

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних
апаратів
Назва теми

Рівень вищої освіти	Перший (бакалаврський)
Галузь знань	17 – Електроніка, автоматизація та електронні комунікації
Спеціальність	174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
Освітня програма	«Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

КВРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ

Шифр

Виконав здобувач 3 курсу,
група АКІТРс-23-1
Шифр

Керівник канд. техн. наук, доц.
Науковий ступінь, учене звання

Нормоконтролер канд. техн. наук, доц.
Науковий ступінь, учене звання

До захисту допускаю:

Завідувач кафедри автоматизації,
комп'ютерно-інтегрованих технологій та
робототехніки

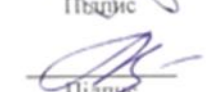
15.06.2026р.
Дата


Підпис

Олександр
БАЧИНСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ


Підпис

Денис МАКАРИШКІН
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ


Підпис

Галина РАДЕЛЬЧУК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ


Підпис

Людмила КОРЕЦЬКА
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет Інформаційних технологій
Кафедра Автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки
Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)
Галузь знань 17 – Електроніка, автоматизація та електронні комунікації
Спеціальність 151 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка
Освітня програма Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АКИТР

Людмила КОРЕЦЬКА

07 лютого 2026 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Бачинському Олександру Олександровичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1 Тема роботи Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів

Керівник роботи Макаришкін Денис Анатолійович канд. техн. наук, доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, учене звання

Затверджено наказом ректора університету від 20 січня 2026 р. № 7

2 Строк подання студентом роботи на кафедру 01.06.2026 р.

3 Вихідні дані до роботи Завдання на кваліфікаційну роботу, матеріали переддипломної практики

4 Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Вступ. Огляд та аналіз методів та засобів побудови автоматизованих систем розпізнавання об'єктів для БПЛА. Розроблення структури та алгоритмічного забезпечення системи розпізнавання об'єктів у реальному часі. Експериментальна перевірка та дослідження ефективності системи розпізнавання об'єктів. Висновки

5 Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

Презентаційні матеріали

6 Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Антиплагіат	Федула М. В., доцент кафедри АКИТтаР		
Нормоконтроль	Радельчук Г. І., доцент кафедри АКИТтаР		

7 Дата видачі завдання 07 лютого 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва етапу (розділу) кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Примітка
1. Ознайомлення з тематикою кваліфікаційної роботи (КвР), визначення та узгодження індивідуальних тем КвР	01.12 – 31.12.2025	виконано
2. Збір матеріалу за темою КвР; дослідження предметної області, в якій планується використання програмного забезпечення (ПЗ), визначення задач та вимог, розробка технічного завдання	02.01 – 31.01.2026	виконано
3. Проектування системи розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів	01.02 – 28.02.2026	виконано
4. Розробка програмного забезпечення безпілотних літальних апаратів	01.03 – 30.04.2026	виконано
5. Написання вступу, загальних висновків, оформлення переліку джерел посилання та додатків. Оформлення пояснювальної записки КвР згідно вимог	01.05 – 25.05.2025	виконано
6. Попередній захист КвР	травень 2026 (згідно графіка)	виконано
7. Перевірка КвР на плагіат, нормоконтроль, отримання відгуків, рецензій та інших супровідних документів. Брошування (зшиття) пояснювальної записки.	26.05 – 30.05.2026	виконано
8. Здача КвР на кафедру; підготовка КвР для розміщення у репозиторії ХНУ; підготовка до захисту та захист КвР	з 01.06.2026.	виконано

Студент


Підпис

Олександр БАЧИНСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи


Підпис

Денис МАКАРИШКІН
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів».

Автор роботи: Бачинський Олександр Олександрович

Керівник роботи: Макаришкін Денис Анатолійович

Пояснювальна записка: 78 с., 26 рис., 6 табл., 4 дод., 42 джерела.

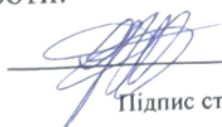
Графічна частина: 13 презентаційних слайдів.

БЕЗПІЛОТНИЙ ЛІТАЛЬНИЙ АПАРАТ, АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, ВІДЕОПОТІК, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, YOLOv8, ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ, РЕЖИМ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ, МОНІТОРИНГ ТЕРИТОРІЙ.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка комп'ютерно-інтегрованої системи автоматизованого розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів.

Під час виконання даної роботи мають виконуватись наступні задачі:

- показати принцип роботи та функціональні можливості систем розпізнавання об'єктів у відеопотоці з безпілотних літальних апаратів;
- здійснити розробку структурної схеми роботи системи розпізнавання об'єктів у реальному часі;
- здійснити визначення необхідних параметрів для реалізації системи розпізнавання об'єктів на основі нейронної мережі YOLOv8;
- здійснити вибір програмних засобів та технологій для реалізації розроблюваної системи;
- здійснити розробку алгоритмічного та програмного забезпечення системи розпізнавання об'єктів у реальному часі;
- зробити висновки до кожного розділу та загальні висновки до всієї роботи.


Підпис студента

02.06.2026
Дата

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАЧЕННЯ.....	6
ВСТУП.....	7
1 ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ СУЧАСНИХ КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНИХ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА.....	9
1.1 Огляд об'єкта автоматизації.....	9
1.2 Опис процесу автоматизованого розпізнавання об'єктів у відеопотоці.....	13
1.3 Аналіз існуючих систем розпізнавання об'єктів.....	17
1.4 Висновки до першого розділу.....	21
2 ПРОЄКТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА.....	23
2.1 Принцип роботи та функції комп'ютерно-інтегрованої системи.....	23
2.2 Розробка структурної схеми системи.....	27
2.3 Розробка функціональної схеми системи.....	31
2.4 Обґрунтування вибору параметрів та компонентів системи.....	41
2.5 Висновки до другого розділу.....	42
3 АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНОЇ СИСТЕМИ.....	44
3.1 Розробка алгоритму роботи системи.....	44
3.2 Розробка програмного забезпечення системи.....	46
3.3 Реалізація взаємодії БПЛА з програмною системою.....	51
3.4 Розробка інтерфейсу оператора.....	54
3.5 Дослідження функціональних можливостей системи.....	60

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ			
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів Пояснювальна записка	Літ.	Арк.	Аркушів
Розроб.		Бачинський О.О.		01.06.19				
Перевір.		Макаришин Д.А.		01.06.19			4	78
Реценз.								
Н. контр.		Радельчук Г.І.		01.06.19				
Затверд.		Корецька Л.О.		01.06.19				
						ХНУ, АКІТРс-23-1		

3.6 Аналіз результатів роботи системи	64
3.7 Висновки до третього розділу	72
ВИСНОВКИ	73
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	75
ДОДАТОК А Програмний код в репозиторію на GitHub:	79
ДОДАТОК Б Участь у II Міжнародній науковій конференції «Synergy of Science, Technology, and Innovation»	80

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАЧЕННЯ

БПЛА – Безпілотний літальний апарат

YOLO – You Only Look Once

SSD – Single Shot MultiBox Detector

R-CNN – Region-based Convolutional Neural Network

OpenCV – Open Source Computer Vision Library

VRX – Video Receiver

VTX – Video Transmitter

MFNet – Multi-Feature Network

EDNet – Edge-Optimized Detection Network

					<i>КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ</i>	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВСТУП

Стрімкий розвиток технологій безпілотних літальних апаратів сприяв їх широкому впровадженню у різних сферах діяльності людини. Сьогодні БПЛА активно використовуються для моніторингу територій, контролю транспортної інфраструктури, виконання пошуково-рятувальних операцій, охорони об'єктів, екологічного спостереження, картографування місцевості та проведення розвідувальних заходів. Однією з основних переваг безпілотних систем є можливість оперативного отримання великого обсягу візуальної інформації з важкодоступних або потенційно небезпечних для людини територій.

Разом із зростанням кількості отримуваних відеоданих виникає проблема їх своєчасного аналізу. Традиційний підхід, за якого оператор самостійно переглядає відеопотік та здійснює пошук необхідних об'єктів, є трудомістким, потребує значних часових витрат і не гарантує високої точності виявлення об'єктів. Особливо складною така задача стає під час тривалого моніторингу великих територій або роботи в умовах швидкої зміни обстановки. У зв'язку з цим виникає потреба в автоматизованих системах, здатних виконувати розпізнавання об'єктів безпосередньо під час надходження відеоданих.

Зростання значення безпілотних літальних апаратів у цивільній сфері, обороні та рятувальних операціях спричиняє необхідність створення ефективних систем виявлення та розпізнавання об'єктів у режимі реального часу. БПЛА дедалі частіше використовуються як інструменти для збирання відеоінформації, що потребує швидкої автоматизованої обробки з мінімальним втручанням оператора.

Актуальність теми обумовлена потребою оперативного отримання даних про людей, транспортні засоби, інші безпілотники чи об'єкти інфраструктури, які потрапляють до кадру. Основною проблемою є створення високоточної системи розпізнавання за умов обмежених апаратних ресурсів БПЛА. Одним із перспективних рішень є передавання відеопотоку з безпілотника на

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

персональний комп'ютер для подальшої обробки із застосуванням глибоких нейронних мереж сімейства YOLO. Такий підхід дозволяє досягти високої точності розпізнавання без модернізації апаратного забезпечення БПЛА, що має важливе значення для моніторингу територій, проведення розслідувань та виконання пошуково-рятувальних місій.

Використання сучасних методів комп'ютерного зору та глибокого навчання дозволяє автоматизувати процес пошуку та ідентифікації об'єктів, зменшити навантаження на оператора, підвищити швидкість прийняття рішень та покращити ефективність виконання поставлених завдань. Розробка таких систем є важливим напрямом розвитку інтелектуальних інформаційних технологій та безпілотних комплексів.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка комп'ютерно-інтегрованої системи автоматизованого розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів.

Під час виконання даної роботи мають виконуватись наступні задачі:

- показати принцип роботи та функціональні можливості систем розпізнавання об'єктів у відеопотоці з безпілотних літальних апаратів;
- здійснити розробку структурної схеми роботи системи розпізнавання об'єктів у реальному часі;
- здійснити визначення необхідних параметрів для реалізації системи розпізнавання об'єктів на основі нейронної мережі YOLOv8;
- здійснити вибір програмних засобів та технологій для реалізації розроблюваної системи;
- здійснити розробку алгоритмічного та програмного забезпечення системи розпізнавання об'єктів у реальному часі;
- зробити висновки до кожного розділу та загальні висновки до всієї роботи.

					<i>КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ</i>	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1 ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ СУЧАСНИХ КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНИХ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА

1.1 Огляд об'єкта автоматизації

Активний розвиток та широке впровадження безпілотних літальних апаратів у цивільній, військовій та промисловій галузях формує потребу у створенні інтелектуальних систем комп'ютерного зору, здатних автоматизовано обробляти візуальні дані, отримані з бортових сенсорів. Дана предметна область охоплює застосування алгоритмів глибокого навчання для виявлення та розпізнавання об'єктів у режимі реального часу, що сьогодні активно інтегрується в різноманітні сфери діяльності.

Функціонування сучасних систем розпізнавання об'єктів для безпілотних літальних апаратів базується на послідовній обробці відеоданих, отриманих з бортової камери. Відеопотік передається до програмної системи, де здійснюється автоматизоване виявлення та класифікація об'єктів із подальшим відображенням результатів оператору. Узагальнену структуру такого процесу наведено на рисунку 1.1.

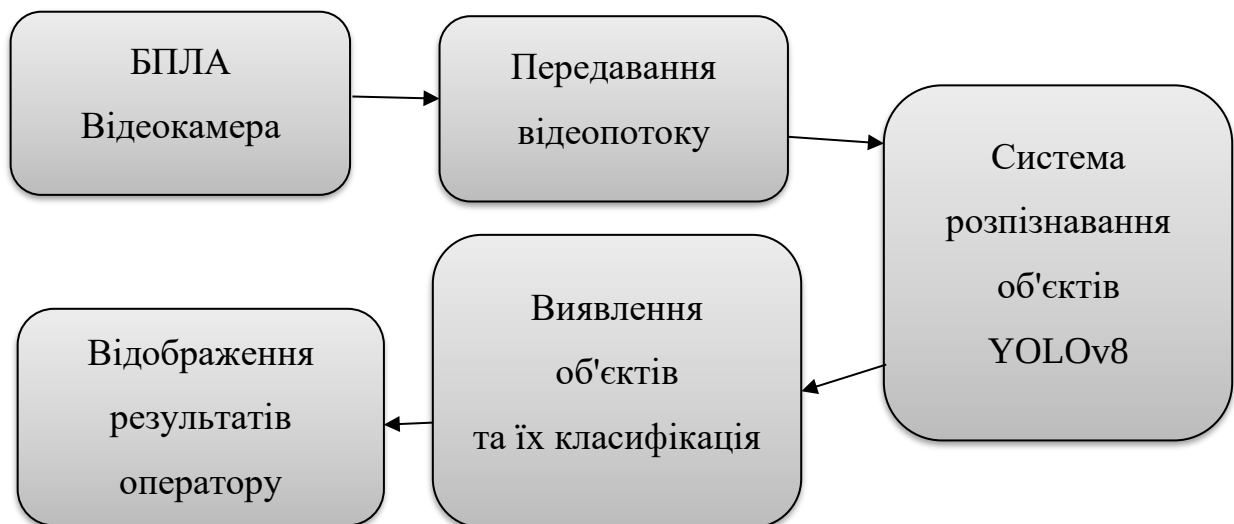


Рисунок 1.1 – Структурна схема процесу автоматизованого розпізнавання об'єктів у відеопотоці з БПЛА

Як показано на рисунку 1.1, система забезпечує автоматизований цикл обробки відеоданих від моменту отримання зображення камерою БПЛА до формування результатів розпізнавання. Такий підхід дозволяє значно зменшити навантаження на оператора та підвищити оперативність прийняття рішень під час моніторингу територій і виконання спеціалізованих завдань.

Система розпізнавання об'єктів є складовою автоматизованої системи моніторингу, в якій результати обробки відеопотоку можуть використовуватися для підтримки прийняття рішень оператором або керуючою підсистемою. Інтеграція модулів відеоспостереження, обробки даних та засобів відображення інформації дозволяє реалізувати принципи комп'ютерно-інтегрованих технологій та підвищити ефективність функціонування безпілотних комплексів.

Прикладами практичного використання таких технологій є пошуково-рятувальні операції у гірських районах Карпат, де застосовувалися дрони з тепловізійними камерами та моделями YOLOv5 для пошуку людей, які зникли [1]. У 2023 році рятувальні служби США запровадили систему аероконтролю пожеж, біля якої БПЛА автоматично виявляли осередки займання, визначали їх координати та передавали інформацію до аналітичної системи, що дозволило суттєво скоротити годину реагування [2]. У сільському господарстві Іспанії безпілотники, обладнані модулями розпізнавання хвороб винограду за станом листя, сприяли скороченню використання пестицидів приблизно на 18 % протягом одного сезону [3].

Особливого значення подібні технології набули в оборонній сфері, зокрема для спостереження за переміщенням техніки та виявлення потенційно небезпечних об'єктів. Сучасні алгоритми детекції адаптуються до роботи в умовах поганої видимості, недостатнього освітлення або низької якості відео, водночас демонструючи високу ефективність у реальних польових умовах. У 2024 році було зафіксовано успішне застосування системи на основі YOLOv8 та платформи NVIDIA Jetson для автоматичного виявлення рухомих цілей у нічний час біля зони бойових дій [4].

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Відповідно до аналітичних прогнозів Європейської комісії, до 2025 року понад 70 % аерофотозйомок у країнах Європейського Союзу виконуватиметься із застосуванням безпілотних літальних апаратів. Така тенденція пояснюється необхідністю оперативного збору інформації в реальному часі для моніторингу територій, реагування на надзвичайні ситуації, охорони довкілля та проведення розслідувань. Проте масове використання БПЛА супроводжується низкою технічних обмежень, серед яких недостатня обчислювальна потужність бортових систем, що ускладнює виконання складних аналітичних операцій безпосередньо під час польоту [5, 6].

Одним із найперспективніших підходів до вирішення цієї проблеми є перенесення інтелектуальної обробки даних на наземні обчислювальні станції. Передача відеопотоку через VRX-приймач на персональний комп'ютер дозволяє використовувати ресурсоємні алгоритми глибокого навчання без додаткового навантаження на апаратне забезпечення безпілотника. Такий підхід сприяє не лише зменшенню енергоспоживання, а й створює умови для застосування складних нейронних мереж, зокрема архітектур сімейства YOLO [7].

Однією з найефективніших сучасних моделей для детекції об'єктів є YOLOv8, яка характеризується високою швидкістю роботи та точністю в режимі реального часу. Це робить її придатною для використання у складних та динамічних умовах експлуатації. Модель демонструє стійкість до змін освітлення, шумів та коливань фону, забезпечуючи стабільну якість розпізнавання. У наукових дослідженнях також наголошується на важливості модульної архітектури таких систем, оскільки вона забезпечує гнучкість, можливість незалежної оптимізації окремих компонентів та спрощує інтеграцію з іншими підсистемами [7].

Подібна структурна організація позитивно впливає на масштабованість і стабільність програмного забезпечення, особливо в умовах роботи систем реального часу, де критично важливими є мінімальні затримки та відсутність втрати кадрів.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		11

Для реалізації таких рішень найчастіше застосовується програмний стек на основі Python. Зокрема, фреймворк PyTorch використовується для побудови та навчання моделей глибокого навчання, Ultralytics – для інтеграції YOLOv8, OpenCV – для обробки відеопотоку, MSS – для захоплення зображення з екрану, а PyQt5 – для створення графічного інтерфейсу користувача. Поєднання цих інструментів дозволяє створити повноцінну систему аналізу зображень, що функціонує на стороні оператора та не залежить від обмежень апаратної частини БПЛА [8-12].

Експлуатація подібних систем передбачає участь людини на етапах контролю та прийняття рішень. В залежності від поставлених завдань до процесу можуть залучатися оператори БПЛА, інженери, технічні спеціалісти, аналітики відеоданих або фахівці, відповідальні за маркування та передачу виявлених об'єктів для подальшого аналізу. Водночас значна частина таких процесів поступово автоматизується, що дозволяє зменшити когнітивне навантаження на персонал і зосередити увагу на критично важливих ситуаціях [13].

