|---------------|--|--|--|-------------|--|---------|
| Виконав | Стеценко Н.С. | | | РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА | | | Аркушів |
| Керівник | Кирпач Л.А. | | | | | | 57 |
| Н-кнтр. | Дивнич М.П. | | | | СУ-313Б/стн | | |
| Зав.каф. | Мельник Ю.В. | | | | | | |

Зазвичай для проведення напівнатурного експерименту тестування системи управління БПЛА з використанням системи технічного зору виконується на основі результатів роботи алгоритмів машинного навчання та відповідно до параметрів системи управління дроном у середовищі математичного моделювання та симуляції Matlab Simulink (рис.3.1), з використанням спеціалізованого програмного пакету «Моделювання польоту квадрокоптера».

На рисунку 3.1 показано процес моделювання польоту БПЛА в пакеті Matlab Simulink

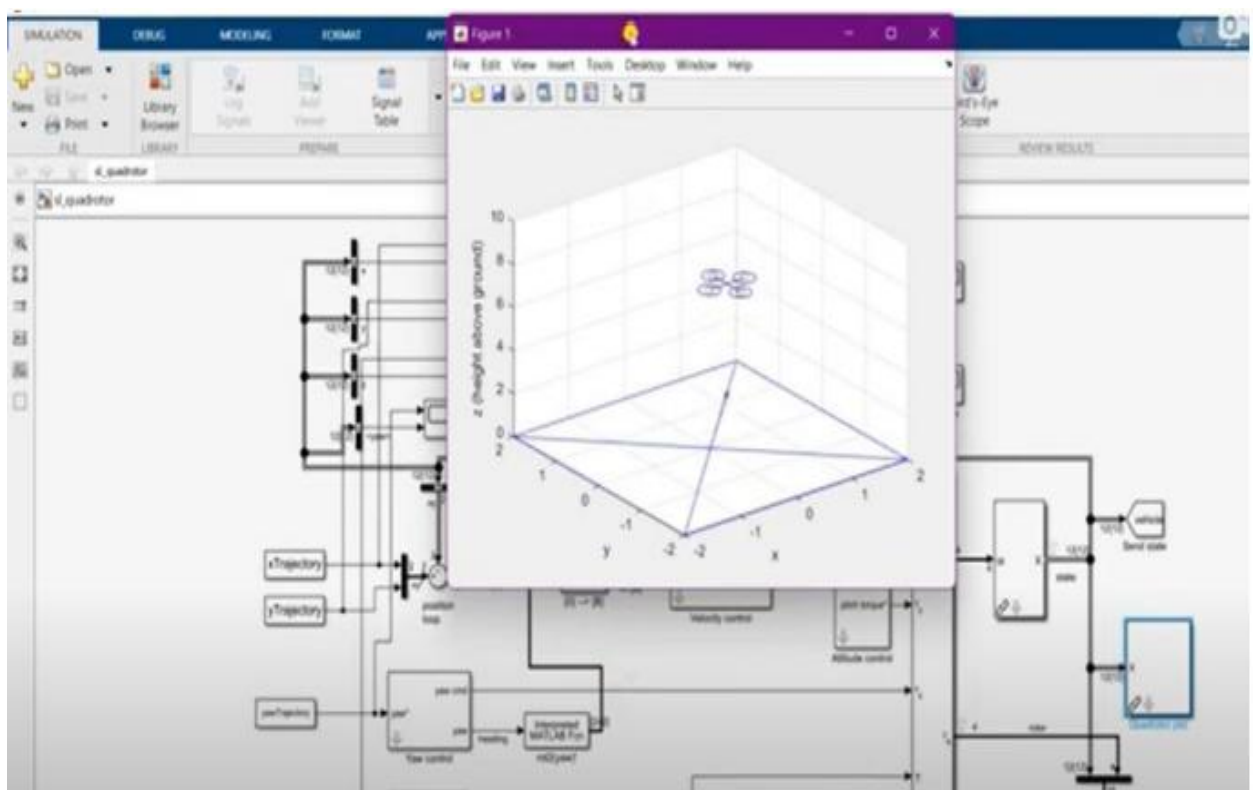


Рисунок 3.1. Моделювання польоту БПЛА в пакеті Matlab Simulink

На рис. 3.2 показано як виконується ухилення від рухомого об'єкта шляхом зміни режиму польоту. Подібним чином на рисунку 3.2 (б) видно, як виконується маневр ухилення від статичного об'єкта шляхом зміни режиму польоту на керований і подальшої вказівки літаку рухатися до нової невизначеної точки, щоб уникнути перешкоди. В обох маневрах, як тільки перешкода виходить з поля зору літака, він відновлює запрограмовану місію польоту.

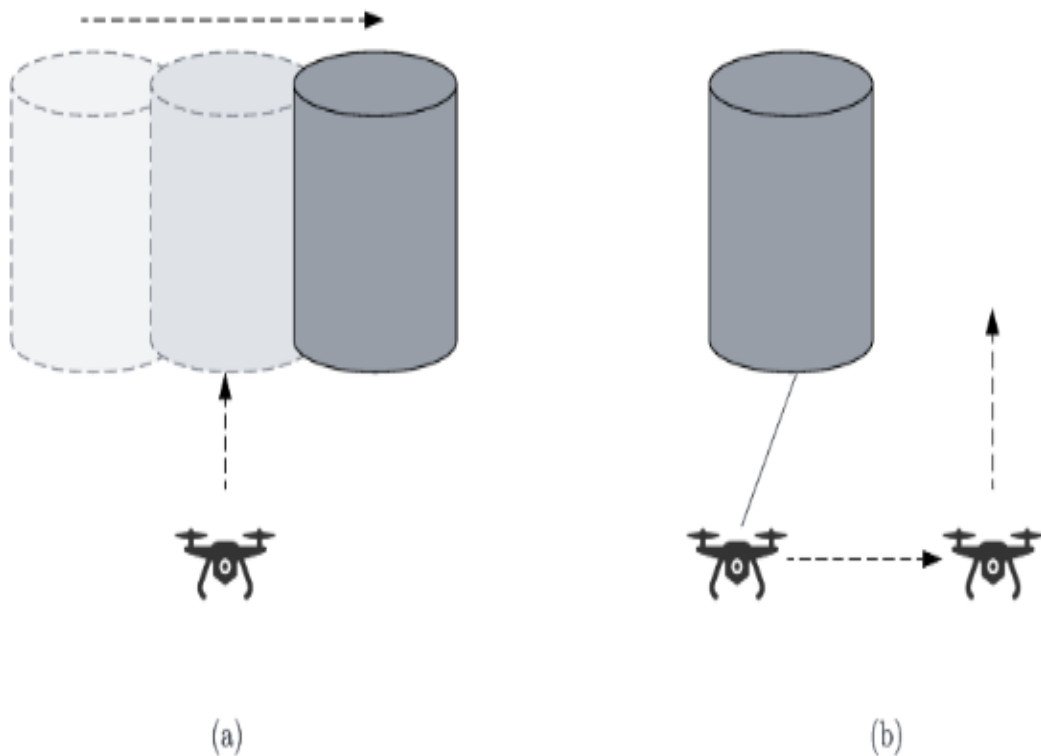


Рисунок 3.2. Маневри ухилення шляхом зміни режиму польоту

Для цієї роботи було реалізовано маневр обходу перешкод у керованому режимі та маневр, заснований на принципі роботи режиму бездіяльності, який підтримує постійне положення та швидкість польоту БПЛА в заданій точці [6].

3.2. Посадка на основі зору

Алгоритм має чотири процеси, показані на рисунку 3.3, структуровані відповідно до логіки алгоритму. Це впорядкована послідовність процесів на основі сценарію (незалежно від наявності вертолітного майданчика чи ні), яка спрямована на виконання остаточного процесу, завершення маневру приземлення та досягнення безпечного зниження в безпечній зоні [5].

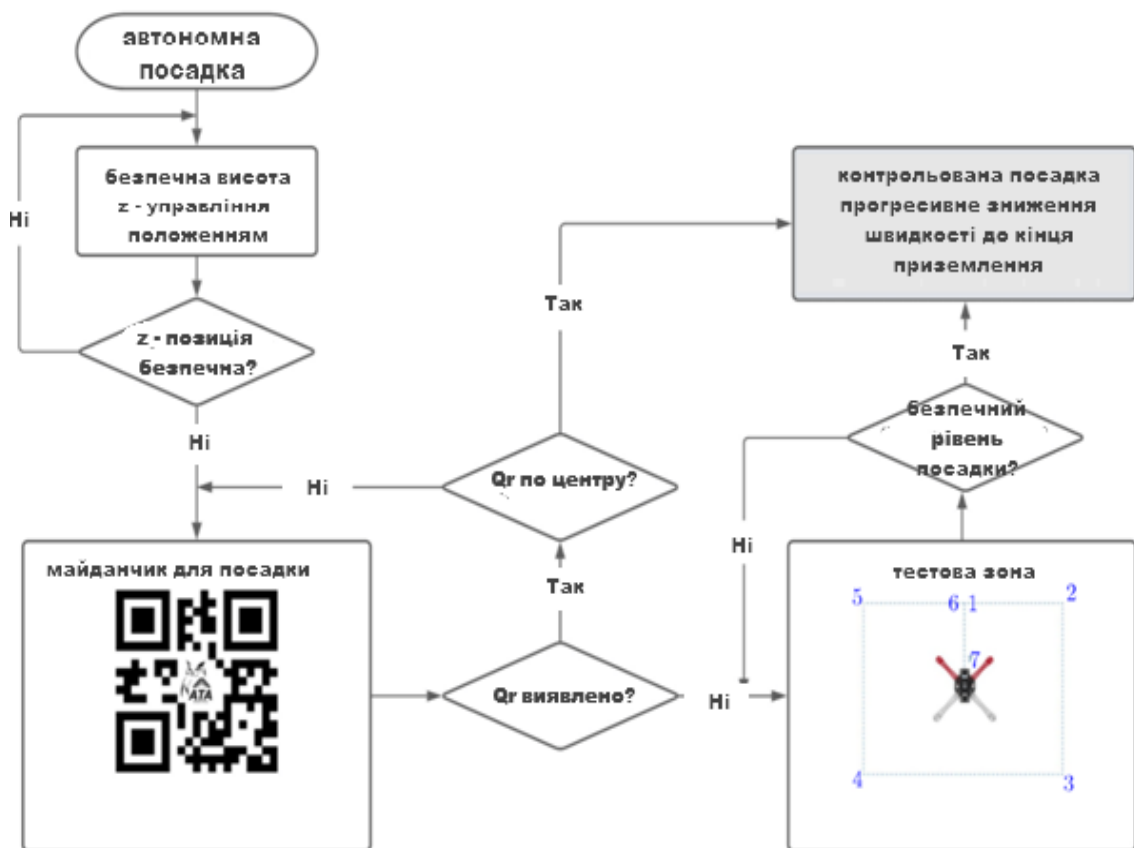


Рисунок 3.3. Алгоритм керованої посадки

Перший – безпечна висота, перериває автоматичну посадку диспетчера польоту. Статус посадки, що належить до повідомлення, постійно перевіряється. Початок маневру залежить від виявлення команди.

Потім датчик відстані вимірює висоту відносно землі, і на основі цього вимірювання вирішує, чи потрібна корекція висоти. Якщо квадрокоптер спочатку знаходиться вище безпечної висоти, він буде знижуватися, доки не опиниться в його діапазоні, інакше він зберігатиме свою висоту.

Другий – виявлення вертолітного майданчика, реалізує двоступеневу систему комп'ютерного зору. Перший ідентифікує наявність QR-коду; якщо він містить слово, він знаходить і ідентифікує регіон, що містить код. Потім ініціалізується пристрій відстеження об'єктів, який слідує за вертодромом, доки не буде центровано з віссю камери. Для відстеження застосовується правило чистого переслідування, де швидкість наближення вище LOS, а її розкладання на

локальні осі БПЛА встановлюється в командах, що надсилаються диспетчеру польоту.

Третій – тестова зона, працює як альтернатива попередньому, оскільки він працює, коли немає вертодрому. Тут попередньо розроблений маневр, який відповідає рисунок 3.3, визначає, чи безпечна зона для посадки, що використовує безперервні вимірювання висоти та подальший аналіз дисперсії в даних.

Четвертий – контрольована посадка, складається з надсилання команди на посадку та керування її опорною швидкістю як функцією висоти відповідно до наступного виразу:

-
- початкова швидкість посадки
 - швидкість, коли надсилається команда
 - початкова висота, коли надсилається команда
 - висота з квадрокоптером на землі
 - безперервне вимірювання висоти

Рівняння представляє зміну швидкості, розраховану відповідно до основного лінійного співвідношення $v = v_0 + k \cdot h$, у якому константи v_0 та k визначаються початковою та кінцевою точками висоти, виміряними за допомогою датчика відстані, який визначає початкову та кінцеву точки висоти, виміряні за допомогою датчика відстані разом із попередньо визначеною швидкістю посадки, встановленою в параметрах контролера польоту.

Коли квадрокоптер знаходиться на землі, двигуни вимикаються, щоб завершити маневр.

3.3. Уникання перешкод на основі зору

3.3.1. Виявлення перешкод

Для виявлення перешкод використовується техніка комп'ютерного зору, заснована на морфологічних операціях для визначення положення об'єкта відносно літака, а датчик відстані LIDAR Lite v3 використовується для визначення відстані між БПЛА та об'єктом. Рисунок 3.4 більш детально показує весь процес, який виконується для розробки етапу виявлення об'єкта.