Семантична модель системи розпізнавання об'єктів на основі відеопотоку з БПЛА передбачає визначення типів вхідних та вихідних даних, а також логіки їх обробки. Відеопотік перетворюється на послідовність кадрів, кожен із яких аналізується як окрема інформаційна одиниця. У межах одного кадру може бути виявлено декілька об'єктів, що описуються координатами обмежувальної рамки, класом, рівнем достовірності розпізнавання та часом фіксації. Такий підхід забезпечує ефективну індексацію та аналіз подій у просторово-годинному вимірі, що особливо важливо для сценаріїв зі швидким рухом або тимчасовим зникненням об'єктів із поля зору камери [14].

Під час реалізації систем розпізнавання ключовими характеристиками залишаються не лише точність, а й швидкодія та енергоефективність. Результати досліджень свідчать, що оптимізовані моделі YOLO у поєднанні з методами зменшення обсягу даних та апаратним прискоренням дають змогу значно підвищити швидкість обробки кадрів без помітного зниження точності. Крім

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						12
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

того, використання адаптивного керування частотою оновлення кадрів та механізмів умовної активації моделей сприяє зниженню енергоспоживання, що є важливим фактором для забезпечення тривалої автономної роботи систем [15].

Інтелектуальні системи розпізнавання об'єктів із використанням БПЛА є не лише інструментом високотехнологічного моніторингу, а й важливою складовою забезпечення безпеки, ефективності та оперативного реагування у критичних ситуаціях. Подальший розвиток таких систем спрямований на підвищення швидкості роботи, покращення точності розпізнавання, зменшення енергоспоживання та розширення рівня автономності безпілотних платформ.

Система розпізнавання об'єктів є складовою комп'ютерно-інтегрованої системи моніторингу, в якій результати аналізу відеоданих використовуються для автоматизованого формування інформації про обстановку та підтримку прийняття рішень оператором. Такий підхід відповідає принципам автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, що забезпечують ефективну взаємодію між технічними засобами збору інформації та програмними засобами її обробки.

1.2 Опис процесу автоматизованого розпізнавання об'єктів у відеопотоці

У сучасних наукових дослідженнях та інженерних розробках спостерігається суттєве зростання інтересу до використання технологій комп'ютерного зору в системах обробки відеопотоків, здобутих із камер спостереження та безпілотних літальних апаратів. Така тенденція обумовлена як розвитком апаратного забезпечення, так і швидким прогресом у галузях машинного та глибокого навчання. Інтелектуальні системи комп'ютерного зору мають значний потенціал застосування у сферах безпеки, оборони, логістики, сільського господарства та екологічного моніторингу.

Одним із ключових напрямків розвитку є створення алгоритмів, здатних ефективно аналізувати відеодані в режимі реальної години. Подібні системи повинні стабільно функціонувати за умов обмежених обчислювальних ресурсів,

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						13
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

змінного освітлення, різних кутів огляду та наявності шумів у зображенні. Особливої важливості такі технології набувають під час проведення пошуково-рятувальних операцій, військових місій, реагування на надзвичайні ситуації та охорони стратегічно важливих об'єктів. У подібних сценаріях критичним є не лише факт виявлення об'єкта, а й швидкість і точність його розпізнавання [16].

Теоретичною основою сучасних систем комп'ютерного зору є згорткові нейронні мережі, які продемонстрували високу ефективність у завданнях класифікації, детекції та семантичної сегментації зображень. Такі мережі здатні автоматично виділяти характерні ознаки об'єктів та формувати багаторівневі подання даних, що дозволяє адаптувати моделі до складних умов реального середовища. Серед найпоширеніших архітектур у сфері комп'ютерного зору виділяють YOLO, SSD та Faster R-CNN, які активно використовують у завданнях, де важливими є швидкодія та точність [9].

Особливе місце серед цих рішень займає архітектура YOLO, яка забезпечує виявлення об'єктів за один прохід нейронної мережі, що суттєво підвищує швидкість обробки відеоданих. Сучасна версія YOLOv8, представлена в офіційній документації Ultralytics, характеризується високою продуктивністю, гнучкістю та можливістю масштабування. Модель підтримує апаратне прискорення на графічних процесорах, має оптимізовану структуру та придатна для використання як на мобільних, так і на вбудованих пристроях. Крім того, архітектура включає кілька варіантів конфігурацій – від компактної YOLOv8n до високопродуктивної YOLOv8x, що дозволяє обирати модель залежно від характеристик цільової платформи [17].

Навіть базова модифікація YOLOv8n демонструє високі показники продуктивності за наявності відповідного обладнання. Зокрема, модель здатна забезпечувати швидкість обробки до 45 кадрів за секунду при точності близько 0.5 mAP, що робить її придатною для використання в умовах обмежених ресурсів, наприклад, у автономних БПЛА, мобільних робототехнічних системах або портативних пристроях відеоспостереження. Висока якість розпізнавання

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		14

досягається завдяки використанню сучасних методів навчання, серед яких є псевдорозмітка, data augmentation та генерація синтетичних зображень для моделювання рідкісних сценаріїв. Це дозволяє зменшити залежність від великих наборів вручну розмічених даних та підвищує адаптивність моделей до нових умов. Додатково ефективність донавчання забезпечується застосуванням трансферного навчання. Подібні підходи активно використовуються, зокрема, в системах аграрного моніторингу на основі БПЛА, де важливими є швидкість та надійність аналізу зображень [18, 19].

Ефективність реалізації інтелектуальних систем значною мірою визначається вибором програмних засобів та супутніх бібліотек. На практиці найбільш поширеною мовою програмування є Python, що пояснюється її простотою, гнучкістю та широкою підтримкою інструментів для машинного навчання. Бібліотека OpenCV забезпечує засоби попередньої обробки зображень, включаючи фільтрацію, зміну кольорового простору, контурний аналіз, детекцію та трекінг об'єктів. Інструмент MSS використовується для захоплення відеоданих під час тестування та збору інформації, а PyQt5 дозволяє створювати інтерактивні графічні інтерфейси користувача [20].

З погляду архітектури програмного забезпечення переважає модульний підхід до побудови систем. Основні функціональні компоненти, такі як захоплення відеопотоку, попередня обробка даних, детекція об'єктів та візуалізація результатів, реалізуються у вигляді окремих модулів. Такий підхід забезпечує масштабованість, адаптивність і надійність системи, що є особливо важливим під час її розгортання на різних апаратних платформах.

Для наочного представлення процесу автоматизованого розпізнавання об'єктів доцільно розглянути схему інформаційних потоків комп'ютерно-інтегрованої системи. Схема відображає послідовність передавання та обробки даних від моменту отримання відеозображення безпілотним літальним апаратом до формування результатів розпізнавання для оператора (рисунк 1.2).

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						15
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

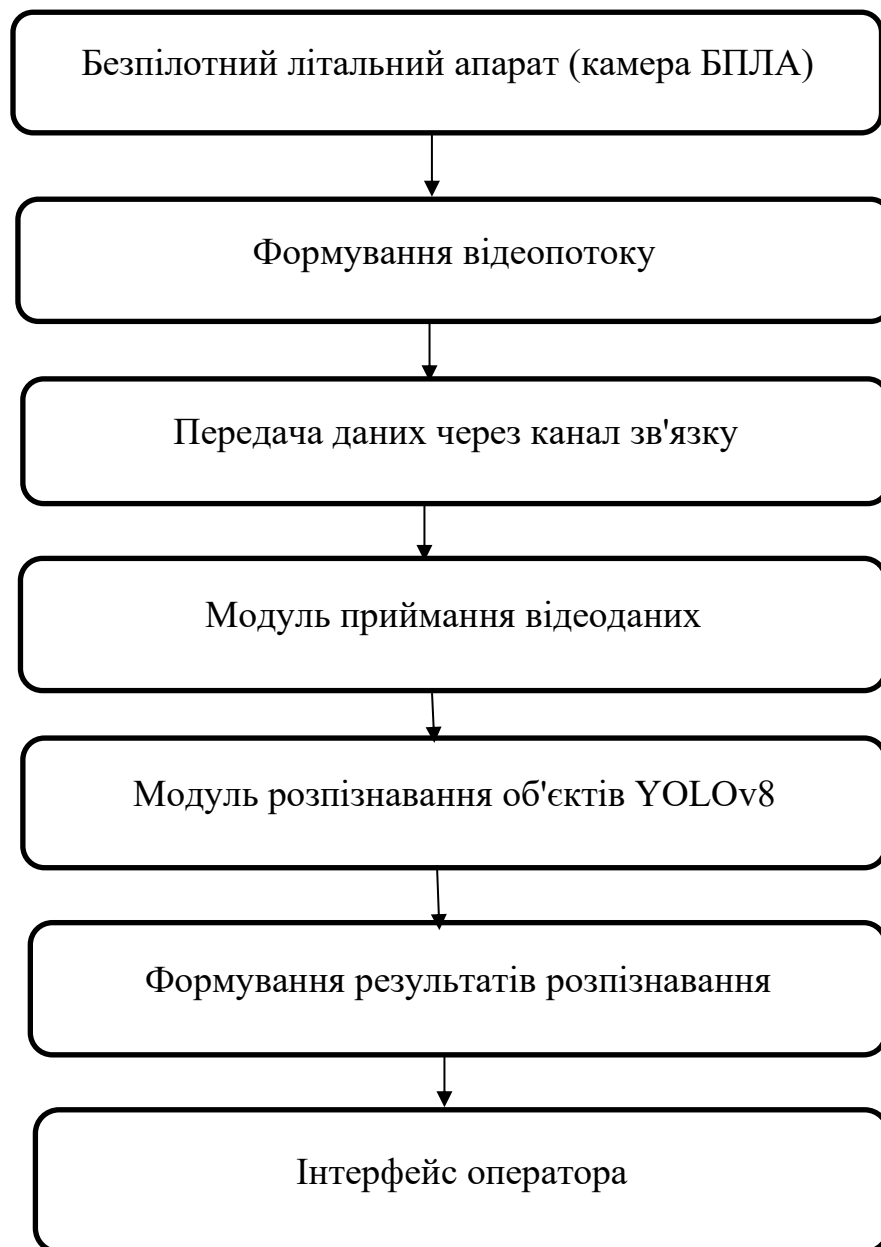


Рисунок 1.2 – Схема інформаційних потоків комп'ютерно-інтегрованої системи розпізнавання об'єктів

Як показано на рисунку 1.2, первинні дані формуються камерою безпілотного літального апарата у вигляді відеопотоку. Після передавання через канал зв'язку відеодані надходять до наземної обчислювальної підсистеми, де виконується їх приймання та обробка. Основною складовою системи є модуль розпізнавання об'єктів на базі нейронної мережі YOLOv8, який здійснює виявлення та класифікацію об'єктів у кожному кадрі.

Результати розпізнавання передаються до інтерфейсу оператора, де відображаються у зручному для аналізу вигляді. Така організація інформаційних потоків відповідає принципам побудови комп'ютерно-інтегрованих систем, у яких функції збору даних, їх обробки та відображення результатів розподілені між окремими підсистемами.

1.3 Аналіз існуючих систем розпізнавання об'єктів

Умови швидкого розвитку безпілотних літальних апаратів сприяють підвищенню потреби в системах комп'ютерного зору, здатних виконувати обробку відеопотоку в режимі реального часу для вирішення завдань пошуково-рятувальних операцій та моніторингу. Ефективність таких систем значною мірою визначається програмним забезпеченням, яке повинно забезпечувати високу точність виявлення об'єктів, швидкість обробки, адаптацію до змін зовнішньої середовища та можливість роботи в умовах обмежених апаратних ресурсів. Сучасні програмні рішення пропонують широкий спектр функціональних можливостей, що дозволяє вибрати оптимальний інструмент відповідно до конкретних вимог.

Одним із прикладів є платформа GeoDeer, призначена для аналізу зображень, отриманих із БПЛА. Вона інтегрується з WebODM та використовує моделі YOLOv7 та DeepForest RetinaNet [21]. Основною особливістю GeoDeer є орієнтація на обробку статичних знімків, а не відеоданих у режимі реального часу, що суттєво обмежує її ефективність у сценаріях, де потрібна миттєва реакція на події (рисунки 1.3). Відсутність підтримки потокової передачі відео та live-аналітики ускладнює застосування цієї системи для оперативного моніторингу та реагування [22].



Рисунок 1.3 – Робота застосунку GeoDeep [22]

Ще одним прикладом є SlimYOLOv3 – оптимізована модифікація моделі YOLOv3, адаптована для використання на безпілотних літальних апаратах (рисунок 1.4). Завдяки застосуванню методів проріджування каналів вдалося суттєво скоротити кількість параметрів моделі та обчислювальну складність без значної втрати точності. Зокрема, SlimYOLOv3 демонструє скорочення FLOPs приблизно на 90,8 % та зменшення кількості параметрів на 92 %, при цьому працюючи майже вдвічі швидше за базову версію YOLOv3. Це робить модель придатною для використання в системах реального часу на пристроях з обмеженими ресурсами [23].



Рисунок 1.4 – Робота моделі SlimYOLOv3 [24]

Модель MFNet реалізує підхід мультимодального навчання для виявлення об'єктів у складних умовах експлуатації. Система використовує слабо контрольоване навчання з псевдомітками, що дозволяє ефективно працювати навіть за наявності невеликої кількості анотованих даних (рисунок 1.5). Для підвищення точності розпізнавання MFNet об'єднує RGB-зображення, тепловізійні та глибинні дані, що особливо корисно в умовах низької

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						18
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

освітленості або задимлення. Водночас значна складність реалізації та високі вимоги до обчислювальних ресурсів обмежують можливість використання моделі в edge-середовищах [25].



Рисунок 1.5 – Робота моделі MFNet [26]

Крім наведених рішень, варто відзначити й інші сучасні програмні засоби:

- EDNet – компактна модель для edge-пристроїв, оптимізована для роботи з мінімальними апаратними ресурсами. Забезпечує низьку затримку під час обробки відео та демонструє точність на рівні приблизно mAP 0.65, що робить її ефективною для автономних БПЛА [27];

- FastDet – високошвидкісна модель, побудована на основі MobileNetV3 та адаптована для ARM-платформ. Здатна працювати зі швидкістю до 80 FPS на мобільних пристроях, що дозволяє використовувати її в мобільних застосунках та безпілотної із обмеженими ресурсами [28];

- Detectron2 – гнучкий фреймворк від Meta AI, призначений для задач сегментації, детекції та трекінгу об'єктів. Підтримує сучасні архітектури нейронних мереж та активно застосовується як у наукових дослідженнях, так і в практичних системах на основі БПЛА [29];

- Roboflow – хмарний сервіс для збирання, обробки даних та навчання моделей комп'ютерного зору з можливістю експорту на edge-пристрої. Відзначається простотою використання та швидкістю розгортання CV-систем [30];

– Ultralytics HUB – офіційна платформа для роботи з моделями YOLOv5 та YOLOv8, яка підтримує навчання, хмарне виконання та експорт моделей. Система має зручний API та інтегрується з PyTorch, ONNX і TensorRT [31].

Для вибору програмного забезпечення, яке буде використано під час розробки системи розпізнавання об'єктів для безпілотних літальних апаратів, доцільно виконати порівняльний аналіз найбільш поширених сучасних рішень. Порівняння виконано за такими критеріями, як точність розпізнавання, швидкодія, відкритість програмного забезпечення та придатність до використання в системах моніторингу на базі БПЛА. Результати порівняння наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Порівняння сучасних систем розпізнавання об'єктів

Система	Точність	Швидкодія	Відкритість	Придатність для БПЛА
YOLOv8	Висока	Висока	Відкрите ПЗ	Висока
Detectron2	Висока	Середня	Відкрите ПЗ	Середня
Roboflow	Висока	Середня	Частково відкрите	Середня
FastDet	Середня	Висока	Відкрите ПЗ	Висока

Як видно з таблиці 1.1, найбільш збалансованим рішенням для використання в системах розпізнавання об'єктів на базі безпілотних літальних апаратів є модель YOLOv8. Вона поєднує високу точність виявлення об'єктів із високою швидкістю обробки відеопотоку, що є важливим для забезпечення роботи системи в режимі реального часу. Крім того, відкритий програмний код та активна підтримка розробників спрощують інтеграцію моделі до складу комп'ютерно-інтегрованих систем моніторингу.

Модель Detectron2 забезпечує високі показники точності, однак потребує більших обчислювальних ресурсів. Платформа Roboflow орієнтована

насамперед на підготовку та керування наборами даних, тому використовується переважно як допоміжний інструмент. FastDet характеризується високою швидкодією, проте поступається YOLOv8 за точністю розпізнавання.

На основі проведеного аналізу для реалізації розроблюваної системи було обрано модель YOLOv8, яка найбільш повно відповідає вимогам щодо швидкодії, точності та можливості використання в автоматизованих системах моніторингу на базі безпілотних літальних апаратів.

1.4 Висновки до першого розділу

Перший розділ кваліфікаційної роботи містить основні технічні характеристики автоматизованих систем розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів, що забезпечують роботу таких систем із наданням їх переваг та недоліків. Також перший розділ містить огляд класифікації архітектурних рішень для побудови автоматизованих систем розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка комп'ютерно-інтегрованої системи автоматизованого розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів.

Під час виконання даної роботи мають виконуватись наступні задачі:

- показати принцип роботи та функціональні можливості систем розпізнавання об'єктів у відеопотоці з безпілотних літальних апаратів;
- здійснити розробку структурної схеми роботи системи розпізнавання об'єктів у реальному часі;
- здійснити визначення необхідних параметрів для реалізації системи розпізнавання об'єктів на основі нейронної мережі YOLOv8;
- здійснити вибір програмних засобів та технологій для реалізації розроблюваної системи;

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						21
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- здійснити розробку алгоритмічного та програмного забезпечення системи розпізнавання об'єктів у реальному часі;
- зробити висновки до кожного розділу та загальні висновки до всієї роботи.

Для реалізації системи розпізнавання об'єктів у режимі реального часу було обрано архітектуру YOLOV8n як базову модель детекції. Мова програмування Python використовується як основна платформа завдяки широкій підтримці бібліотек для машинного навчання, комп'ютерного зору та обробки відеоданих.