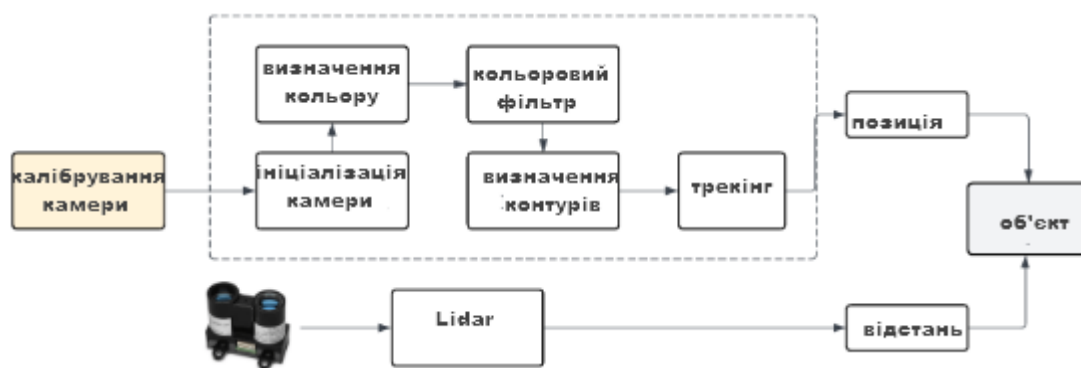


Рисунок 3.4. Структура етапу розпізнавання об'єкту

3.3.2. Детектор кольорів з OpenCV

Мета цього етапу – визначення кольору об'єкта, найближчого до центру зображення, знятого камерою NoIR v1, відокремлення його від фону та відстеження. Щоб досягти цього, детектор кольорів покладено на фільтр Гаусса. Цей фільтр працює, надаючи вищий пріоритет пікселям, розташованим у центрі зображення, і відкидаючи решту [1]. Починаючи з центрального пікселя зображення, генерується матриця 20×20 . У цьому випадку він служить маскою згортки для визначення кольору об'єктів, розташованих в центрі зображення. Ця згортка виконується для кожного колірному простору, і для кожного з них визначається значення пікселя, найближчого до центру зображення.

Коли фотографія зроблена за допомогою камери, вона надходить на комп'ютер у значеннях колірному простору RGB (R для червоного, G для зеленого та B для синього). Однак зручніше використовувати колірний простір HSV (Hue, Saturation, Value), особливо при проектуванні детектора кольорів. У цьому просторі колірний тон об'єкта визначається виключно значенням Hue, де 0 означає білий колір, а 255 – чорний. Тому зображення перетворюється на систему HSV [4]. Це показано на рисунку 3.5.a.

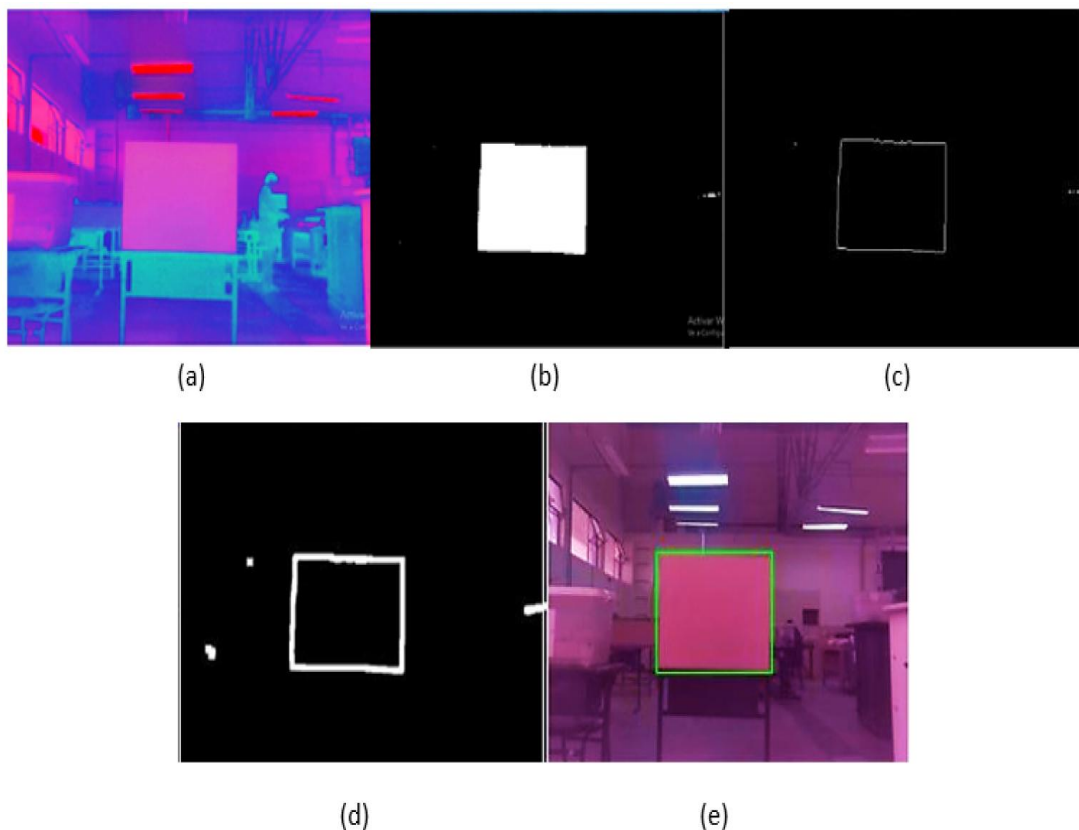


Рисунок 3.5. (a) Зображення в системі HSV. (b) Результат детектора кольору. (c) Результат детектора Canny Edge. (d) Розширення краю. (e) Кінцевий результат детектора перешкод.

3.3.3. Фільтр кольорів гістерезису

Цей фільтр складається з двох компонентів. Перший формується максимальним і мінімальним порогами, які отримано шляхом обчислення середнього всіх значень у матриці згортки для кожного компонента колірному

простору HSV, визначеного на попередньому кроці. Наступним кроком визначено їх як два вектори, які розмежують три компоненти колірному простору HSV, і збереження цих значень як вектори за допомогою команди `np.where` із бібліотеки NumPy. Другим компонентом є маска, за допомогою якої вхідне зображення згортається піксель за пікселем, таким чином усуваючи всі ті пікселі, які знаходяться за межами порогового діапазону. Для виконання цієї операції використано команду `cvtColor` з OpenCV, яка повертає бінарне зображення. Результат показано на рисунку 3.5 b, де білий колір представляє області, які знаходяться в межах визначеного тонального діапазону в кольоровому фільтрі.

3.3.4. Контурний детектор

Бібліотека OpenCV пропонує простий спосіб реалізації детектора країв `canny` [1] за допомогою команди `canny`, яка після реалізації дає результат, показаний на рисунку 3.5 c.

Щоб покращити результат, отриманий від детектора контурів, застосовано морфологічну операцію розширення, яка розширює та з'єднує краї, отримані за допомогою детектора `canny`, завдяки чому зображення, яке надходить у детектор контурів, має більш виражені краї. На рисунку 3.5 d показано результат, отриманий після виконання операції морфологічного розширення.

При розширених краях об'єкта інтересу проводиться виявлення всіх контурів, присутніх на зображенні. У OpenCV команда `findContours` використовується, щоб визначити, чи є ребро контуром. Однак, щоб підвищити точність детектора контурів, застосовано фільтр, який видаляє всі контури із зображення, крім того, що відповідає об'єкту, найближчому до центру зображення.

Це відбувається шляхом обчислення відстані від центру зображення до кожного наявного контуру, вибираючи лише той, що із найменшою відстанню. Це обчислення передбачає визначення центрів мас виявлених контурів, а потім

використання команди `cv::minMaxLoc` із бібліотеки NumPy для обчислення відстані між центром кожного контуру та центром зображення. Віднімання між центром зображення та центром кожного контуру показує їх положення відносно дрона.

За допомогою команди `cv::minMaxLoc` виділяється лише контур із найменшою відстанню від центру зображення. На рисунку 3.5е показано результат, отриманий після впровадження контурного детектора. Перешкода укладена в зелений обмежувальний прямокутник, який потім використовується як обмежувальна рамка введення для ініціалізації трека об'єктів.

3.3.5. Трекер об'єктів

У бібліотеці OpenCV є зручність використання кількох попередньо розроблених трекерів. Кожен із них має різні рівні точності, ефективність яких залежить від програми. Для цієї роботи трекер KCF вимагає найменших ресурсів обробки, що дає ефективні результати.

Для ініціалізації трекера використовується обмежувальна рамка разом із командою `cv::Rect` із бібліотеки OpenCV. Ця команда приймає як вхідні дані кадр, у якому було виявлено об'єкт, а також обмежувальну рамку, яка його оточує. Після ініціалізації трекера наступний крок – відстеження об'єкта за допомогою команди `cv::TrackerKCF::track` із OpenCV. Ця команда відповідає за оновлення значення обмежувальної рамки на основі нового положення пікселів усередині неї [1]. На рисунку 3.6 показано реалізований алгоритм управління трекером об'єктів, який припиняє роботу лише тоді, коли відстежуваний об'єкт залишає поле зору дрона або якщо трекер отримує помилковий результат.

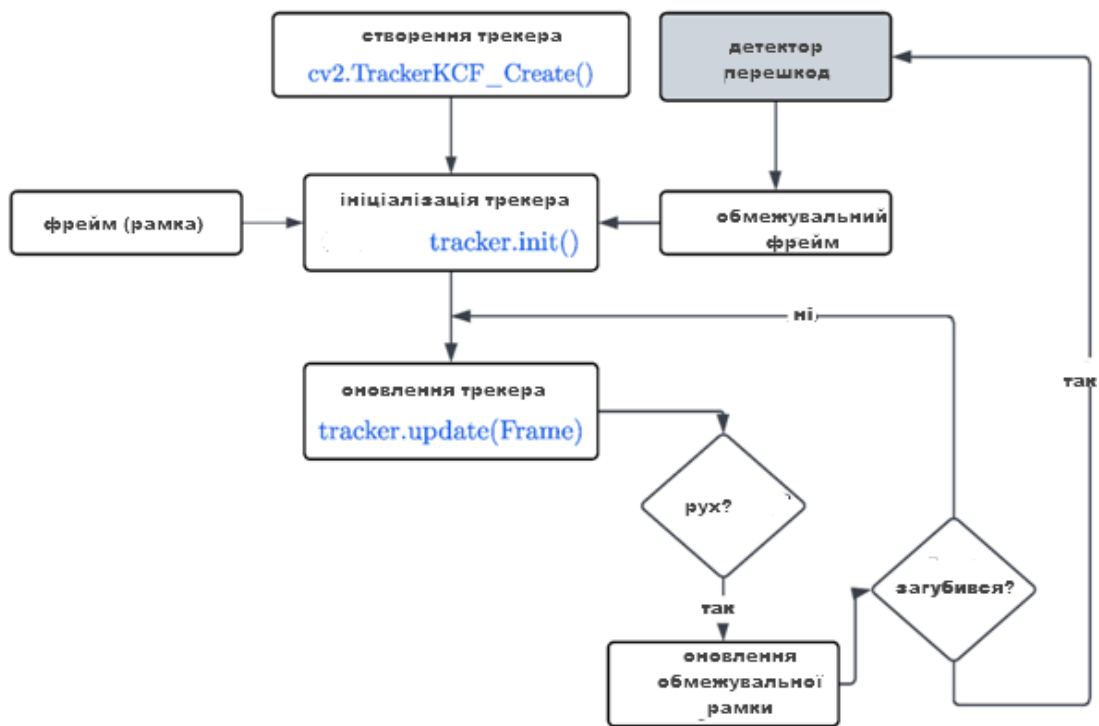


Рисунок 3.6. Блок-схема роботи трекера

3.3.6. Маневр уникнення перешкоди

Реалізований маневр обходу перешкод базується на зміні режиму польоту на керований та маневрі, заснованому на принципі роботи режиму бездіяльності, який підтримує постійне положення та швидкість польоту БПЛА у вказаній точці. Цей останній маневр буде виконано, зберігаючи режим польоту в керованому режимі.

Спочатку створюється місія через Планувальник місій і завантажується автопілот Pixhawk Cube, після чого LIDAR Lite v3 виявляє, що об'єкт знаходиться на відстані менше 3 м і що детектор об'єктів уже визначив його положення відносно до дрона, починається маневр ухилення.

Маневр уникнення полягає в переміщенні літака вліво або вправо, залежно від положення перешкоди, доки він не залишить поле зору камери. Для виконання цього використовується повідомлення типу команди , яке надається модулем бібліотеки Pymavlink.

Наведено алгоритм керування, що описує роботу системи обходу перешкод. Він показує, що як тільки перешкода залишає поле зору камери, дрон відновлює свою місію в автоматичному режимі і залишатиметься в цьому режимі, якщо наявність перешкоди не буде виявлено.

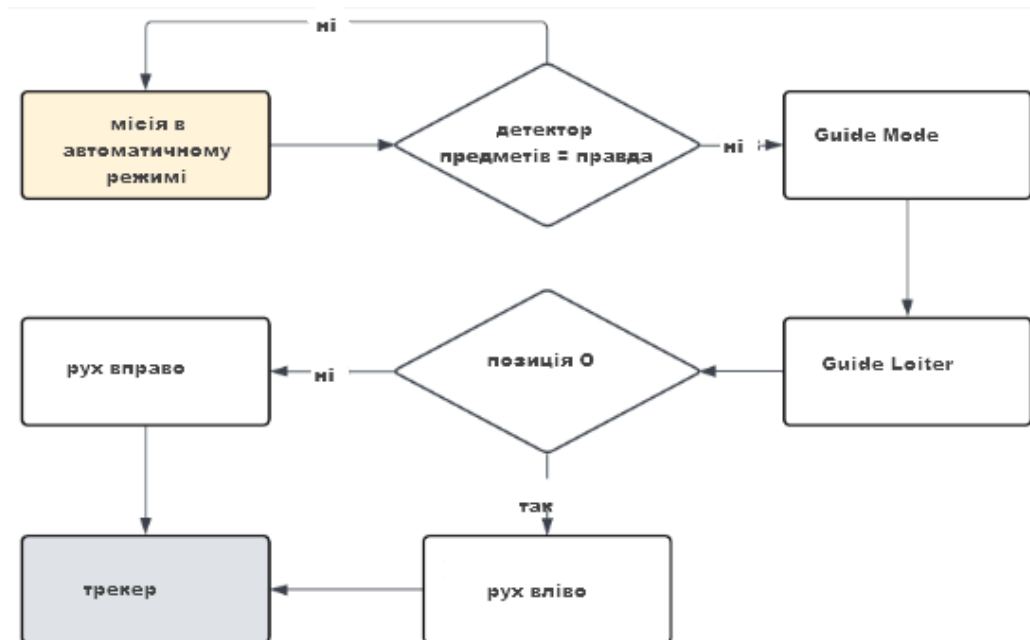


Рисунок 3.7. Схема системи уникнення перешкод

3.4. Тест на автономну посадку

Наведено результати для допоміжних систем, що підтримують маневри при посадці та уникнення перешкод. Ці системи були реалізовані на багатороторному БПЛА в контрольованому середовищі для оцінки продуктивності обох алгоритмів.