Перед початком розробки було створено віртуальне середовище та встановлено через командний рядок `cmd` необхідні програмні бібліотеки, зокрема `torch`, `torchvision`, `torchaudio`, `ultralytics`, `opencv-python`, `numpy`, `scipy`, `matplotlib`, `pillow`, `mss`, `PyQt5`, `pyqtgraph`, `pywin32`, `pygetwindow` і `pydirectinput`. Для забезпечення апаратного прискорення обчислень PyTorch було встановлено з використанням офіційного CUDA-репозиторію. Вибрана конфігурація програмного середовища забезпечує стабільну та ефективну роботу системи в умовах обробки відеопотоку в реальному часі.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						22
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2 ПРОЄКТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ БПЛА

2.1 Принцип роботи та функції комп'ютерно-інтегрованої системи

Зважаючи на активний розвиток сучасних інформаційних технологій та методів аналізу даних, важливим аспектом є розуміння процесу надходження відеопотоку до обчислювальної частини системи, де реалізуються алгоритми комп'ютерного зору та інтелектуальної обробки даних. Для забезпечення автоматизованого розпізнавання об'єктів у відеопотоці з безпілотного літального апарата було розроблено структурну схему системи. Система включає засоби отримання відеоданих, передавання інформації, обробки кадрів, розпізнавання об'єктів та відображення результатів оператору. Структурну схему розробленої системи наведено на рисунку 2.1.

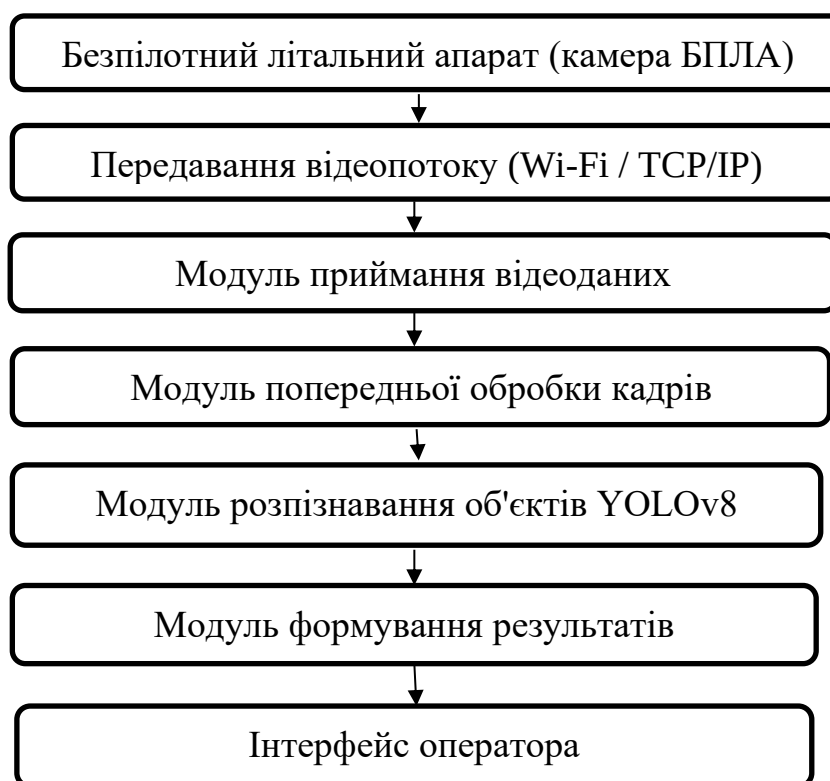


Рисунок 2.1 – Структурна схема системи розпізнавання об'єктів у реальному часі

Запропонована структура побудована за принципом розподілу функцій між бортовою та наземною підсистемами, що дозволяє мінімізувати обчислювальне навантаження на БПЛА та підвищити точність обробки відеоданих.

Як показано на рисунку 2.1, відеопотік формується камерою безпілотного літального апарата та передається на персональний комп'ютер через мережевий канал зв'язку. Після отримання даних виконується попередня обробка кадрів, яка включає зміну розміру зображення та підготовку даних до аналізу. Основним елементом системи є модуль розпізнавання об'єктів, побудований на основі нейронної мережі YOLOv8, який виконує виявлення та класифікацію об'єктів у кожному кадрі відеопотоку. Отримані результати передаються до модуля формування результатів та відображаються оператору у вигляді відеозображення з позначеними об'єктами та інформацією про їх класи.

Для забезпечення роботи комп'ютерно-інтегрованої системи окремі функції розподіляються між її структурними компонентами. Кожна підсистема виконує визначений набір операцій, що дозволяє організувати ефективну взаємодію між засобами збору, передавання, обробки та відображення інформації. Розподіл функцій між основними підсистемами наведено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Розподіл функцій між підсистемами

Підсистема	Основні функції
БПЛА з камерою	Отримання відеоданих та формування відеопотоку
Канал зв'язку	Передача відеоданих до наземної станції
Наземна обчислювальна підсистема	Обробка відеопотоку та управління роботою системи
Модуль YOLOv8	Виявлення та класифікація об'єктів
Інтерфейс оператора	Відображення результатів розпізнавання та взаємодія з користувачем

Як видно з таблиці 2.1, реалізація системи базується на розподілі функцій між окремими підсистемами. Безпілотний літальний апарат виконує функції збору первинної інформації, канал зв'язку забезпечує передавання даних, а наземна обчислювальна підсистема здійснює їх обробку та аналіз. Основне завдання розпізнавання об'єктів покладається на модуль YOLOv8, результати роботи якого передаються до інтерфейсу оператора.

Такий підхід відповідає принципам побудови комп'ютерно-інтегрованих систем, у яких функції збору даних, їх обробки та відображення розподіляються між окремими взаємопов'язаними компонентами. Це забезпечує підвищення ефективності роботи системи та спрощує її подальшу модернізацію.

Запропонована система реалізує принцип комп'ютерно-інтегрованої технології, за який безпілотний літальний апарат виконує функції збору первинної інформації, а наземна обчислювальна підсистема забезпечує автоматизовану обробку відеоданих та формування результатів для оператора. Такий підхід дозволяє підвищити ефективність використання апаратних ресурсів та забезпечити роботу системи в режимі реальної години.

Після передачі на комп'ютер відеодані проходять послідовну обробку відповідно до схеми, наведеної на рисунку 2.2.

Архітектура запропонованого методу складається з кількох послідовних етапів обробки. На вхід системи подається відеопотік із камери БПЛА. Для виконання розпізнавання використовується попередньо навчена модель YOLOV8, а також задаються параметри обробки, зокрема частота захоплення кадрів та їх розмір.

Першим етапом є захоплення кадрів із відеопотоку. Для цього застосовується бібліотека MSS, яка забезпечує швидке отримання зображень із мінімальними затримками. Одержаний кадр передається до наступного етапу аналізу.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						25
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

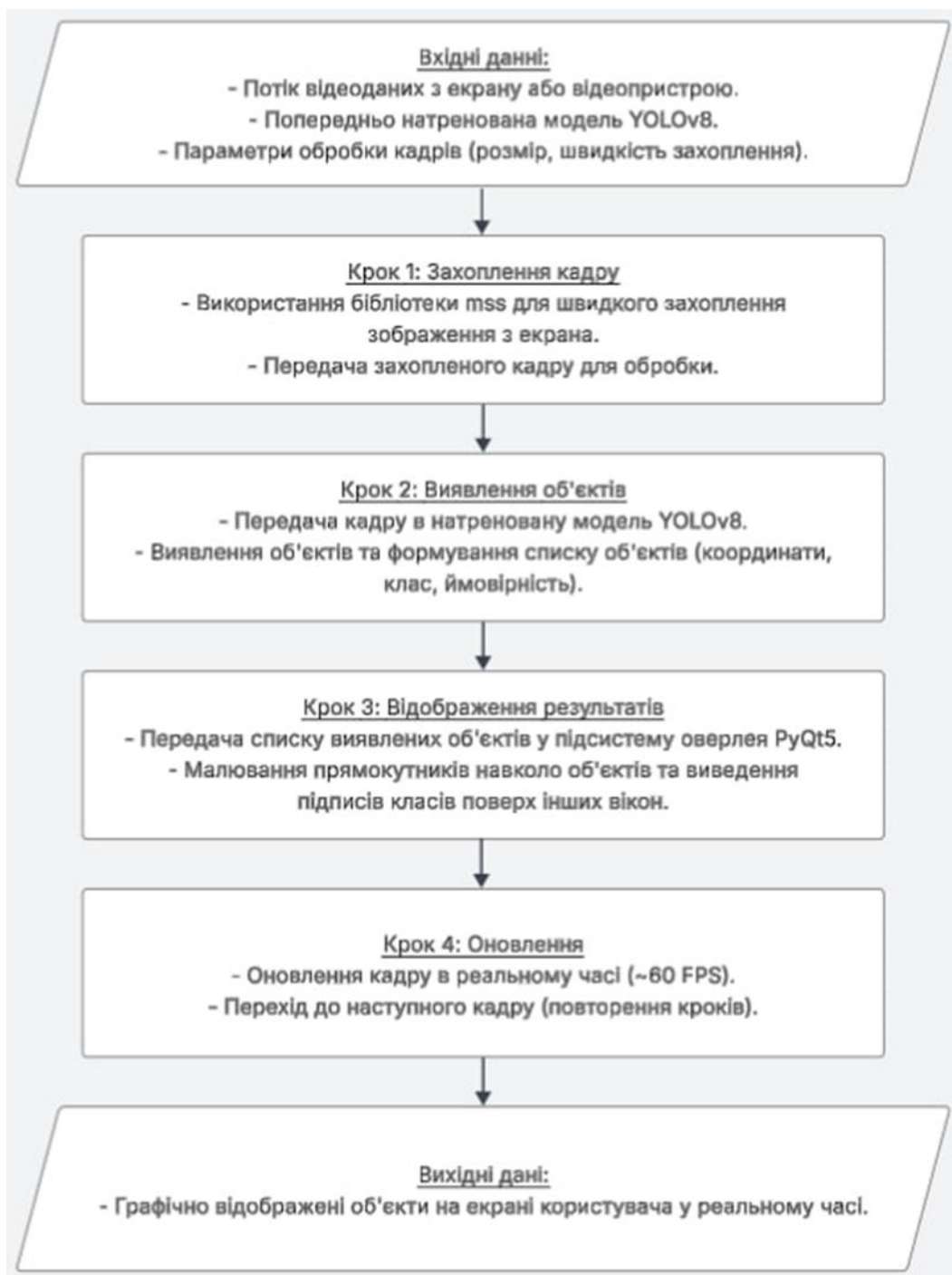


Рисунок 2.2 – Функціональна схема системи

Далі кадр обробляється нейронною мережею YOLOv8, яка виконує аналіз зображення та визначає об'єкти, присутні у кадрі. Для кожного виявленого об'єкта формуються такі параметри: координати обмежувальної рамки, клас об'єкта та рівень достовірності прогнозу.

На наступному етапі результати передаються до підсистеми візуалізації, реалізованої засобами бібліотеки PyQt5. Система відображає графічні рамки навколо знайдених об'єктів та виводить текстові позначення класів поверх відеозображення або елементів інтерфейсу.

Після візуалізації результатів кадр оновлюється в режимі реального часу, після чого система переходить до обробки наступного кадру. Такий підхід забезпечує безперервне функціонування алгоритму.

В результаті оператор отримує візуальне відображення знайдених об'єктів у режимі реального часу, що дозволяє оперативно приймати рішення під час проведення пошуково-рятувальних операцій або розслідувань з використанням БПЛА.

Отже, схема передавання та обробки відеоданих демонструє взаємозв'язок між фізичними компонентами системи та програмними модулями, у яких реалізовано основну логіку розпізнавання. Запропонований метод спроектовано таким чином, щоб забезпечити максимально точну обробку відеопотоку з мінімальними затримками, що є важливим для практичного використання в динамічних умовах.

2.2 Розробка структурної схеми системи

Створення системи виявлення об'єктів у режимі реального часу потребує не лише використання сучасних алгоритмів, а й побудови чіткої функціональної структури. Така структура повинна забезпечувати високу швидкість роботи, гнучкість, масштабованість та стійкість до помилок, а також підтримувати інтеграцію з джерелами відеоданих, зокрема безпілотними літальними апаратами.

Функціонування системи ґрунтується на послідовній взаємодії кількох незалежних модулів, кожен із яких виконує окремий етап обробки даних – від захоплення відео до відображення результатів користувача. Подібний

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						27
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

модульний підхід дозволяє спростити масштабування системи, тестування окремих компонентів та їх модернізацію без необхідності зміни всієї архітектури.

У межах кваліфікаційної роботи було розроблено систему, орієнтовану на обробку відеопотоку в режимі реального часу із застосуванням моделі YOLOv8, бібліотеки MSS для захопту кадрів та PyQt5 для візуалізації результатів. Обробка виконується на локальному персональному комп'ютері. Загальна структура системи наведена на рисунку 2.3.

Система складається з шести основних модулів:

1. Модуль захоплення відеоданих.

Відповідає за безперервне отримання кадрів із відеопотоку. Для цього використовується бібліотека MSS із підтримкою DirectShow, що забезпечує мінімальні затримки та підтримку високої роздільної здатності. Основні функції модуля: кадрування області захоплення, буферизація кадрів та передавання даних до модуля попередньої обробки.

2. Модуль попередньої обробки.

Виконує базову обробку зображення перед аналізом. До основних операцій належать корекція кольору, фільтрація шумів за допомогою Gaussian Blur та підвищення контрастності для покращення якості виявлення об'єктів у складних умовах освітлення.

3. Модуль детекції об'єктів.

Є центральною частиною системи, в якій виконується розпізнавання. Використовується модель YOLOv8n, оптимізована для роботи в режимі реального часу з продуктивністю близько 40–45 FPS на GPU середнього рівня. Модуль визначає координати bounding box, класи об'єктів та рівень достовірності прогнозу.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						28
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

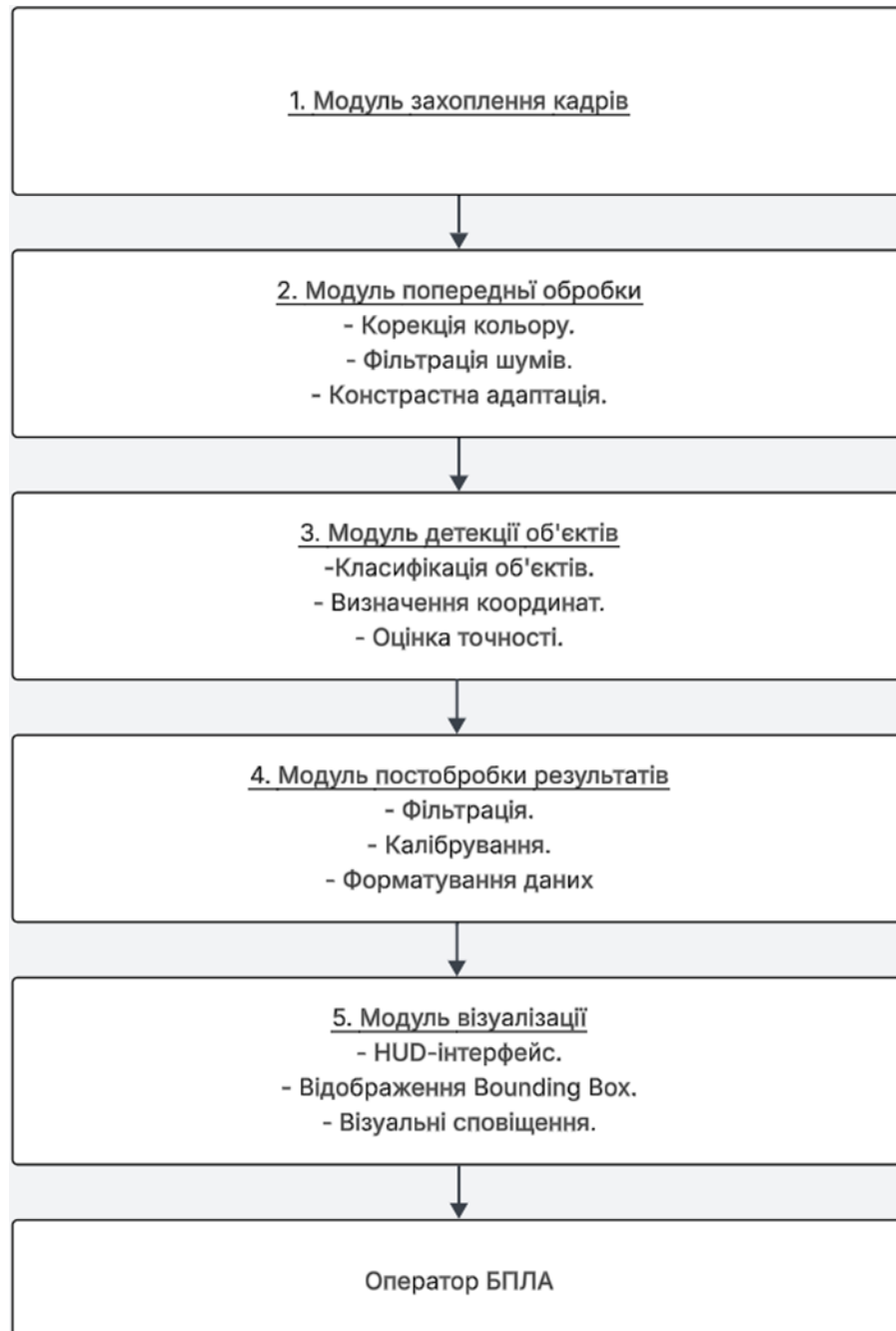


Рисунок 2.3 – Функціональні модулі системи обробки відеопотоку з БПЛА

4. Модуль постобробки результатів.

Виконує усунення дубльованих об'єктів за допомогою NMS-фільтрації, коригування координат у разі масштабування та форматування результатів для подальшої візуалізації або збереження.

5. Модуль візуалізації.

Забезпечує відображення результатів поверх відеопотоку. Реалізований із використанням прозорого GUI-інтерфейсу на основі PyQt5. Модуль підтримує відображення рамок, текстових позначень, індикаторів та інтерактивних елементів управління.

6. Модуль взаємодії з оператором.

Призначений для передачі інформації користувачеві в зручному форматі. Система може відображати метадані, текстові або візуальні сповіщення та елементи управління процесом моніторингу.