Враховуючи важливість розробки автономних систем, які допомагають здійснювати посадку БПЛА в таких програмах, як дистанційний моніторинг, де забезпечення цілісності літака є життєво важливим для уникнення втрат матеріалів і даних, нижче наведені результати оцінки запропонованої автономної посадки.

Було перевірено два сценарії, коли вертодром був виявлений і коли ні.

Ці випробування відповідають виконанню алгоритму наведення при посадці, де безпечна висота 4 м встановлена як достатня для виявлення вертодрому в системі комп'ютерного зору, площа, охоплена процесом тестової зони, становить 4 , стандарт відхилення даних, отриманих під час маневру, повинно бути менше або дорівнювати 16 см, а нижня межа швидкості 20 см/с розглядається для контрольованої посадки.

На рисунку 3.7 показано висоту, зареєстровану Pixhawk IMU і датчиком LIDAR під час маневрів. У Pixhawk виникає періодична помилка позиції.

Таблиця 3.1 підсумовує помилки позиції в тестах, що відповідають першій фазі алгоритму. Записані дані демонструють найбільш значні похибки, при цьому найвища похибка становить 60,83% у тесті 1, тоді як найменша похибка LIDAR Lite v3 становить 3,52% у тесті 3.

Це підкреслює низьку точність GPS та IMU в оцінці координат розташування у менших масштабах; значення, зафіксоване , є найточнішою оцінкою, яку контролер може обчислити на основі цих датчиків.

Що стосується точності алгоритму в коригуванні безпечної висоти, вимірювання датчика відстані розглядаються для порівняння з еталонними. Помилки при досягненні кінцевої позиції не перевищують 8%, що є прийнятним і не впливає на подальші процеси.

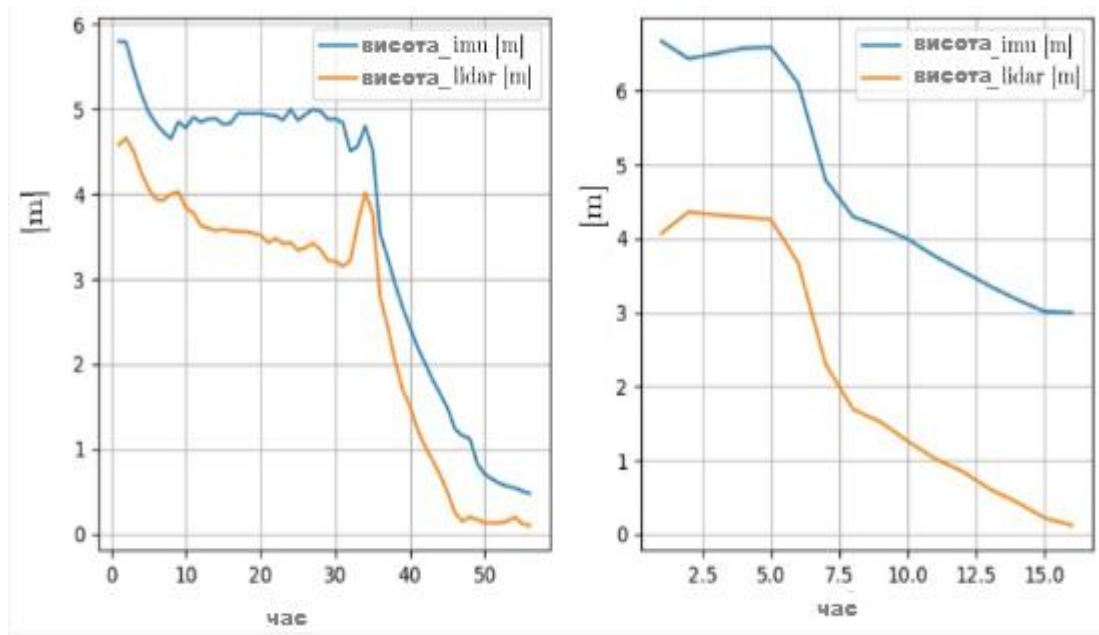


Рисунок 3.7. Запис висоти без виявлення вертолітного майданчика (ліворуч) і з виявленням вертолітного майданчика (праворуч).

Таблиця 3.1

Відносні похибки між бортовим журналом прототипу та даними GPS.

| Номер тесту | Початкова висота | | | Кінцева висота | | |
|-------------|------------------|----------|------|----------------|----------|------|
| | Висота_imu | LIDAR v3 | Lite | Висота_imu | LIDAR v3 | Lite |
| 1 | 4.33% | 4.33% | | 48.23% | 4.71% | |
| 2 | 8.68% | 7.89% | | 18.48% | 17.12% | |
| 3 | 12.75% | 3.52% | | 4.46% | 20.61% | |
| 4 | 60.83% | 12.08% | | 60.83% | 12.08% | |

У контексті додатків дистанційного моніторингу забезпечення точного контролю висоти має вирішальне значення для запобігання різким приземленням. Особливо під час маневрів вертикального зниження, наприклад приземлення, не рекомендується поширювати помилки позиції GPS, оскільки вони можуть вплинути на плавність кінцевої кривої зниження. У цьому дослідженні

впровадження датчика LIDAR виявилось ефективним рішенням для перевірки висоти під час приземлення, перевершуючи обмеження вимірювань Pixhawk.

Після завершення першого етапу (безпечна висота) на рисунку 3.8 показано траєкторію, зроблену квадрокоптером. На рисунку 3.8 (ліворуч), коли вертодром було виявлено, траєкторія до центру оптичної осі є непередбачуваною, оскільки вона залежить від того, де було виявлено вертодром і як довго тривало стеження. І на рисунку 3.8 (праворуч), коли вертодрому не було, траєкторія нерегулярна, але відповідає тій, що визначена процесом тестової зони; показано, що площа землі становила 4 . Особливістю квадрокоптера є вертикальний зліт і посадка (VTOL). З цієї причини необхідно перевірити, чи безпечна посадка на невідомій місцевості, перш ніж це зробити. Виявлення вертодрому означає успішне завершення місії польоту, оскільки він приземлиться там, де було запрограмовано. Однак у разі можливої втрати сигналу або напрямку точність датчика відстані має вирішальне значення. Хоча вимірювання є пунктуальним, безперервне вимірювання може допомогти успішно покрити зону посадки.

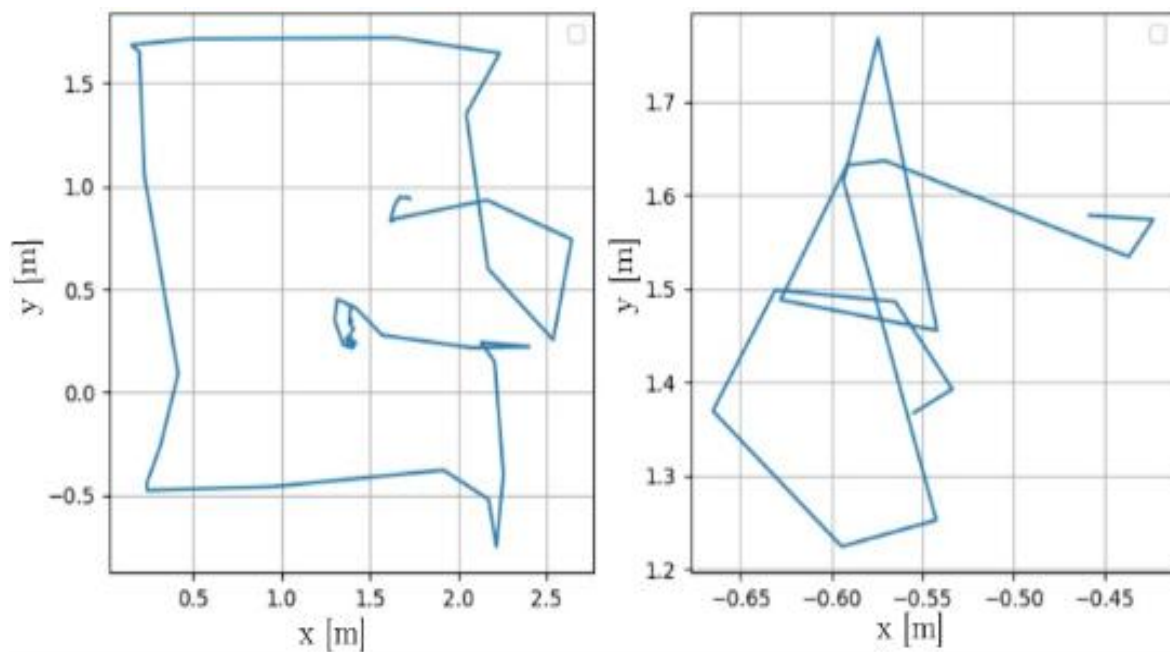


Рисунок 3.8. Траєкторія X проти Y без виявлення майданчика для посадки (ліворуч) і з виявленням вертолітного майданчика (праворуч)

Після того, як квадрокоптер розпізнає, де посадка безпечна, виконується процес контрольованої посадки [5]. На рисунку 3.9 показано зміну швидкості від початку контрольованої посадки до кінця маневру. Спочатку спостерігається виражена перехідна фаза, оскільки слід зазначити, що перед зниженням БПЛА висить у повітрі на постійній висоті. Потім відбувається поступове зниження швидкості, поки вона не стабілізується на рівні 20 см/с. Це значення було встановлено після того, як було виявлено, що на низьких швидкостях БПЛА має тенденцію значно затримувати посадку або залишатися нерухомим на низькій висоті. Поступове зниження швидкості має вирішальне значення для запобігання відскоку БПЛА від землі, особливо на нерівній місцевості, наприклад, у вулканічному середовищі. Цей запобіжний захід стає ще важливішим, коли крихкі пристрої є частиною корисного навантаження. Крім того, використання датчика відстані на додаток до GPS зменшує помилки позиціонування, які можуть виникнути лише через GPS, що особливо важливо на місцевості зі змінною висотою.

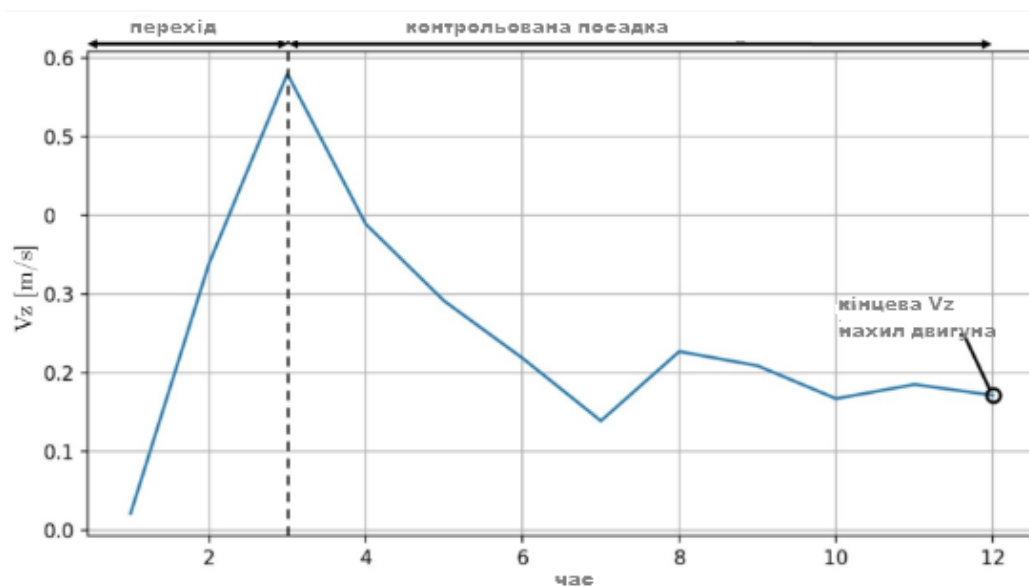


Рисунок 3.9. під час останнього етапу приземлення

Результати, представлені автономною системою посадки в двох найпоширеніших сценаріях, є задовільними; успішне приземлення було досягнуто в 90% тестів, приписуючи решта 10% проблем труднощам оптимізації енергії та

потужності обробки. У цих виняткових випадках БПЛА дезорієнтувався через затримку обробки зображення під час відстеження майданчика для приземлення. Крім того, відповідаючи вимогам щодо корисного навантаження та споживання енергії, прототип відкриває можливість застосування в програмах дистанційного моніторингу, таких як вулканічні зони, де рельєф зазнає постійних змін. Це додає важливу можливість для безпеки БПЛА та впевненості пілота.

3.7. Уникнення перешкод

Беручи до уваги умови польоту, необхідні для місій моніторингу у віддалених районах, самодостатня система, яка дозволяє уникати перешкоди, має вирішальне значення для запобігання аварій. Нижче наведені результати оцінки розробленої системи обходу перешкод.

Для цього використовується квадратна губка розміром _____ для імітації потенційної перешкоди на траєкторії польоту літака під час моніторингу.

3.7.1. Тестування детектора перешкод

Перевіряючи роботу розробленого детектора перешкод і надійність зміни режиму польоту, політ БПЛА ініціюється вручну та наближається до перешкоди в його оточенні. Коли датчик відстані виявляє об'єкт у радіусі 4 м, камера вмикається, щоб виявити перешкоду, і режим польоту перемикається на керований режим [15].

На рисунку 3.10 показані результати, отримані детектором перешкод, де в синьому прямокутнику видно значення відстані, на якій виявлено об'єкт, а в жовтому – значення відстані, на якій зупиняється БПЛА.