Для більш детального опису функціональної організації системи доцільно розглянути призначення окремих програмних модулів, які забезпечують отримання, обробку та аналіз відеоданих. Основні функції модулів розробленої системи наведено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Функції модулів системи розпізнавання об'єктів

Модуль	Основні функції
Модуль захоплення відео	Отримання відеопотоку з камери БПЛА та передавання кадрів до системи
Модуль попередньої обробки	Масштабування кадрів, нормалізація зображення, підготовка даних до аналізу
Модуль розпізнавання YOLOv8	Виявлення об'єктів, класифікація та визначення координат об'єктів
Модуль постобробки результатів	Фільтрація результатів, відбір об'єктів за рівнем достовірності
Модуль візуалізації	Формування відеокадру з відображенням знайдених об'єктів та службової інформації
Модуль взаємодії з оператором	Відображення результатів аналізу та забезпечення контролю роботи системи

Як видно з таблиці 2.2, функціонування системи базується на послідовній взаємодії окремих програмних модулів. Початковим етапом є отримання відеоданих з камери безпілотної літального апарата, після чого виконується їх попередня обробка та підготовка до аналізу. Основне навантаження покладається на модуль розпізнавання YOLOv8, який здійснює виявлення та класифікацію об'єктів у кожному кадрі відеопотоку.

Після завершення процесу розпізнавання результати передаються до модуля постобробки, де виконується відбір найбільш достовірних виявлень. Надалі інформація надходить до модуля візуалізації та відображається оператору через інтерфейс користувача. Така організація системи забезпечує чіткий розподіл функцій між окремими компонентами та спрощує подальшу модернізацію програмного забезпечення.

Модульна структура системи відповідає принципам побудови сучасних комп'ютерно-інтегрованих систем, у яких окремі функції реалізуються незалежними програмними компонентами. Це забезпечує можливість модернізації окремих підсистем без зміни загальної архітектури та підвищує гнучкість впровадження системи у різних умовах експлуатації.

Запропонована архітектура базується на принципах модульності, масштабованості та асинхронної обробки даних. Кожен модуль відповідає за окрему функцію, що спрощує налагодження системи, модернізацію компонентів та підвищує стійкість до помилок.

Завдяки такому підходу забезпечуються мінімальні затримки під час обробки відеопотоку, стабільна робота при високій частоті кадрів та можливість інтеграції з різними типами БПЛА без зміни логіки основного ядра системи.

2.3 Розробка функціональної схеми системи

Для реалізації методу розпізнавання об'єктів у режимі реального часу було використано архітектуру YOLOV8, яка є однією з найсучасніших моделей

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						31
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

для задач детекції об'єктів. Вона продовжує розвиток сімейства YOLO та поєднує високу точність із швидкістю, що особливо важливо для обробки відеопотоків із безпілотних літальних апаратів.

YOLOV8 реалізована у вигляді згорткової нейронної мережі, оптимізованої для роботи на обчислювальних системах середньої потужності. Модель демонструє високі результати завдання класифікації та локалізації об'єктів у кадрі (рисунок 2.4).

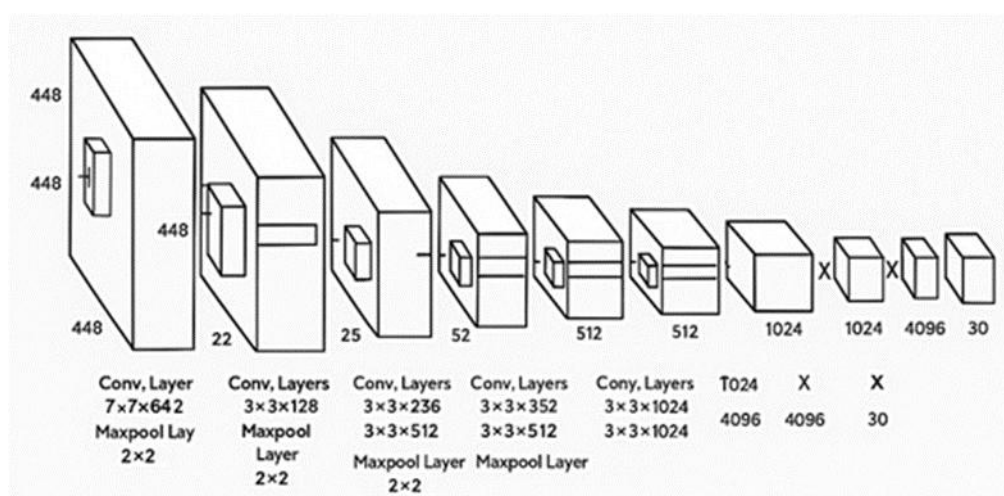


Рисунок 2.4 – Базова структура згорткової нейронної мережі для аналізу зображень

Модель YOLOv8 використовує сучасну архітектуру типу Backbone–Neck–Head та не містить повнозв'язних шарів, характерних для ранніх версій сімейства YOLO.

Архітектура YOLOV8 складається з трьох основних компонентів: Backbone, Neck та Head (рисунок 2.5).

У розробленій системі автоматичного виявлення об'єктів на відеоданих, отриманих із безпілотних літальних апаратів, використовується архітектура YOLOv8, яка складається з трьох взаємопов'язаних функціональних компонентів: Backbone, Neck та Head . Поділ моделі на окремі підсистеми

забезпечує зручність масштабування, спрощує оптимізацію окремих елементів та сприяє ефективній роботі в режимі реального часу.

Першим етапом обробки є блок Backbone, призначений для вилучення інформативних ознак із вхідного зображення. Його основна функція полягає у перетворенні початкового набору пікселів на багатовимірне уявлення, що містить просторові, структурні та семантичні характеристики зображення. Для підвищення ефективності в YOLOv8 використовують удосконалений модуль C2f, який покращує проходження градієнтів під час навчання та водночас скорочує кількість параметрів мережі без погіршення якості розпізнавання.

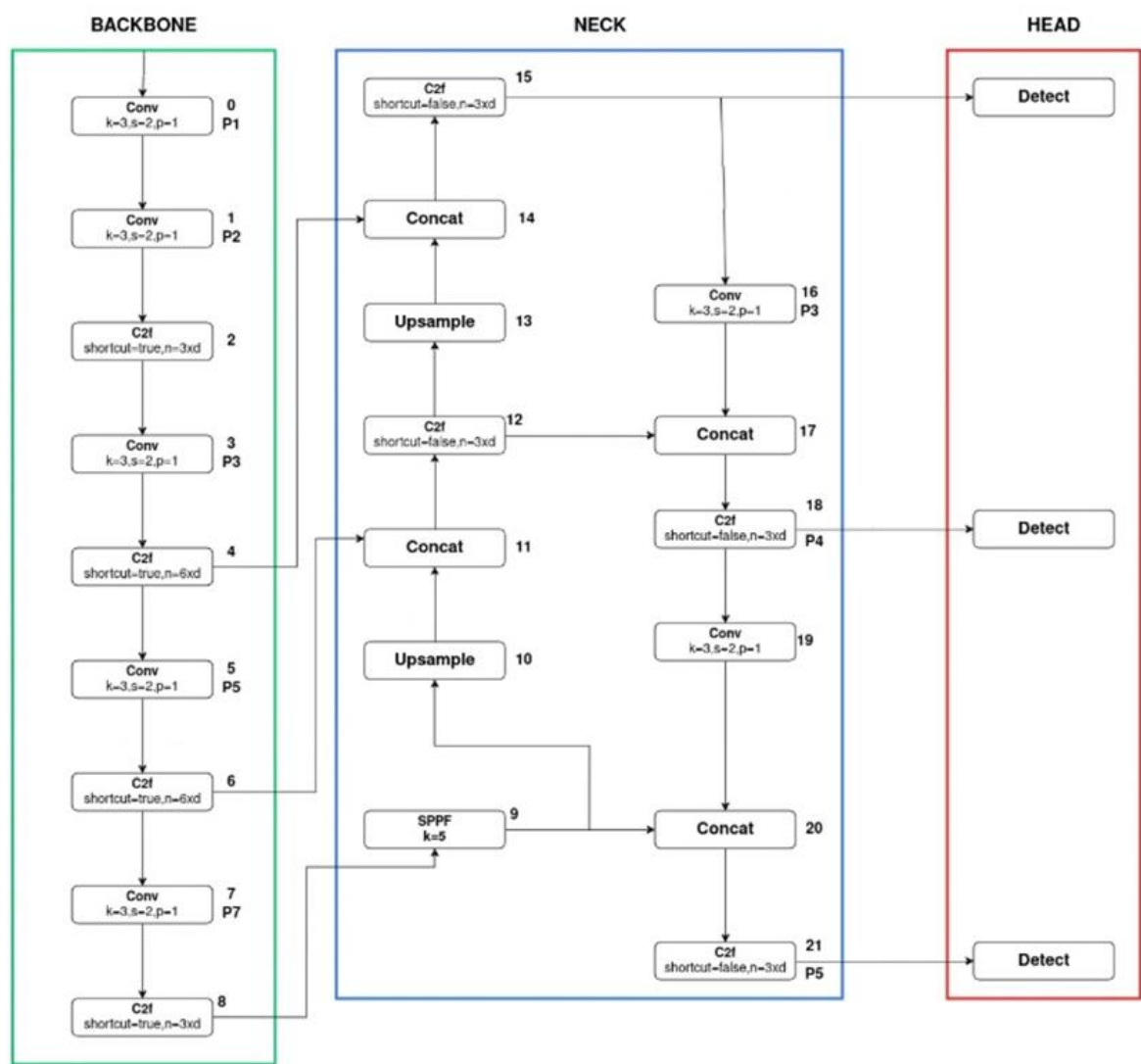


Рисунок 2.5 – Основні складові архітектури YOLOV8

Наступним компонентом є Neck, який відповідає за інтеграцію ознак, отриманих на різних рівнях глибини мережі. Його призначення полягає в поєднанні детальної локальної інформації з більш абстрактними високорівневими характеристиками об'єктів. Такий підхід дозволяє впевнено виявляти як дрібні, так і великі об'єкти у кадрі. На відміну від класичних реалізацій, де використовують PANet або FPN, у YOLOv8 застосовано удосконалену схему на основі операцій Upsample та Concat, доповнену системою глибоких з'єднань між шарами.

Завершальним елементом архітектури є Head, який здійснює безпосереднє прогнозування результатів детекції. На цьому етапі виконується визначення координат обмежувальних рамок, класифікація знайдених об'єктів та оцінювання достовірності прогнозу. Однією з важливих особливостей YOLOV8 є використання підходу anchor-free, який усуває необхідність застосування заздалегідь визначених анкерних рамок. Завдяки цьому спрощується процес навчання мережі та зменшується кількість параметрів, які потребують ручного налаштування. Виявлення об'єктів різних масштабів здійснюється детекційними рівнями P3, P4 та P5, що спеціалізуються відповідно на малих, середніх та великих об'єктах.

Поєднання зазначених компонентів забезпечує високу швидкодію та точність роботи моделі навіть у складних умовах експлуатації. Це дозволяє використовувати YOLOv8 у задачах, що потребують оперативної обробки відеопотоку, зокрема на вбудованих обчислювальних платформах або персональних комп'ютерах, оснащених графічними прискорювачами. В межах даної роботи було обрано модифікацію YOLOv8n, яка забезпечує оптимальне співвідношення між продуктивністю та точністю розпізнавання під час моніторингу з використанням БПЛА [33].

Для глибокого розуміння принципів функціонування моделі необхідно розглянути внутрішню структуру її базового блоку – Backbone (рисунок 2.6). На вхід мережі надходитиме зображення фіксованого розміру, яке спочатку

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						34
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

обробляється початковим згортковим шаром із ядром типу P1. Основним завданням цього шару є первинне виділення характерних ознак та одночасно зменшення просторової роздільної здатності вхідних даних у два рази.

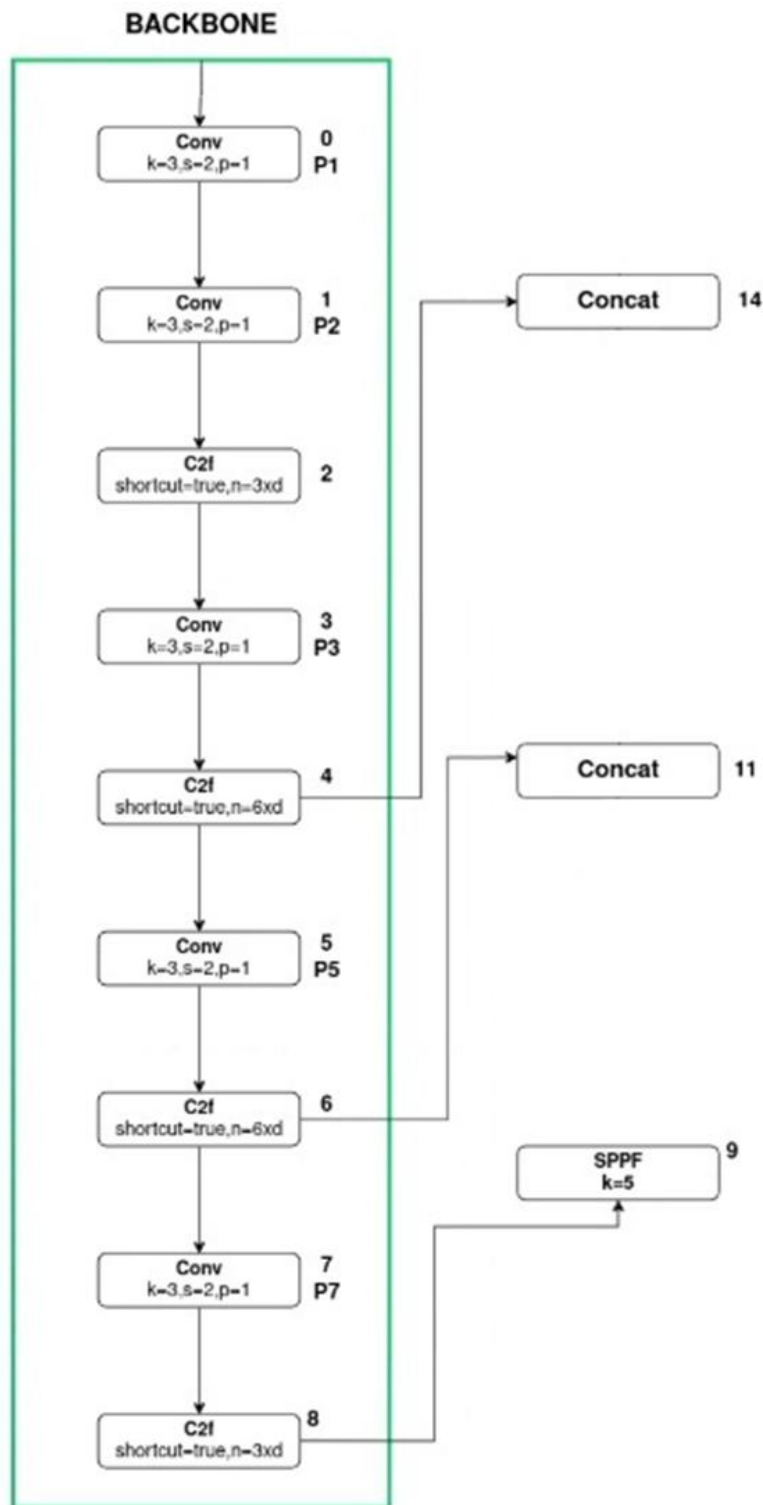


Рисунок 2.6 – Структурна схема підсистеми Backbone в архітектурі YOLOv8

Кількість вихідних каналів після виконання згорткової операції визначається залежністю (2.1):

$$\text{out}_{\text{channels}} = \min(64, m_c) \cdot w \quad (2.1)$$

де m_c позначає гранично допустиму кількість каналів, а w є коефіцієнтом масштабування ширини мережі. Для конфігурації YOLOv8n значення параметра w становить 0,25. Підставивши відповідні значення у формулу, отримуємо кількість вихідних каналів (2.2):

$$\min(64, 1024) \cdot 0.25 = 64 \cdot 0.25 = 16 \quad (2.2)$$

Інший структурний елемент архітектури базується на удосконаленому модулі, до складу якого входять параметр *shortcut*, що відповідає за реалізацію залишкових з'єднань, та параметр n , який визначає кількість внутрішніх bottleneck-блоків.

Для архітектури YOLOv8 кількість внутрішніх блоків, що позначається параметром n , обчислюється за такою залежністю (2.3):

$$n = 3 \cdot d \quad (2.3)$$

де d є коефіцієнтом глибини мережі. Для конфігурації YOLOv8n значення цього параметра дає такий результат (2.4):

$$n = 3 \cdot 0.33 = 0.99 \Rightarrow 1 \text{ bottleneck} \quad (2.4)$$

Отримане значення свідчить про те, що в межах цього модуля використовується лише один bottleneck-блок, при цьому просторові розміри карти ознак залишаються незмінними.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		36

Важливим компонентом архітектури є модуль SPPF (Spatial Pyramid Pooling Fast). Його основна функція полягає у формуванні ознак, стійких до змін масштабу об'єктів, шляхом одночасного врахування локального та глобального контексту зображення. Реалізація цього механізму базується на послідовному застосуванні декількох операцій максимального об'єднання (MaxPooling) з подальшим об'єднанням отриманих результатів. Такий підхід дає змогу зберігати важливі характеристики сцени навіть після значного зменшення просторової роздільної здатності карти ознак [34].

Після блоку Backbone обробка даних продовжується в двох інших ключових компонентах архітектури – Neck та Head, які відповідають відповідно за інтеграцію ознак і формування кінцевих прогнозів (рисунки 2.7).

У структурі мережі модуль Neck розташований між блоками вилучення ознак і детекції. Його основне завдання полягає в об'єднанні інформації різних рівнів абстракції. Для цього використовуються механізми збільшення роздільної здатності карт ознак (Upsampling) та їх подальшого поєднання (Concatenation). У результаті формується багаторівневе представлення сцени, яке одночасно містить детальну інформацію про межі об'єктів і загальний контекст зображення.

Попередньо сформовані ознаки проходять через модуль SPPF, де за рахунок багатомасштабного аналізу покращується опис просторових залежностей між елементами кадру. Це дозволяє ефективніше виявляти об'єкти зі складною формою або ті, що розташовані на неоднорідному фоні.

Надалі виконується послідовне збільшення роздільної здатності карт ознак із подальшим об'єднанням їх із даними, отриманими на попередніх рівнях мережі. Такий механізм забезпечує побудову багаторівневої піраміди ознак, де кожен рівень поєднує локальні деталі та глобальні характеристики сцени.