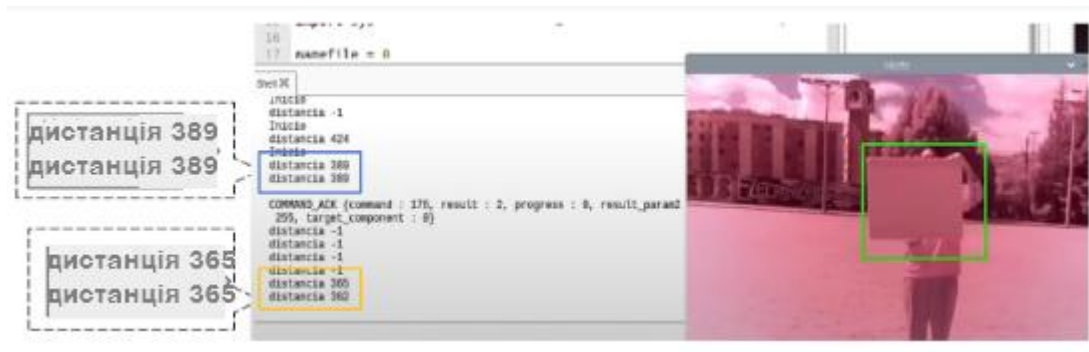


Рисунок 3.10. Результат детектора перешкод

Крім того, для підтвердження того, що зміну режимів було виконано правильно та що положення зберігалось під час встановлення керованого режиму, нижче наведено графік, отриманий із даних.

На рисунку 3.10а показано зміну положення дрона з часом. Помітно, що дрон розпочинає рух, зберігаючи своє положення, а потім рухається вперед, доки не виявить перешкоду при . Як тільки перешкоду виявлено, дрон зупиняється та чекає подальших інструкцій. Той самий маневр можна спостерігати з іншої точки зору на рисунку 3.10б.

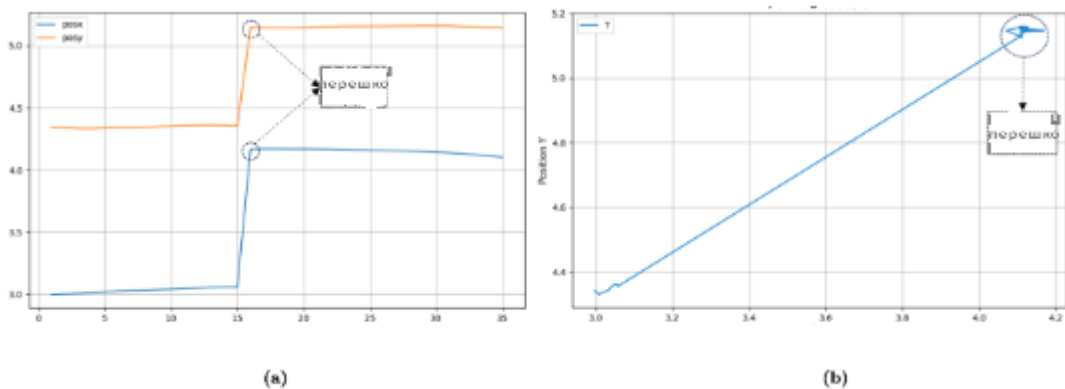


Рисунок 3.10. (а) Залежність положення від часу, (б) Залежність положення X від положення Y.

Впроваджена система демонструє високоефективний час відгуку з похибкою приблизно 0,3 м, як проаналізовано в таблиці 3.2. Це значення похибки вважається цілком прийнятним, оскільки поріг виявлення, який використовувався при розробці тестів, становить 4 м., що дозволяє безпілотнику виконувати

маневри ухилення з великим запасом безпеки та гарантованим успіхом. Ці результати демонструють, що реалізована система виявлення перешкод гарантує, що дрон може виконувати критичні місії, не зазнаючи пошкоджень через зіткнення з перешкодами в його оточенні. Це підвищує рівень успішності критичних місій і впевненість у впровадженій технології.

Таблиця 3.2

Реакція БПЛА на детектор перешкод для порогу виявлення 4 м зі швидкістю польоту 10 м/с.

| Номер тесту | Відстань виявлення м | Помилка виявлення м | Відстань зупинки м | Помилка зупинки м |
|-------------|----------------------|---------------------|--------------------|-------------------|
| 1 | 3.89 | 0.11 | 3.65 | 0.35 |
| 2 | 3.96 | 0.04 | 3.92 | 0.08 |
| 3 | 3.4 | 0.6 | 3.61 | 0.39 |

3.8. Результати допоміжної системи подолання перешкод

Після перевірки роботи сповіщувача перешкод тестується сповіщувач разом із ухилячем, тобто повним прототипом. Для досягнення оптимального маневру уникнення важливо враховувати траєкторію, яка забезпечить дрону найбільшу автономність польоту під час уникнення перешкоди. Літальний апарат буде виконувати маневр уникнення з мінімальними витратами енергії, що є критичним фактором у будь-якій місії безпілота.

Одна з цілей системи уникнення полягає в тому, щоб бути повністю автономним під час виконання місії, попередньо запрограмованої в планувальнику місії, оскільки політ виконуватиметься поза точкою огляду. З цієї причини режим польоту завжди залишатиметься автоматичним, і лише коли об'єкт буде виявлено на відстані менше 3 м, режим польоту зміниться з автоматичного на керований.

Потім дрон виконуватиме кероване байдикування, рухаючись праворуч або ліворуч, як описано в попередньому розділі, доки об'єкт не залишить поле зору камери. Коли це буде завершено, дрон відновить політ, поки не завершить або не виявить іншу перешкоду, яка може спричинити зіткнення.

З цього моменту починається запланована місія, яка озброює двигуни дрона за кодом, а потім запускає місію. У цій частині необхідно було реалізувати час очікування 4 с між складанням двигунів дрона та початком місії, щоб двигуни мали достатньо часу, щоб досягти швидкості, необхідної для стабілізації. Дуже важливо пам'ятати про це, тому що якщо цього не виконати, дрон втратить стабільність і орієнтацію під час запуску.

Приклад програми, що виконує функцію захоплення зображення та виведення його у графічне вікно, представлений на рис. 3.11

```
import numpy as np
import cv2
cap = cv2.VideoCapture(0)
fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'XVID')
out = cv2.VideoWriter('output.avi',fourcc, 20.0, (640,480))
while(cap.isOpened()):
    ret,frame = cap.read()
    if ret==True:
        gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
22
    cv2.imshow('frame',gray)
    out.write(frame)
    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break
    else:
        break
cap.release()
out.release()
cv2.destroyAllWindows()
```

Рисунок 3.11. Приклад програми, що виконує функцію захоплення зображення та виведення його у графічне вікно

Приклад коду програми, яка бере дані з датчиків орієнтації, віддає команди контролерам моторчиків та приймає команди від Raspberry Pi, яка в свою чергу відповідає за комунікацію з додатком та контроль позиції, використовуючи дані з камери

```

cmake_minimum_required(VERSION 2.8)
project( Flying )

include_directories(/usr/include/dbus-1.0)
include_directories(/usr/lib/x86_64-linux-gnu/dbus-1.0/include)
include_directories(/usr/lib/arm-linux-gnueabi/hf/dbus-1.0/include)

include_directories(libs/glm/include)
include_directories(libs/bmp280/include)

set(
  TARGETS
  src/main.cpp
  src/connection.cpp
  src/bluetoothHelper.cpp
  src/controlsAdapter.cpp
  src/flightController.cpp
  src/infoAdapter.cpp
)

add_executable( rcontrol ${TARGETS} )

add_subdirectory( libs/bmp280 )

target_link_libraries(rcontrol bluetooth)
target_link_libraries(rcontrol dbus-1)
target_link_libraries(rcontrol pthread)
target_link_libraries(rcontrol pigpio)
target_link_libraries(rcontrol bmp280)

```

Рисунок 3.12. Приклад коду програми

З даних, отриманих Raspberry Pi під час польоту, був створений тривимірний графік траєкторії дрона під час місії. Цей графік показано на рисунку 3.13 у декартових координатах.

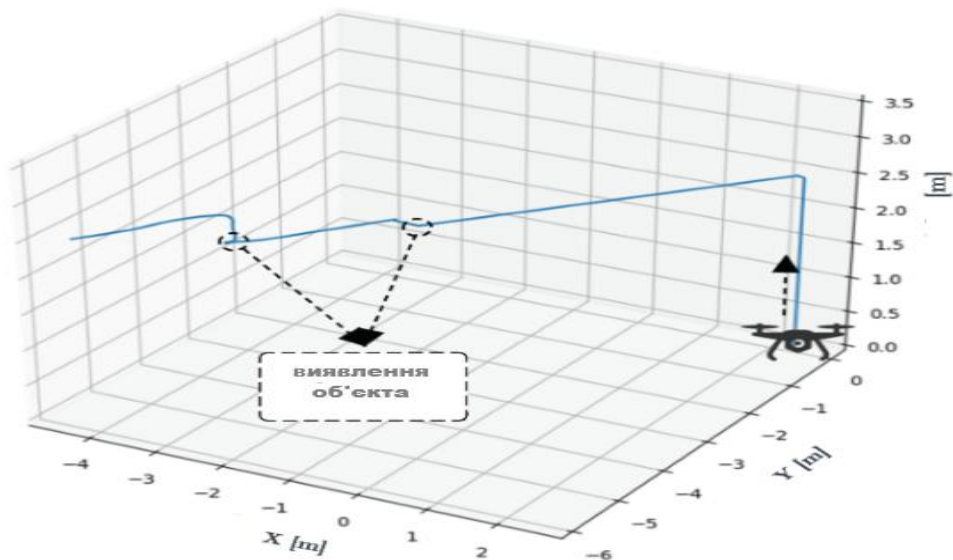


Рисунок 3.13. Траєкторія польоту, отримана з даних у файлі CSV

Для аналізу швидкості реакції реалізованої допоміжної системи уникнення перешкод використано файл CSV, отриманий Raspberry Pi, де записано значення відстані, виміряне LIDAR Lite v3.

Аналізуючи дані, представлені в таблиці 3.3, помітно, що впровадження трекера збільшило час відгуку дрона, що призвело до максимальної похибки приблизно 1,1 м. Тому, щоб забезпечити належне функціонування цього прототипу, рекомендовано встановити мінімальний поріг виявлення на значення більше 2 м і обмежити швидкість польоту до 10 м/с.

Таблиця 3.3.

Швидкість реагування БПЛА після впровадження прототипу для порогу виявлення 3 м зі швидкістю польоту 10 м/с.

| Номер тесту | Помилка виявлення м | Помилка зупинки БПЛА м |
|-------------|---------------------|------------------------|
| 1 | 2.18 | 0.82 |
| 2 | 1.98 | 1.02 |
| 3 | 1.96 | 1.04 |

В даному розділі, реалізовано допоміжну систему, яка забезпечує задовільний час відгуку для розробки критичних місій у широкому діапазоні застосувань. Ця система була розроблена для роботи з компонентами з низькою обчислювальною вартістю, що є значною економічною перевагою над існуючими альтернативами на ринку.

Реалізована система пропонує рентабельне та високоефективне рішення для місій моніторингу, аерофотозйомки та спостереження за дикою природою, серед інших програм.

ВИСНОВКИ

Результати демонструють ефективність використання допоміжних платформ. Завдяки низьким обчислювальним витратам ця система дозволяє літальним апаратам зберігати свою автономність без значного скорочення часу польоту та забезпечує безпечну роботу навіть під час виконання завдань за межами видимості пілота, що має вирішальне значення для запобігання нещасним випадкам під час польоту. Технологія комп'ютерного зору, що підтримується датчиком відстані, довела свою ефективність у випробуваних середовищах і відкриває можливість для постійного вдосконалення в міру того, як наука прогресує у вдосконаленні можливостей обробки з більшою енергоефективністю.

Комп'ютерний зір, завдяки розвитку глибокого навчання, забезпечує все кращі результати у виявленні об'єктів. Однак його реалізація вимагає високої обчислювальної потужності, що незручно для бортових систем БПЛА. Тим не менш, недорогий метод обробки для виявлення об'єктів через комп'ютерний зір – це використання морфологічних операцій, які можуть визначити важливі характеристики об'єкта, такі як колір, краї та форма, серед іншого, і використовувати їх для відділення його від фон і визначити його положення в кадрі. Включення низьких обчислювальних витрат обмежує можливості та роботу будь-якого обладнання.

Розроблена система посадки призначена для використання в літаках типу мультикоптер, орієнтованих на моніторинг навколишнього середовища. Очікується, що безпілотник матиме безпечну систему посадки, яка дозволить йому приземлитися на рівну місцевість, вільну від води чи предметів.

СПИСОК БІБЛЮГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ ВИКОРИСТАНИХ

ДЖЕРЕЛ

1. Аналіз методів розпізнавання об'єктів на зображенні із застосуванням бібліотеки OPEN CV. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2019/12/7.pdf>
2. Комп'ютерний зір. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://surl.li/gppvpr>
3. Корнєв Д. В., Микитенко В.І. Пошук перспективних методів виявлення безпілотних літальних апаратів. 2021.
4. Красильников Н.Н. Цифровая обработка 2D- и 3Dизображений: учебное пособие: – СПб.: БХВ – Петербург. 2011. – 608 с.
5. Лесюк А.М, Яцишин С.П. Комп'ютерний зір та його застосування. Editorial board. 2020, с.530.
6. Лісовий В.Ю. Система розпізнавання зброї для камер відеоспостереження на основі методів комп'ютерного зору. Київ, 2018.
7. Мазур М. В. Задача виявлення і класифікації об'єктів за допомогою згорткових нейронних мереж. ВНТУ, 2019.
8. Місюра О.С. Програма розпізнавання зображення та пошук аналогів у базі даних. Інформаційно-комунікаційні технології в освіті №4. 2017.
9. Омельченко, С. О. Використання комп'ютерного зору для розпізнавання образів. ГО «Європейська наукова платформа», 2021.
10. Романча, А. П., Борисов Д.В., Подорожняк А.О. Дослідження сучасних систем комп'ютерного зору. Черкаський державний технологічний університет, 2019.
11. Терещенко, В. М., Терещенко Я.В. Один підхід до розпізнавання геометричних об'єктів у задачах комп'ютерного зору. Штучний інтелект №2. 2016, с. 47-57.

12. AlexNet and ImageNet: The Birth of Deep Learning. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.pinecone.io/learn/series/image-search/imagenet/>
13. Galimov M., Fedorenko R., Klimchik A. UAV Positioning Mechanisms in Landing Stations: Classification and Engineering Design Review // Sensors. – 2020. – Т. 20. – № 13.
14. К. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. Deep residual learning for image recognition. In CVPR, 2016. ofBook - Image Processing and Computer Vision. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://surl.li/gppvv>
15. R-CNN. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://paperswithcode.com/method/r-cnn>
16. YOLO – You only look once, real time object detection explained [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://towardsdatascience.com/yolo-you-only-look-once-real-time-object-detection-explained-492dc9230006>