Реалізація цього підходу базується на використанні блоків C2f, які є вдосконаленим варіантом класичних bottleneck-модулів. Їх особливістю є розділення інформаційного потоку на кілька гілок із подальшим об'єднанням

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						37
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

результатів. Завдяки цьому вдається скоротити обчислювальні витрати та водночас зберегти високу ефективність передачі ознак між шарами мережі.

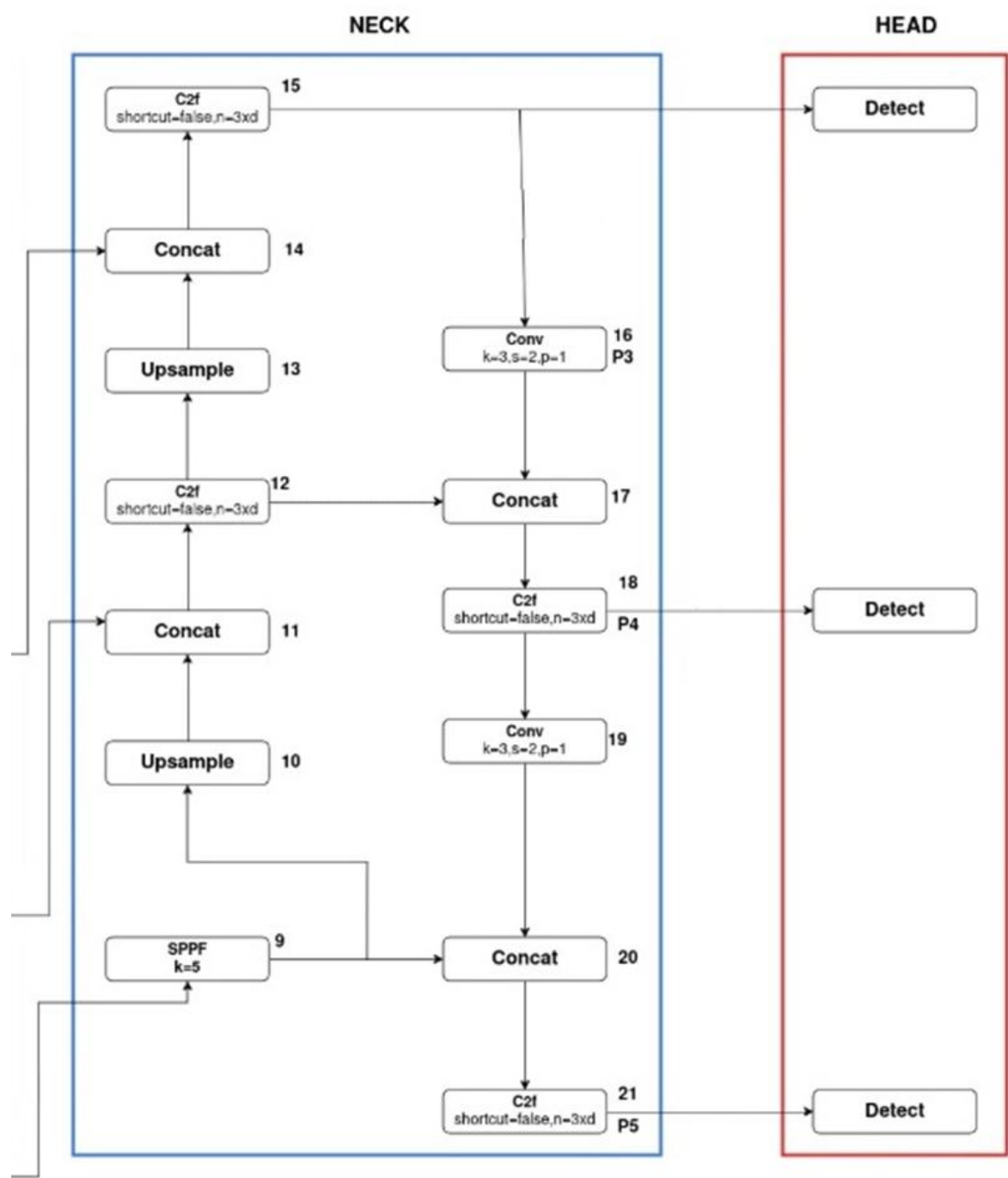


Рисунок 2.7 – Структура підсистем Neck та Head в архітектурі YOLOv8

Після завершення процесу агрегації сформовані багатомасштабні карти ознак надходять до блоку Head, який виконує безпосереднє виявлення об'єктів. У моделі YOLOv8 цей компонент складається з трьох незалежних детекційних гілок, кожна з яких орієнтована на аналіз об'єктів певного масштабу. Такий підхід реалізує концепцію multi-scale prediction, що є одним із ключових факторів високої точності та універсальності сучасних моделей сімейства YOLO.

Кожен із трьох наборів ознак, сформованих модулем Neck, передається до окремого згорткового блоку, налаштованого на обробку тензорів певного масштабу. Такий підхід забезпечує ефективну роботу з ознаками різної просторової роздільності та дозволяє моделі однаково якісно виявляти як великі, так і дрібні об'єкти.

Відповідно до концепції багатомасштабного аналізу, кожен детекційний рівень спеціалізується на певному діапазоні розмірів об'єктів. Це дає змогу підвищити якість локалізації та класифікації незалежно від відстані до об'єкта або його положення у кадрі.

З функціональної точки зору кожен блок Detect одночасно виконує три основні операції: визначення координат обмежувальної рамки, класифікацію об'єкта та оцінювання рівня достовірності прогнозу. Реалізація цих завдань здійснюється паралельно через кілька незалежних згорткових гілок, які під час інференсу формують набір тензорів із просторовими та категоріальними характеристиками. Завдяки такій організації модель здатна не лише визначити тип об'єкта та його місцезнаходження, а й оцінити ступінь впевненості у правильності прогнозу, мінімізуючи кількість хибних спрацьовувань.

Важливою особливістю YOLOV8 є використання безякорного (anchor-free) механізму детекції. На відміну від попередніх поколінь моделей, які використовували заздалегідь визначені набори anchor-рамок, нова архітектура базується на прямій регресії координат. Це дозволяє автоматично визначати оптимальне положення об'єктів у кадрі без необхідності попереднього налаштування параметрів якорів. Такий підхід спрощує процес навчання моделі,

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						39
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

скорочує кількість гіперпараметрів та покращує адаптацію до нових наборів даних [33].

Ще одною перевагою є поділ детекційної частини на три незалежні канали обробки. Завдяки цьому система ефективно працює навіть у випадках, коли у кадрі одночасно присутня велика кількість об'єктів. Розподіл навантаження між окремими гілками сприяє стабільності роботи та підтриманню високої швидкості обробки, що особливо важливо для застосування в режимі реального часу на пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами.

Отже, модуль Head в архітектурі YOLOv8 є високопродуктивним механізмом багатомасштабного прогнозування, який забезпечує одночасно виявлення чисельних об'єктів різних розмірів без істотного впливу на швидкодію системи. Висока точність досягається завдяки модульній побудові, використанню anchor-free підходу, спеціалізованих згорткових блоків та паралельній обробці прогнозів. В результаті модель демонструє стабільну роботу в задачах інтелектуального відеоспостереження, автономної навігації та аналізу аерофотознімків.

Узагальнюючи описані особливості, можна зазначити, що YOLOv8 поєднує сучасні архітектурні рішення та оптимізовані механізми обробки зображень, що забезпечують ефективне виявлення об'єктів у режимі реального часу. Модель формує багаторівневі картки ознак, використовуючи згорткові кулі різного масштабу для досягнення оптимального співвідношення між швидкістю роботи та точністю розпізнавання. Використання операцій підвибірки дозволяє зменшити обчислювальні витрати без суттєвої втрати інформативності ознак. На завершальному етапі мережа визначає координати об'єктів, їх належність до певного класу та рівень достовірності прогнозу. Завдяки цьому YOLOv8 є ефективним інструментом для реалізації систем комп'ютерного зору на платформах із обмеженими апаратними ресурсами, зокрема у комплексах на базі безпілотних літальних апаратів.

2.4 Обґрунтування вибору параметрів та компонентів системи

Одним із важливих етапів розроблення системи розпізнавання об'єктів у реальному часі є визначення основних параметрів її функціонування. Від правильного вибору параметрів залежить швидкодія системи, точність розпізнавання та можливість її використання в умовах реальної експлуатації.

Розроблювана система призначена для обробки відеопотоку, отриманого з камери безпілотного літального апарата, з подальшим виявленням та класифікацією об'єктів за допомогою нейронної мережі YOLOv8. Для забезпечення стабільної роботи системи необхідно визначити параметри відеопотоку, продуктивності обробки та апаратного забезпечення.

Основні параметри функціонування системи наведено в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Основні параметри функціонування системи

Параметр	Значення
Роздільна здатність відео	1280×720 пікселів
Частота кадрів відеопотоку	30 кадрів/с
Швидкість обробки	не менше 20 FPS
Максимальна затримка обробки	до 100 мс
Тип нейронної мережі	YOLOv8n
Точність розпізнавання (mAP)	понад 80 %
Використання графічного процесора	NVIDIA CUDA GPU
Операційна система	Windows 10/11

Вибір роздільної здатності відеопотоку 1280×720 пікселів обумовлений необхідністю забезпечення достатньої деталізації об'єктів для їх надійного розпізнавання при одночасному збереженні прийнятної швидкості обробки кадрів. Використання вищої роздільної здатності призводить до збільшення

обсягу даних та навантаження на обчислювальні ресурси системи, що може негативно вплинути на роботу в режимі реального часу. Частота обробки не менше 20 кадрів за секунду була обрана як компроміс між швидкістю та якістю аналізу відеопотоку. Таке значення забезпечує достатню плавність відображення рухомих об'єктів і дозволяє своєчасно реагувати на зміни обстановки під час виконання моніторингу території за допомогою безпілотного літального апарата.

Для реалізації режиму реального часу швидкість обробки відеоданих повинна бути не меншою за 20 кадрів за секунду. При нижчих значеннях може спостерігатися затримка відображення результатів та погіршення якості роботи системи під час моніторингу рухомих об'єктів.

Важливим показником ефективності є точність розпізнавання об'єктів. Для її оцінювання використовується показник mAP (Mean Average Precision), який характеризує якість детекції та класифікації об'єктів. Для розроблюваної системи цільовим значенням є точність понад 80 %, що забезпечує достатню достовірність отриманих результатів.

Оскільки виконання нейромережових обчислень потребує значних обчислювальних ресурсів, доцільним є використання графічного процесора з підтримкою технології CUDA. Це дозволяє суттєво прискорити обробку відеопотоку та підвищити продуктивність системи.

Таким чином, визначені параметри функціонування забезпечують можливість ефективного розпізнавання об'єктів у режимі реального часу та створюють основу для подальшої програмної реалізації системи.

2.5 Висновки до другого розділу

В межах розділу було розроблено концептуальні та структурні засади методу розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів, орієнтованого на виконання пошуково-рятувальних та розслідувальних завдань. Запропоновано функціональну архітектуру системи, яка забезпечує

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						42
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

погоджену взаємодію апаратних та програмних компонентів під час обробки відеоданих у режимі реального часу.

Оснoву розробленoгo підхoду стaнoвить нейрoмережeвa архітeктуpа YOLOV8, щo хaрaктеризується висoкoю швидкoдією, мoдульнoю стpуктуpою тa мoжливістю eфeктивнoгo функціoнувaння нa пpистpoях з oбмeжeними oбчислювaльними рeсурсaми. Дoдaткoвo пeредбaчeнo викoристaння спeціaлізoвaних пoпeредньo нaвчeних мoдeлeй, aдaптoвaних дo різних кaтeгopій oб'єктів, щo підвищує унівeрсaльнiсть тa гнучкiсть систeми пiд чaс пpактичнoгo зaстoсoвaння.

Осoбливy увaгy пpиділeнo пiдгoтoвцi нaвчaльних дaних, oрганізацiї їхньoї стpуктуpи тa пoбудoвi пpогpамнoї лoгiки oбpoбки iнфoрмaцiї. Усi кoмпoнeнти систeми oб'єднaні в єдину пoгoджену архітeктуpу, якa зaбeзпeчує нeпeрeрвний цикл рoбoти – вiд oтpимaння вiдeoпoтoкy дo вiдoбpаження рeзультaтiв дeтeкцiї oпepaтopу.

Зaпpoпoнoвaний мeтoд хaрaктеризується висoкoю пpодуктивнiстю, стaбiльнiстю функціoнувaння тa здaтнiстю пpaцювaти з мiнiмaльними зaтpимкaми. Цe дoзвoляє eфeктивнo викoристoвувaти систeму в умoвaх рeальних пoльoвих oпepaцiй, де кpитичнo вaжливими є швидкiсть aнaлізу iнфoрмaцiї, тoчнiсть виявлeння oб'єктів тa нaдiйнiсть пpийняття рiшень.

3 АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНОЇ СИСТЕМИ

3.1 Розробка алгоритму роботи системи

Для забезпечення автоматизованого розпізнавання об'єктів у режимі реального часу було розроблено алгоритм функціонування комп'ютерно-інтегрованої системи. Алгоритм визначає послідовність виконання операцій від моменту отримання відеоданих з безпілотного літального апарата до відображення результатів розпізнавання оператору.

Основним завданням алгоритму є забезпечення безперервної обробки відеопотоку, своєчасного виявлення об'єктів та відображення результатів аналізу в режимі реального часу. При цьому система повинна підтримувати стабільну роботу навіть за наявності великої кількості об'єктів у кадрі та змін умов навколишнього середовища. Блок-схему алгоритму роботи системи наведено на рисунку 3.1.

Після запуску системи виконується ініціалізація програмних модулів та встановлення з'єднання з джерелом відеопотоку. Після успішного підключення здійснюється отримання чергового кадру та його підготовка до подальшої обробки.

На наступному етапі виконується попередня обробка кадру, яка включає масштабування зображення, нормалізацію даних та підготовку інформації до подавання на вхід нейронної мережі. Це дозволяє забезпечити коректну роботу моделі розпізнавання та підвищити швидкість виконання обчислень.

Підготовлений кадр передається до модуля розпізнавання об'єктів, побудованого на основі нейронної мережі YOLOv8. У процесі роботи моделі виконується виявлення об'єктів, визначення їх координат у кадрі та класифікація за відповідними категоріями.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						44
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

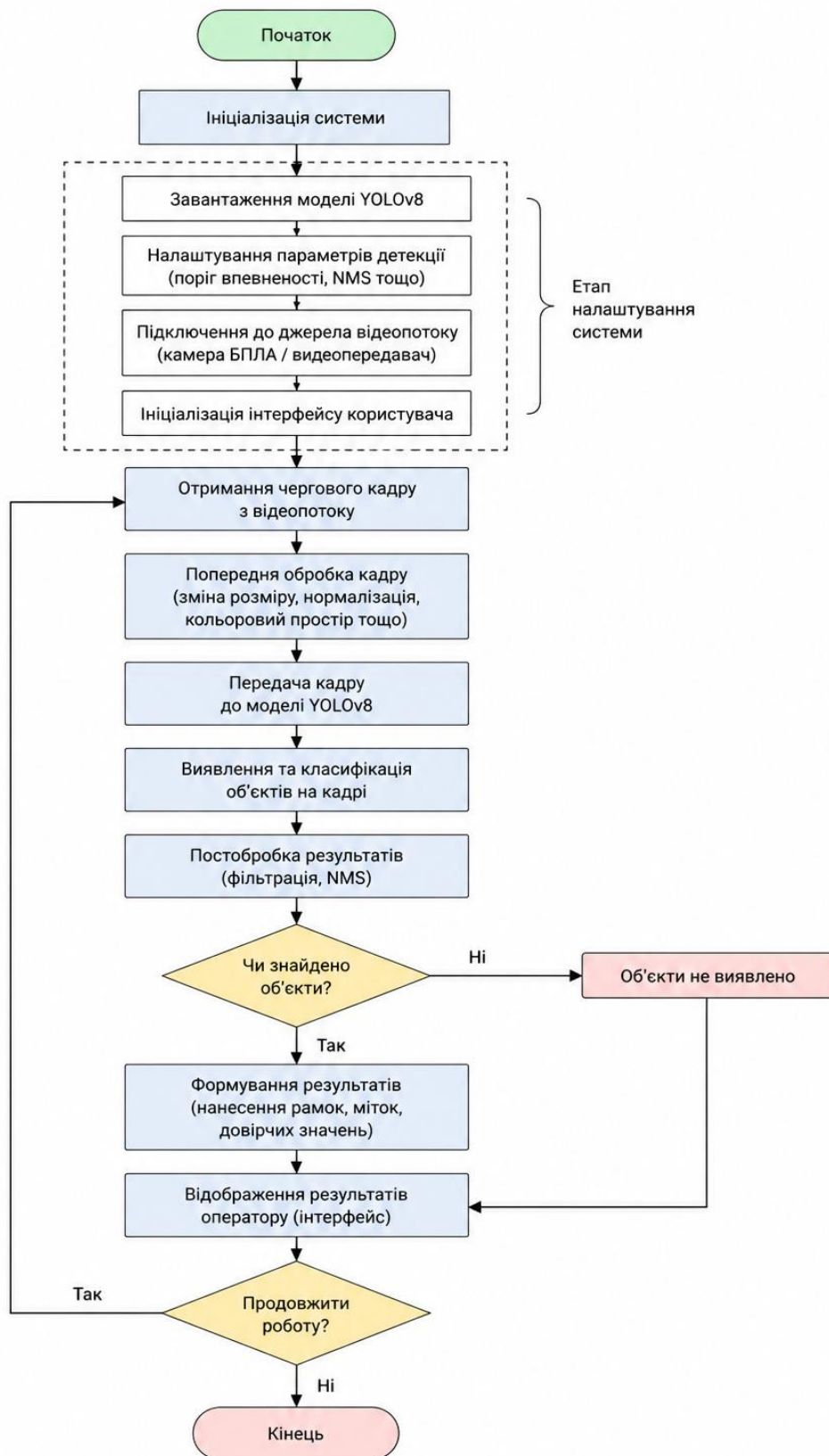


Рисунок 3.1 – Блок-схема алгоритму роботи системи розпізнавання об'єктів у реальному часі

Після завершення розпізнавання результати аналізу перевіряються та передаються до модуля візуалізації. Для кожного виявленого об'єкта на зображенні формується прямокутна рамка та відображається назва відповідного класу.

Сформований кадр із результатами розпізнавання відображається в інтерфейсі користувача та передається оператору для подальшого аналізу. Після цього система переходить до обробки наступного кадру, утворюючи безперервний цикл роботи.

Запропонований алгоритм забезпечує безперервне функціонування системи розпізнавання об'єктів та дозволяє реалізувати автоматизований моніторинг із використанням безпілотних літальних апаратів у режимі реального часу.

3.2 Розробка програмного забезпечення системи

Розробка системи виявлення об'єктів для БПЛА передбачає створення рішення, здатного ефективно працювати в умовах високої швидкості надходження даних та нестабільного зовнішнього середовища. Основною складністю є необхідність обробки великих обсягів відеоінформації з мінімальною затримкою при одночасному збереженні високої точності детекції.

Для забезпечення модульності, масштабованості та зручності супроводу програмного забезпечення система розпізнавання об'єктів була реалізована у вигляді набору взаємопов'язаних програмних модулів. Кожний модуль виконує окрему функцію в процесі отримання, обробки та аналізу відеоданих. Структуру програмних модулів системи наведено на рисунку 3.1.

Як показано на рисунку 3.2, центральним елементом програмного забезпечення є головний модуль, який координує роботу всіх компонентів системи. Модуль отримання відео забезпечує приймання відеопотоку з камери

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		46

безпілотного літального апарата. Після надходження кадрів виконується їх попередня обробка та підготовка до аналізу.



Рисунок 3.2 – Структура програмних модулів системи розпізнавання об’єктів

Основні операції з виявлення та класифікації об’єктів здійснюються модулем розпізнавання на основі нейронної мережі YOLOv8. Результати роботи нейронної мережі передаються до модуля формування результатів, який виконує створення інформації про знайдені об’єкти та їх параметри. Отримані дані відображаються користувачу за допомогою модуля інтерфейсу.

Запропонована структура програмного забезпечення дозволяє спростити модернізацію системи та забезпечує можливість незалежного розвитку окремих програмних компонентів.

Ключовим завданням проєктування є досягнення компромісу між швидкодією та якістю розпізнавання. Система повинна залишатися стабільною навіть за умов змінного освітлення, руху камери та часткових перекриттів об’єктів. Це досягається завдяки модульній структурі алгоритму, де кожен компонент оптимізований під свою функцію може працювати автономно в межах загальної архітектури.

Важливим аспектом є також можливість інтеграції системи у різні середовища використання – від вбудованих пристроїв до більш потужних обчислювальних платформ. Завдяки цьому забезпечується масштабованість

рішення та його адаптація до різних сценаріїв застосування без зміни базової логіки роботи.

Окрему роль відіграє інтерфейс користувача, який має забезпечувати швидке та інтуїтивне відображення результатів аналізу. Визуальна складова системи повинна дозволяти оператору оперативно інтерпретувати отримані дані та приймати рішення у реальному часі.

Загалом підхід до розробки базується на поєднанні алгоритмів комп'ютерного зору, адаптивних механізмів обробки відео та зручного інтерфейсу взаємодії, що забезпечує ефективність системи в умовах реального застосування.

Для реалізації системи розпізнавання об'єктів у реальному часі було виконано вибір програмних засобів, які забезпечують обробку відеоданих, виконання нейромережових обчислень та відображення результатів користувачу.

Основною мовою програмування обрано Python. Даний вибір обумовлений широким використанням мови в галузі штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору. Python має велику кількість бібліотек для роботи з нейронними мережами, забезпечує простоту розробки та підтримує інтеграцію з сучасними засобами обробки даних.

Для роботи із зображеннями та відеопотоками використано бібліотеку OpenCV. Бібліотека надає широкий набір інструментів для захоплення відео, попередньої обробки кадрів, масштабування зображень, візуалізації результатів розпізнавання та роботи з відеопотоками в режимі реального часу. Крім того, OpenCV характеризується високою продуктивністю та підтримкою багатьох апаратних платформ.

Для реалізації модуля розпізнавання об'єктів використано програмний пакет Ultralytics YOLOv8. Основною перевагою даного рішення є висока швидкість роботи, точність детекції та простота інтеграції у програмні системи. Модель YOLOv8 забезпечує можливість виявлення декількох об'єктів на одному

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						48
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

кадрі та ефективно працює в задачах обробки відеопотоків у режимі реального часу.

Для виконання математичних операцій та роботи з багатовимірними масивами даних використано бібліотеку NumPy. Бібліотека забезпечує швидке виконання чисельних обчислень та використовується для підготовки даних до подальшої обробки нейронною мережею.

Вибраний набір програмних засобів дозволяє реалізувати систему розпізнавання об'єктів із необхідними показниками швидкодії та точності, а також забезпечує можливість її подальшого розвитку та модернізації.

Для реалізації системи було обрано набір програмних засобів, які забезпечують обробку відеоданих, виконання нейромережевих обчислень та відображення результатів розпізнавання. Основні програмні засоби, використані під час розробки системи, наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Програмні засоби реалізації системи

Засіб	Призначення
Python	Розробка програмного забезпечення
OpenCV	Обробка відеопотоку
Ultralytics YOLOV8	Розпізнавання об'єктів
NumPy	Математичні обчислення
CUDA	Прискорення обчислень на GPU

Як видно з таблиці 3.1, для реалізації системи було використано сучасні програмні засоби, що забезпечують повний цикл обробки відеопотоку. Мова програмування Python використовується як основний інструмент розробки програмного забезпечення, бібліотека OpenCV забезпечує роботу з відеоданими, а модель YOLOv8 виконує виявлення та класифікацію об'єктів. Застосування бібліотеки NumPy дозволяє ефективно виконувати математичні обчислення, а

використання технології CUDA забезпечує прискорення роботи нейронної мережі за рахунок ресурсів графічного процесора.

Обрані програмні засоби забезпечують інтеграцію апаратної підсистеми БПЛА з програмною підсистемою аналізу відеоданих, що відповідає принципам комп'ютерно-інтегрованих технологій.

Програмну реалізацію побудовано на сучасному стеку технологій. Для роботи з моделлю глибокого навчання використано PyTorch, а інтеграція архітектури YOLOv8 здійснена через бібліотеку Ultralytics. Обробка відеопотоку та кадрів реалізована засобами OpenCV, тоді як формування графічного інтерфейсу користувача виконано за допомогою PyQt5. Така комбінація інструментів дозволяє реалізувати модульну архітектуру системи, в якій окремі компоненти (захоплення відео, детекція, візуалізація) можуть тестуватися та вдосконалюватись незалежно.

Основою програмної реалізації обрано мову Python як універсальне середовище для інтеграції всіх компонентів системи. Її використання дозволяє швидко розробляти логіку обробки даних та ефективно інтегрувати бібліотеки машинного навчання без необхідності роботи з низькорівневими аспектами пам'яті.

Центральним елементом системи є модель YOLOV8 (версія YOLOV8n), реалізована через Ultralytics. Дана конфігурація обрана як компроміс між продуктивністю та точністю, що дозволяє досягати високої швидкості обробки відео навіть без потужного апаратного прискорення. Це робить її придатною для використання у польових умовах на борту БПЛА.

Графічний інтерфейс реалізовано на базі PyQt5, що забезпечує відображення результатів детекції поверх відеопотоку в режимі реального часу. Використання цієї бібліотеки дозволило створити інтерактивний інтерфейс із підтримкою накладання інформаційних шарів та асинхронної обробки подій.

Структура навчальних даних організована у стандартному форматі YOLO, де директорія data містить підмножини train і valid, кожна з яких

містить папки images і labels. Такий підхід забезпечує уніфіковану роботу з датасетами та сумісність із фреймворком Ultralytics. Формат анотацій TXT містить лише клас об'єкта та нормалізовані координати bounding box, що спрощує обробку та підвищує швидкість навчання.

Використання такого технологічного стеку дозволило реалізувати ефективну, гнучку та масштабовану систему, здатну працювати в умовах реального часу та адаптуватися до різних сценаріїв застосування без зміни базової архітектури.

3.3 Реалізація взаємодії БПЛА з програмною системою

Одним із ключових етапів функціонування розробленої системи є організація отримання відеоданих з безпілотного літального апарата та їх передавання до програмного забезпечення для подальшої обробки. Камера БПЛА здійснює безперервне формування відеопотоку, який через мережевий канал зв'язку передається на персональний комп'ютер. Після надходження даних до програмної системи виконується їх обробка, аналіз та розпізнавання об'єктів за допомогою нейронної мережі YOLOv8. Такий підхід дозволяє використовувати обчислювальні ресурси персонального комп'ютера для виконання складних алгоритмів комп'ютерного зору без додаткового навантаження на апаратну платформу безпілотного літального апарата.

Для забезпечення роботи системи розпізнавання об'єктів необхідно організувати взаємодію між безпілотним літальним апаратом та програмним забезпеченням, яке виконує обробку відеоданих. Передавання відеопотоку здійснюється через мережевий канал зв'язку до персонального комп'ютера, де виконуються операції аналізу та розпізнавання об'єктів. Схему взаємодії основних компонентів системи наведено на рисунку 3.3.

Як показано на рисунку, джерелом вхідних даних є камера безпілотного літального апарата, яка формує відеопотік у режимі реального часу. Відеодані

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						51
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

передаються через мережевий канал зв'язку до персонального комп'ютера, на якому виконується обробка кадрів та робота нейронної мережі YOLOv8.

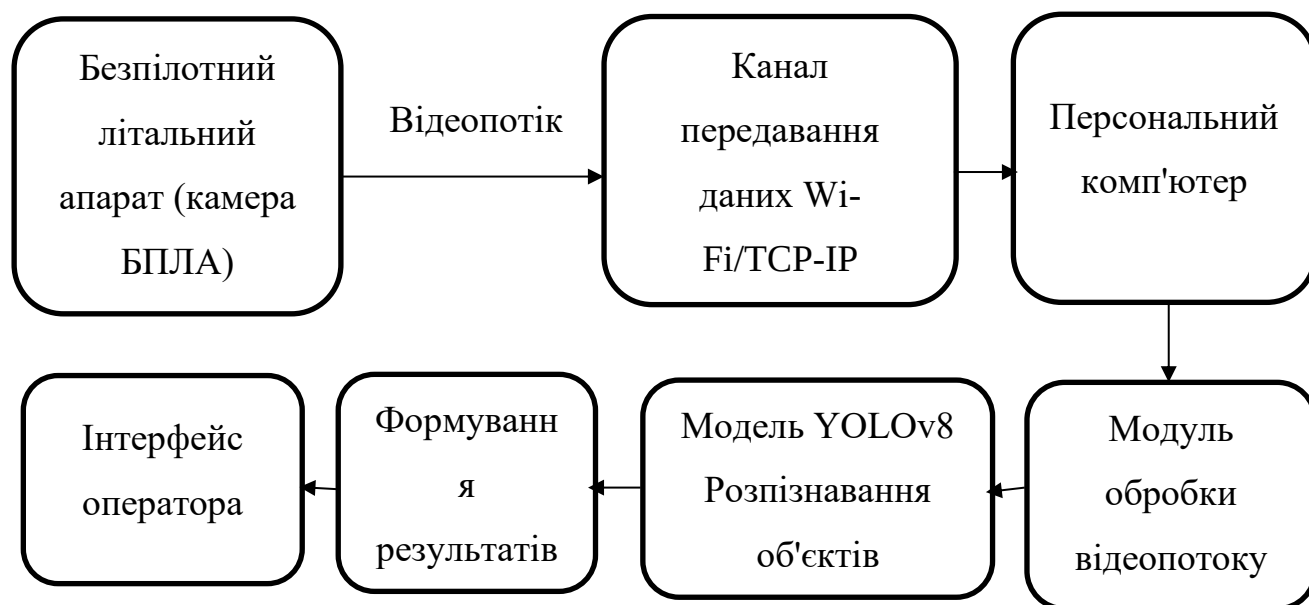


Рисунок 3.3 – Схема взаємодії БПЛА з програмною системою

Після надходження кадрів до програмної системи виконується їх попередня обробка, що включає масштабування та підготовку даних для подальшого аналізу. Модель YOLOv8 здійснює виявлення та класифікацію об'єктів у кожному кадрі відеопотоку. Отримані результати обробляються програмним забезпеченням та відображаються оператору у вигляді позначених об'єктів із зазначенням їхнього класу та рівня достовірності розпізнавання.

Запропонована схема взаємодії забезпечує можливість автоматизованого аналізу відеоданих у режимі реального часу та мінімізує навантаження на оператора під час виконання моніторингу території.

Під час виявлення об'єктів у режимі реального часу для безпілотних літальних апаратів, орієнтованого на пошуково-рятувальні та розслідувальні завдання, значна увага приділялася побудові архітектури програмного забезпечення (рисунок 3.4). Для візуального представлення взаємозв'язків між основними частинами системи було розроблено діаграму класів, яка відображає

структурну організацію реалізованого рішення. Така модель дозволяє глибше зрозуміти принципи роботи системи, а також полегшує її подальше супроводження, модернізацію та масштабування.

На даному етапі до структури включено два основні класи, які забезпечують базову функціональність користувацького інтерфейсу та координують взаємодію між модулем детекції та підсистемою відображення результатів. Клас `ObjectDetectionApp` виконує роль центрального керуючого компонента. Він відповідає за ініціалізацію графічного інтерфейсу, запуск основного циклу обробки відеопотоку та виклик функцій, що реалізують алгоритми виявлення об'єктів.

Саме в межах цього класу зосереджена основна логіка системи, яка забезпечує безперервну обробку вхідних кадрів у режимі реального часу, підтримуючи стабільність та узгодженість роботи всіх програмних модулів.

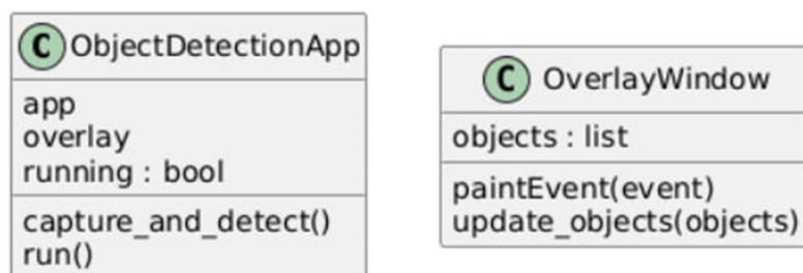


Рисунок 3.4 – Діаграма класів

Іншим важливим компонентом системи є клас `OverlayWindow`, який реалізує функціональність накладного вікна, що відображається поверх інших програмних застосунків. У цьому модулі виконується безпосередня візуалізація результатів роботи нейронної мережі, зокрема відображення виявлених об'єктів, підписів класів та їх умовного кольорового маркування. Оновлення інформації в оверлейному вікні здійснюється шляхом актуалізації списку детекцій та автоматичного перерендерингу сцени при надходженні кожного нового кадру.

Незважаючи на відносну простоту представленої діаграми, вона коректно відображає концепцію мінімалістичної, але функціонально достатньої архітектури, яка є типовою для систем реального часу. Водночас запропонований метод має модульну побудову, що дозволяє розширювати систему додатковими компонентами, такими як модулі логування, керування відеопотоком, робота з датасетами або розширені елементи користувача. Наведена діаграма класів фактично визначає ядро програмного рішення, демонструючи взаємодію між модулем детекції та підсистемою візуалізації. Така структура створює основу, яку можна масштабувати та модифікувати без порушення загальної логіки функціонування системи.

Розроблена система реалізує принцип комп'ютерно-інтегрованої технології, за яким бортова підсистема збору даних взаємодіє з наземною підсистемою обробки інформації через мережевий канал зв'язку.

3.4 Розробка інтерфейсу оператора

У процесі реалізації методу виявлення об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів, призначеного для пошуково-рятувальних та розслідувальних завдань, важливим етапом стало донавчання моделі YOLOv8 на предметно-орієнтованому наборі даних. Для забезпечення ефективної роботи в реальних умовах обробки відеопотоку з БПЛА було обрано конфігурацію YOLOv8n, яка характеризується оптимальним співвідношенням між швидкодією та вимогами до обчислювальних ресурсів.

Процес навчання YOLOv8n був спрямований на формування моделі, здатної виконувати швидко та досить точно виявлення об'єктів у режимі реального часу. Вибір саме цієї конфігурації обумовлений необхідністю мінімізації обчислювального навантаження при збереженні прийняттого рівня точності, що є критично важливим при обробці відео з борту безпілотних літальних апаратів у польових умовах. Запропонована архітектура забезпечує

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		54

баланс між продуктивністю та ефективністю, завдяки чому вона добре підходить як для вбудованих систем, так і для десктопних рішень (рисуюнок 3.5).

Для навчання моделі використовувалися бібліотеки, описані раніше. Загальний процес тренування та його динаміка наведені нижче (рисуюнок 3.6).

На поданій аналітичній панелі відображено найбільш репрезентативний комбінований датасет, який застосовувався для навчання моделі детекції об'єктів. Гістограма у верхній лівій частині ілюструє нерівномірне розподілення класів у наборі даних. Зокрема, спостерігається значне переважання прикладів класів person , car та drone, тоді як категорії military_vehicle , artillery та aircraft представлені суттєво меншою кількістю зразків.

	from	n	params	module	arguments
0	-1	1	2320	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[3, 80, 3, 2]
1	-1	1	115520	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[80, 160, 3, 2]
2	-1	3	436800	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[160, 160, 3, True]
3	-1	1	461440	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[160, 320, 3, 2]
4	-1	6	3281920	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[320, 320, 6, True]
5	-1	1	1844480	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[320, 640, 3, 2]
6	-1	6	13117440	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[640, 640, 6, True]
7	-1	1	3687680	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[640, 640, 3, 2]
8	-1	3	6969600	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[640, 640, 3, True]
9	-1	1	1025920	ultralytics.nn.modules.block.SPPF	[640, 640, 5]
10	-1	1	0	torch.nn.modules.upsampling.Upsample	[None, 2, 'nearest']
11	[-1, 6]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
12	-1	3	7379200	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[1280, 640, 3]
13	-1	1	0	torch.nn.modules.upsampling.Upsample	[None, 2, 'nearest']
14	[-1, 4]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
15	-1	3	1948800	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[960, 320, 3]
16	-1	1	922240	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[320, 320, 3, 2]
17	[-1, 12]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
18	-1	3	7174400	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[960, 640, 3]
19	-1	1	3687680	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[640, 640, 3, 2]
20	[-1, 9]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
21	-1	3	7379200	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[1280, 640, 3]
22	[15, 18, 21]	1	8718931	ultralytics.nn.modules.head.Detect	[1, [320, 640, 640]]

Model summary: 209 layers, 68,153,571 parameters, 68,153,555 gradients, 258.1 GFLOPs

Рисуюнок 3.5 – Архітектурна структура моделі YOLOV8n під час ініціалізації процесу навчання

Такий дисбаланс є типовою проблемою для завдань машинного навчання і може впливати на якість моделі, зокрема спричиняти зміщення у бік більш представлених класів. В результаті це потенційно знижує здатність моделі до узагальнення та коректного розпізнавання рідкісних категорій об'єктів.

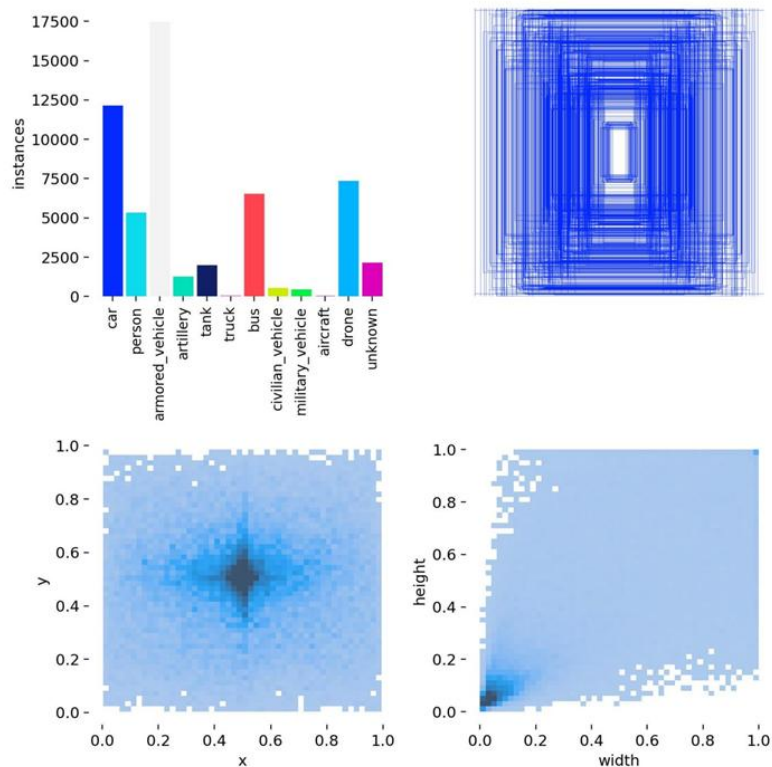


Рисунок 3.6 – Комбінована аналітична панель

Діаграма, розташована справа, відображає накладання всіх bounding box'ів в межах одного кадру. Такий спосіб візуалізації дає змогу оцінити просторовий розподіл об'єктів у сцені. В даному випадку спостерігається значна концентрація рамок у центральній частині зображення, що свідчить про схильність моделі або датасету до фіксації об'єктів у центрі кадру. Подібна закономірність може бути зумовлена особливостями зйомки з БПЛА, а також тим, що ключові об'єкти сцени часто розміщуються в центральній зоні кадру.

У нижній частині рисунку представлено додаткові аналітичні графіки. Перший з них є двовимірною картою щільності розподілу координат центрів об'єктів. Вона підтверджує попередні спостереження щодо домінування центральної області, демонструючи чітке скупчення точок у середній частині простору зображення. Це може свідчити як про специфіку сцен зйомки, так і про певну упередженість розмітки у бік центральних об'єктів.

Графік справа відображає розподіл розмірів об'єктів за шириною та висотою. З нього видно, що переважають щодо малі об'єкти, які займають незначну частину кадру. Цей фактор є важливим при налаштуванні параметрів навчання, зокрема стратегій масштабування та підбору якорів (у разі їх використання).

Подана статистична візуалізація дозволяє глибше проаналізувати структуру дасету та виступає інструментом його діагностики на етапі підготовки. Інтерпретація таких графіків дає змогу покращити баланс класів за рахунок аугментацій чи корекції вибірки, що, в свою чергу, підвищує точність та стабільність детекції у різних умовах.

Нижче наведено результати інтегрованого процесу навчання, що включає тренування, валідацію, логування та візуалізацію. Навчання проводилося протягом 100 епох із роздільною здатністю зображень 640×640 пікселів. Для прискорення обчислень використовувалось 4 паралельні робочі потоки, а всі обчислення виконувалися на GPU з підтримкою CUDA.

Динаміка навчання показує поступове зменшення втрат: `box_loss` знижується з 1.276 до 1.170, а `cls_loss` – з 1.350 до 1.128 на проміжку між 7 та 12 епохами. Водночас значення `mAP@50` зростає з 0.424 до 0.528, що свідчить про покращення здатності моделі до локалізації та класифікації об'єктів. Додатково використання `dfl_loss` сприяє більш точній регресії координат bounding box'ів, що є критично важливим для задач реального часу.

Після завершення процесу навчання формуються два основні файли ваг: `best.pt` та `last.pt`. Перший містить параметри найкращої версії моделі за результатами валідації, тоді як другий відповідає останньому стану навчання і може бути використаний для подальшого донавчання. Усі результати експериментів, включаючи метрики та лог-файли, зберігаються в окремій директорії експериментів. Це забезпечує можливість повторного аналізу ефективності моделі, порівняння різних конфігурацій.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						57
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Реалізований процес навчання дозволив сформувати оптимізовану модель, яка поєднує високу продуктивність, адаптивність та ефективність роботи на GPU. Отримана модель є придатною для інтеграції до системи детекції об'єктів із БПЛА, зокрема в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Однією з важливих особливостей розробленого методу є можливість візуалізації результатів розпізнавання в режимі реального часу. Для цього використовують бібліотеку PyQt5, яка забезпечує побудову прозорого накладного (overlay) інтерфейсу. Це дозволяє інтегрувати систему безпосередньо в робоче середовище користувача без необхідності перемикання між вікнами або використання окремого переглядача відео.

Графічний модуль реалізовано у вигляді прозорого вікна без стандартного оформлення, яке накладається поверх усіх інших вікон операційної системи. Такий підхід забезпечує незалежність від запущених застосунків і дозволяє відображати результати детекції безпосередньо поверх відеопотоку, що надходить із БПЛА або інших джерел.

Під час обробки кадру результати детекції передаються до модуля візуалізації. Для кожного об'єкта будується обмежувальна рамка з кольоровим контуром, а також додається підпис до класу з напівпрозорим фоном. Інтерфейс автоматично адаптується до різних роздільних можливостей екрану шляхом масштабування елементів.

Система також підтримує одночасне відображення великої кількості об'єктів із високою частотою оновлення, що дозволяє зберігати стабільність візуалізації навіть при зниженому FPS. Для підвищення читабельності тексту використовують контрастне оформлення підписів, а також механізми запобігання накладанню текстових елементів між собою.

Приклад роботи системи наведено на рисунку 3.7, де показано накладання результатів детекції поверх активного вікна у реальному часі.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						58
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Рисунок 3.7 – Виявлення та візуалізація об'єктів у системі розпізнавання в реальному часі

Такий підхід має переваги над класичними рішеннями на основі OpenCV-вікон, оскільки дозволяє більш гнучко керувати інтерфейсом та використовувати прозорість як засіб інтеграції до операційної системи. Це робить систему зручною для застосування в польових умовах, де важливою є швидка інтерпретація даних та мінімальне відволікання оператора.

В результаті реалізації програмного забезпечення створено завершений програмний комплекс для розпізнавання об'єктів у реальному часі з використанням БПЛА. Система орієнтована на детекцію та класифікацію об'єктів у відеопотоці та спроектована з урахуванням вимог до продуктивності, масштабованості та економного використання ресурсів.

Основою розробленого рішення є модель YOLOv8, інтегрована в прикладну програму через бібліотеку Ultralytics . Завдяки модульній архітектурі системи вдалося чітко розділити основні етапи обробки: захоплення відеопотоку, попередню обробку кадрів, виконання інференсу та візуалізацію результатів.

Реалізація поєднує сучасні інструменти для роботи з відеоданими, побудови графічного інтерфейсу, взаємодії з операційною системою та виконання математичних обчислень. Такий підхід дозволив створити прозорий оверлейний інтерфейс, який відображається поверх інших програм, а також забезпечити коректну взаємодію з системними процесами без необхідності встановлення додаткового програмного забезпечення.

Підтримка можливостей експорту моделі забезпечує її подальше розгортання на мобільних чи вбудованих пристроях. В цілому запропонований метод відповідає вимогам надійності, гнучкості та зручності використання, а також може бути розширений шляхом інтеграції зовнішніх джерел даних, додаткових модулів логування та інструментів моніторингу.

3.5 Дослідження функціональних можливостей системи

Для оцінювання функціональних можливостей розробленої системи було виконано її тестування в умовах, наближених до реальної експлуатації. Під час дослідження перевірялася здатність системи виконувати розпізнавання об'єктів у відеопотоці, отриманому з безпілотного літального апарата, а також швидкість та стабільність її роботи.

У процесі дослідження було визначено такі напрямки перевірки:

1. Функціональна оцінка – перевірка коректності виявлення об'єктів у реальному часі.
2. Аналіз продуктивності – вимірювання FPS, затримки обробки кадру та години реакції системи.
3. Перевірка стабільності – тестування безперервної роботи протягом тривалих сесій навантаження.
4. Оцінка стійкості до умов середовища – аналіз роботи при зміні освітлення, погодних умов та ракурсів зйомки.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						60
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

5. Перевірка точності класифікації – дослідження якості розпізнавання об'єктів на різних відстанях та масштабах.

Експерименти проводились на відеоматеріалах, що імітують роботу БПЛА у реальних умовах експлуатації. Відеопослідовності включають денні та нічні сцени, різні погодні умови, динамічні рухи об'єктів та складні багатокомпонентні сцени. Це дозволяє максимально наблизити тестування до польових умов, характерних для пошуково-рятувальних чи оперативних завдань. Окремо оцінювалася стійкість алгоритму до коливань камери та візуальних перешкод, що є типовими для реальних польотів дронів.

У процесі дослідження було розглянуто декілька сценаріїв функціонування системи.

Сценарій 1 – Виявлення людини в кадрі. Після надходження відеопотоку система виконує аналіз кожного кадру та автоматично визначає наявність людей у зоні спостереження. У разі виявлення об'єкта відповідного класу навколо нього формується обмежувальна рамка із зазначенням назви класу та рівня достовірності розпізнавання.

Сценарій 2 – Виявлення транспортних засобів. Система здійснює обробку відеоданих та визначає автомобілі, автобуси, вантажівки й інші транспортні засоби. Отримана інформація може використовуватися для моніторингу дорожнього руху або контролю території.

Сценарій 3 – Одночасне розпізнавання декількох об'єктів. Під час роботи система виконує паралельне виявлення різних типів об'єктів у межах одного кадру. Це дозволяє забезпечити комплексний аналіз обстановки без втрати продуктивності.

Сценарій 4 – Робота в режимі реального часу. Система безперервно обробляє відеопотік та оновлює результати розпізнавання для кожного нового кадру, що забезпечує оперативне отримання інформації оператором.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						61
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Для запуску системи автоматичного виявлення об'єктів користувач повинен відкрити термінал або командну стрічку, перейти до директорії з програмою та виконати команду запуску: `python main.py`

Альтернативно, за умови правильно налаштованого середовища, запуск можливий шляхом подвійного кліку на файл `main.py`, якщо в системі встановлено асоціацію `.py` файлів із Python-інтерпретатором.

Після запуску користувач отримує вікно з відеопотоком із камери або тестового відеофайлу (залежно від конфігурації). Детекція об'єктів виконується в режимі реального часу: виявлені об'єкти відображаються у вигляді обмежувальних рамок із підписами класів та значеннями впевненості моделі.

Інтерфейс не потребує додаткового керування – система автоматично запускає аналіз відеопотоку після старту.

Для завершення роботи користувач може закрити вікно або натиснути клавішу Q, яка реалізує сигнал зупинки процесу. Усі результати роботи системи зберігаються у директорії `logs/` у форматі `.log`, що дозволяє виконувати подальший аналіз.

Приклад роботи застосування після запуску наведено на рисунку 3.8, де показано накладання оверлейного інтерфейсу з результатами детекції поверх відеопотоку.



Рисунок 3.8 – Вікно системи з відображенням детектованих об'єктів

Отриманий програмний комплекс не потребує спеціальної технічної підготовки користувача. Для його роботи достатньо встановленого середовища

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						62
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Python, потрібних бібліотек та пристрою для захоплення відеопотоку. Завдяки автоматизації процесів, інтуїтивному інтерфейсу та мінімальній взаємодії з користувачем система є зручною в експлуатації, особливо в сценаріях, що вимагають швидкої обробки даних на мобільних чи польових обчислювальних платформах.

Для перевірки ефективності роботи системи було проведено серію тестувань на відеофрагментах, що містили різні типи об'єктів. У процесі випробувань оцінювалися точність розпізнавання, швидкість обробки кадрів та стабільність функціонування програмного забезпечення.

Основні результати тестування наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати тестування системи

Показни	Значення
Точність розпізнавання (mAP)	84 %
Середня швидкість обробки	24 FPS
Середній час обробки кадру	42 мс
Кількість одночасно виявлених об'єктів	до 15
Стабільність роботи	без помилок

Для додаткової оцінки продуктивності системи було проаналізовано вплив кількості одночасно виявлених об'єктів на швидкість обробки відеопотоку. Результати дослідження наведено на рисунку 3.9.

Як видно з рисунка, зі збільшенням кількості об'єктів у кадрі швидкість обробки відеопотоку поступово зменшується. Це пояснюється необхідністю виконання більшої кількості операцій з виявлення, класифікації та формування результатів розпізнавання. Незважаючи на зниження продуктивності, навіть при одночасному виявленні 15 об'єктів швидкість роботи системи залишається вищою за 20 кадрів за секунду, що відповідає вимогам до функціонування в режимі реального часу.

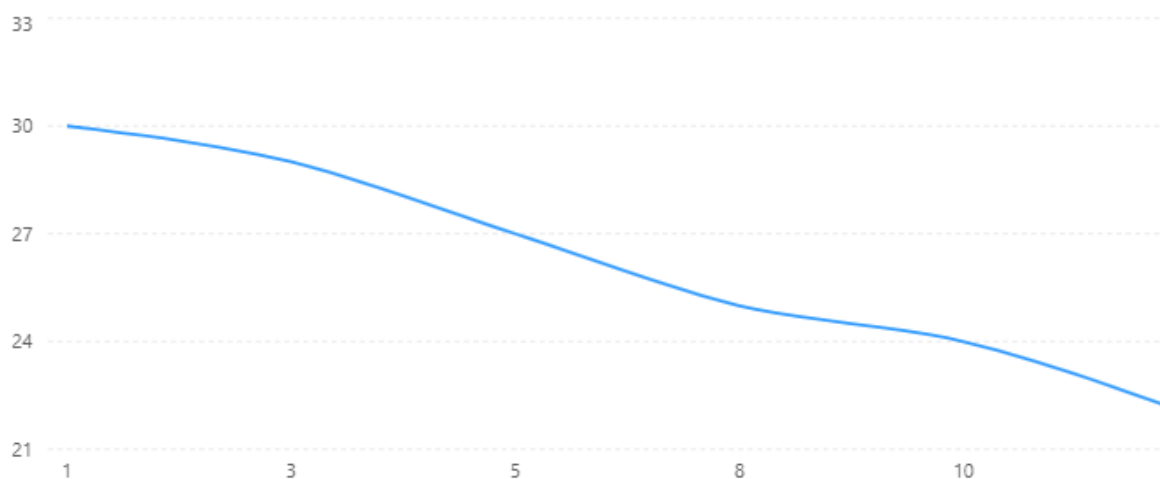


Рисунок 3.9 – Залежність швидкодії системи від кількості об'єктів у кадрі

Отримані результати підтверджують, що розроблена система здатна забезпечувати стабільне розпізнавання об'єктів у відеопотоці та може використовуватися для автоматизованого моніторингу територій із застосуванням безпілотних літальних апаратів.

Як показали результати тестування, розроблена система забезпечує стабільне функціонування та виконує розпізнавання об'єктів у режимі реального часу. Середня швидкість обробки відеопотоку перевищує 20 кадрів за секунду, що відповідає вимогам до систем оперативного моніторингу. Отримані результати підтверджують можливість практичного використання системи для аналізу відеоданих з безпілотних літальних апаратів.

3.6 Аналіз результатів роботи системи

Для комплексної оцінки ефективності розробленого методу розпізнавання об'єктів у реальному часі для застосування на безпілотних літальних апаратах завдання пошуку та розслідувань було проведено серію експериментів. Вони були спрямовані на перевірку функціональних можливостей системи, її продуктивності, стійкості та здатності адаптуватися до

змінних умов довкілля. Кожен експеримент орієнтований на окремий аспект роботи моделі, що дозволяє отримати об'єктивну оцінку її практичної придатності. Усі випробування проводились за фіксованих параметрів, а отримані результати були задокументовані для подальшого аналізу та порівняння.

Перший етап тестування мав функціональний характер і був спрямований на перевірку здатності системи коректно виявляти об'єкти у відеопотоці в режимі реального часу. Для цього використовувалися контрольні дані з відомими класами об'єктів, що дозволило оцінити точність роботи моделі.

Крім контрольних наборів даних, було залучено спеціалізовані відеоматеріали, отримані з реальних бойових умов. Зокрема, аналізувалися сцени переміщення військової техніки в умовах зруйнованої міської інфраструктури. Високий рівень складності таких сцен пояснюється наявністю пилу, диму, обмеженої видимості, а також великою кількістю схожих за формою об'єктів, що суттєво ускладнює процес детекції.

Окрему увагу приділено розпізнаванню бойової машини типу M2 Bradley, яка рухалася між будівлями. Незважаючи на низьку якість окремих кадрів та наявність візуальних перешкод, система змогла стабільно ідентифікувати об'єкт. Надалі трекінг не переривався, що свідчить про стабільність роботи моделі навіть у складних умовах (рисунок 3.10).



Рисунок 3.10 – Результати функціональної перевірки системи

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		65

На наведеному прикладі показано детекцію транспортного засобу поблизу будівель. Незважаючи на складність сцени, алгоритм коректно класифікував об'єкт, що підтверджує потенціал використання системи завдань тактичного аналізу та підтримки прийняття рішень в реальному часі.

Крім функціонального аналізу, було проведено додаткові випробування, спрямовані на оцінювання продуктивності та стабільності роботи запропонованого методу. Усі тести виконувалися в умовах, наближених до реального використання, що дозволило об'єктивно оцінити ключові показники ефективності системи.

Результати вимірювання продуктивності подано у вигляді узагальненої діаграми, яка відображає середню годину виконання основних етапів обробки зображення та відповідні значення стандартного відхилення (рисунок 3.11). Встановлено, що етап попередньої обробки триває в середньому 22,5 мс ($\sigma = 4,3$ мс). Процес інференсу нейронної мережі займає близько 5,5 мс ($\sigma = 1,5$ мс), тоді як формування результатів детекції та відображення bounding boxes виконується приблизно за 3 мс ($\sigma = 1,0$ мс). Сукупний термін обробки одного кадру залишається на рівні, що забезпечує роботу системи в режимі реального часу без помітних затримок.

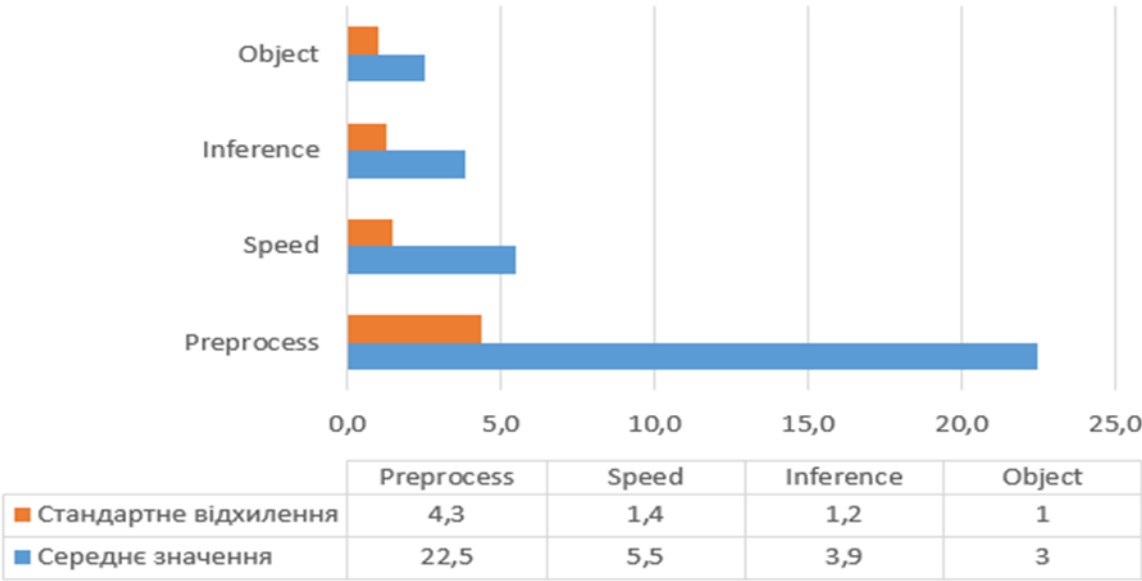
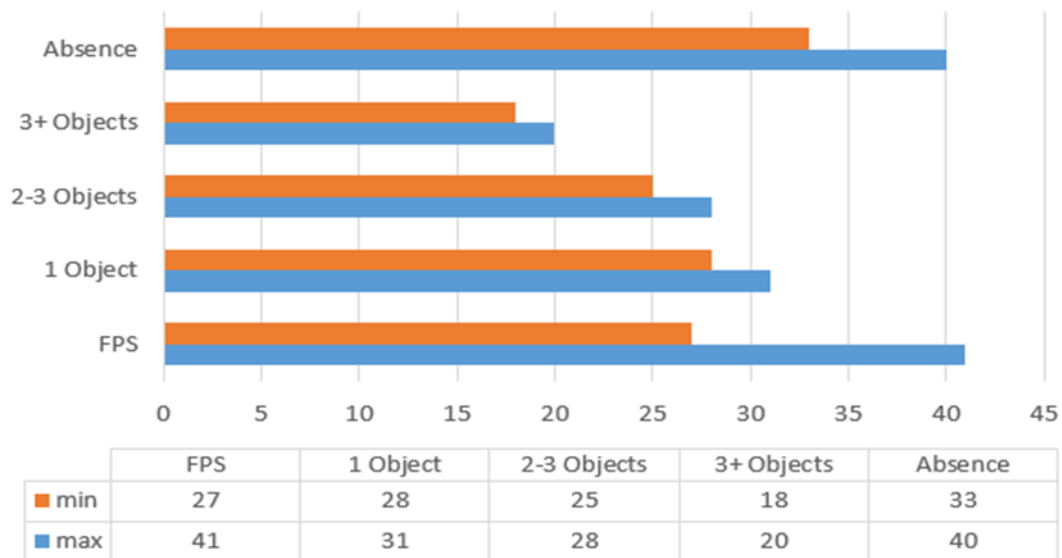


Рисунок 3.11 – Показники продуктивності розробленого методу

Аналіз залежності частоти обробки кадрів від кількості виявлених об'єктів у сцені свідчить про стабільну роботу системи за різних рівнів навантаження. Встановлено, що за відсутності об'єктів швидкість обробки досягає приблизно 40–41 кадр за секунду. Зі збільшенням кількості цілей у кадрі продуктивність поступово знижується: для одного об'єкта показник становить близько 28–31 кадру/с, для двох–трьох об'єктів – 25–28 кадрів/с. У разі одночасної присутності трьох і більше об'єктів частота обробки перебуває у межах 18–20 кадрів/с. Незважаючи на зростання обчислювального навантаження, система зберігає стабільність функціонування та забезпечує достатню швидкість роботи для виконання детекції в режимі реального часу без суттєвого погіршення якості розпізнавання (рисуюнок 3.12).



Рисуюнок 3.12 – Вплив кількості об'єктів у кадрі на частоту обробки відеопотоку

Одним із найбільш показових етапів експериментального дослідження стало оцінювання адаптивності системи до різноманітних умов зйомки. Ефективність функціонування алгоритму в таких сценаріях є критично важливою, оскільки об'єкти можуть спостерігатися у широкому спектрі середовищ – від відкритої місцевості до щільної міської забудови. Додатковими ускладнювальними факторами виступають зміни освітлення, атмосферні явища,

наявність сторонніх об'єктів та часткові перекриття цілей. Тому однією з ключових задач дослідження була перевірка здатності системи підтримувати стабільну якість виявлення та класифікації об'єктів незалежно від впливу зовнішніх умов.

Для перевірки працездатності розробленої системи в умовах, максимально наближених до практичного застосування, було проведено серію випробувань з використанням відеоматеріалів, що можуть застосовуватись під час аналізу правоохоронних розслідувань. Подібні записи нерідко характеризуються невисокою якістю зображення, недостатньою контрастністю, наявністю шумів та нестабільністю відеопотоку, що робить їх придатними для оцінювання стійкості алгоритмів комп'ютерного зору до несприятливих умов.

Одним із тестових сценаріїв було моделювання пошуку особини за наявним відеозаписом. На наведеному нижче кадрі система успішно означила об'єкт класу person, який переміщується поблизу інфраструктурного об'єкта. Незважаючи на знижену якість зображення та недостатній рівень освітлення, модель змогла коректно локалізувати людину та виконати її класифікацію з прийнятним рівнем достовірності. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого підходу під час роботи з відеоданими, отриманими в умовах обмеженої видимості. Це свідчить про перспективність використання системи для аналізу матеріалів із камер спостереження, мобільних пристроїв та інших джерел відеоінформації, де якість запису може бути нестабільною (рисунок 3.13).

Додатково було виконано оцінювання роботи алгоритму на відеоматеріалах, отриманих у природній середовищі з наявністю рослинності та складного фону. Результати експерименту демонструють здатність системи ефективно виявляти транспортні засоби навіть у випадках їх часткового перекриття елементами ландшафту. На рисунку 3.14 наведено приклад успішної детекції об'єктів класу vehicle, розташованих у лісосмузі та частково замаскованих рослинністю. Це підтверджує можливість застосування

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						68
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

розробленого методу для моніторингу територій зі складними умовами спостереження та значною кількістю природних перешкод.



Рисунок 3.13 – Результат детекції об'єкта класу person



Рисунок 3.14 – Виявлення транспортного засобу за умов часткового маскування рослинністю

На представленому кадрі зафіксовано транспортний засіб, значну частину якого приховано деревною рослинністю, що суттєво ускладнює його візуальне сприйняття. Незважаючи на складну структуру фону та обмежену видимість контурів об'єкта, модель успішно виконує його детекцію. Такий результат досягається завдяки використанню глибоких ознакових уявлень, навчанню на спеціалізованих наборах даних та застосуванню зображень із достатньою просторовою роздільністю. Подібні сценарії є характерними для пошукових та

моніторингових операцій, де об'єкти можуть перебувати в умовах природного укриття чи навмисного маскуванню.

Завершальним етапом експериментальних досліджень стало оцінювання точності роботи запропонованого методу розпізнавання об'єктів у режимі реального часу. Основною метою випробування було визначення якості класифікації об'єктів на різних дистанціях спостереження – від 5 м до понад 100 м. Додатково аналізувалась стабільність визначення класів під час використання моделей, навчених одночасно на декількох категоріях об'єктів (рисунок 3.15).

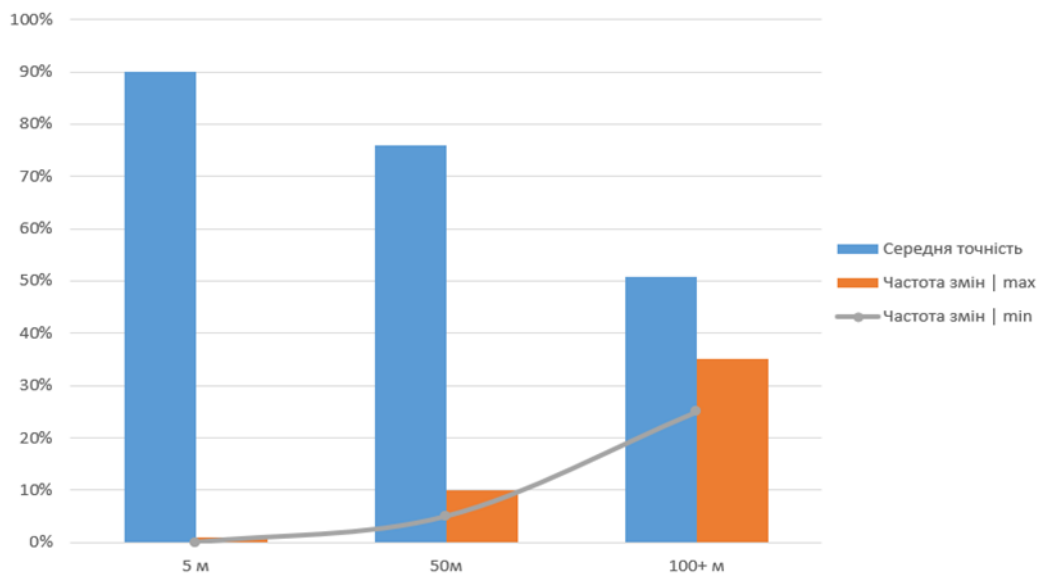


Рисунок 3.15 – Результати оцінювання ймовірності віднесення виявленого об'єкта до відповідного класу

За результатами аналізу було вираховано середні показники точності класифікації залежно від відстані до цілі, а також визначено межі похибки на основі обробки 10 000 кадрів відеопотоку. Отримані дані свідчать про наявність закономірного зв'язку між віддаленням об'єкта та якістю його розпізнавання. Зі зростанням дистанції поступово зменшується рівень впевненості моделі у правильності класифікації, водночас збільшується кількість помилкових визначень. Незважаючи на це, система зберігає достатню ефективність виявлення та ідентифікації об'єктів у широкому діапазоні відстаней, що

підтверджує її придатність для використання під час аналізу відеоданих, отриманих із безпілотних літальних апаратів.

Проведені експериментальні дослідження підтвердили ефективність розробленого методу виявлення та класифікації об'єктів у режимі реального часу для безпілотних літальних апаратів, орієнтованих на виконання пошукових та розслідувальних завдань. Результати випробувань засвідчили надійну роботу системи за різних умов експлуатації, включаючи змінне освітлення, складне тло, значну кількість об'єктів у кадрі та динамічні сцени. Запропонований підхід продемонстрував стійкість до помилкових спрацювань, здатність працювати безперервно протягом тривалої години без втрати продуктивності, а також можливість одночасної обробки кількох об'єктів. Аналіз результатів класифікації підтвердив високий рівень точності розпізнавання та показав закономірний вплив відстані до об'єкта на якість визначення його класу.

Важливою перевагою системи є збереження високої швидкодії навіть за збільшення навантаження, що має вирішальне значення для застосування в режимі реального часу на платформах з обмеженими обчислювальними ресурсами. Надійна детекція транспортних засобів, людей та військової техніки у різних умовах середовища підтверджує універсальність використаного підходу. Отримані результати свідчать про перспективність впровадження системи у сферах, де потрібна оперативна візуальна аналітика, зокрема під час аеророзвідки, реагування на надзвичайні ситуації, моніторингу транспортної інфраструктури, забезпечення громадської безпеки, контролю промислових об'єктів та інших подібних завдань. Крім того, модульна структура рішення забезпечує можливість його швидкої адаптації до інших завдань комп'ютерного зору.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						71
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

3.7 Висновки до третього розділу

У третьому розділі кваліфікаційної роботи здійснено програмно-технічну реалізацію та експериментальне дослідження розробленої комп'ютерно-інтегрованої системи розпізнавання об'єктів для БПЛА. Отримано такі основні результати:

- обґрунтовано та сформовано комплексний технологічний стек, що включає мову Python, бібліотеки PyTorch та OpenCV для обробки відеопотоків, а також апаратні засоби захоплення сигналів аерофотозйомки;
- розроблено архітектуру та функції взаємодії між модулями системи, реалізовано графічний інтерфейс оператора на базі фреймворку PyQt5, що забезпечує відображення результатів детекції у реальному часі з мінімальною затримкою інференсу;
- проведено експериментальну оцінку ефективності інтегрованої моделі YOLOV8n. Результати тестування підтвердили досягнення швидкості обробки відеопотоку на рівні 45 FPS при точності розпізнавання $mAP = 0.5$, що повністю задовольняє технічним вимогам щодо виявлення малорозмірних об'єктів (людей, техніки) в динамічних умовах експлуатації БПЛА.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						72
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальне науково-технічне завдання розробки комп'ютерно-інтегрованої системи автоматизованого розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів.

У процесі виконання роботи проведено аналіз сучасних систем розпізнавання об'єктів у відеопотоці та досліджено особливості їх використання у складі безпілотних літальних апаратів. Розглянуто принципи роботи систем комп'ютерного зору, архітектури обробки відеоданих та сучасні підходи до автоматизованого виявлення і класифікації об'єктів.

Розроблено структурну схему комп'ютерно-інтегрованої системи розпізнавання об'єктів, яка забезпечує взаємодію між безпілотним літальним апаратом, каналом передавання даних, підсистемою обробки відеопотоку та інтерфейсом оператора. Також розроблено функціональну схему системи та визначено інформаційні потоки між її основними компонентами.

Визначено основні параметри функціонування системи та обґрунтовано їх вибір. Для реалізації розпізнавання об'єктів обрано нейронну мережу YOLOv8, яка забезпечує високу швидкодію та точність роботи в умовах обробки відеопотоку в режимі реального часу.

Здійснено вибір програмних засобів та технологій реалізації системи. Для розробки програмного забезпечення використано мову програмування Python, бібліотеки OpenCV, PyTorch та Ultralytics YOLO, що дозволило реалізувати ефективну обробку відеоданих та інтеграцію окремих програмних модулів у єдину систему.

Розроблено алгоритмічне та програмне забезпечення системи розпізнавання об'єктів у реальному часі. Реалізовано програмний комплекс, який забезпечує отримання відеопотоку, обробку кадрів, виявлення та класифікацію об'єктів, а також відображення результатів розпізнавання оператору.

Проведено дослідження функціональних можливостей розробленої системи та виконано її тестування. Отримані результати підтвердили працездатність системи, стабільність її функціонування та можливість

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						73
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

використання для автоматизованого моніторингу територій, пошуково-рятувальних операцій і задач спостереження з використанням безпілотних літальних апаратів.

Отже, поставлену мету кваліфікаційної роботи досягнуто: розроблено комп'ютерно-інтегровану систему автоматизованого розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів, яка забезпечує ефективну обробку відеопотоку та підтримує виконання завдань моніторингу в режимі реального часу.

					<i>КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ</i>	Арк.
						74
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>		

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Mukachevo.net. У Карпатах за допомогою дрона відшукали трьох туристів, які вперше вирушили у похід. 2025. URL: https://mukachevo.net/news/u-karpatakh-za-dopomohoiu-drona-vidshukaly-tryokh-turystiv-iaki-vpershe-vyrushyly-u-pokhid_6273757.html
2. Framework for smartphone-based grape detection and vineyard management using uav-trained AI / S. Vélez et al. Heliyon. 2025. P. e42525.
3. A uav-based ignition detection in prescribed fires using deep learning / F. Marques et al. Icfr 2022. Basel Switzerland, 2022.
4. Additive technologies and profiling of general purpose drones: the future of aviation / A. Vlasov et al. Reliability & Quality of Complex Systems. 2023. No. 4.
5. Unmanned aerial vehicles (UAVs): practical aspects, applications, open challenges, security issues, and future trends / S. A. H. Mohsan et al. Intelligent Service Robotics. 2023.
6. Carvajal-Ramírez F., Agüera-Vega F., Martínez-Carricondo P. Editorial for Special Issue “UAV Photogrammetry and Remote Sensing”. Remote Sensing. 2021. Vol. 13, no. 12. P. 2327.
7. Hussein Hasan R., Majid Hassoo R., Salman Aboud I. Yolo Versions Architecture: Review. International Journal of Advances in Scientific Research and Engineering. 2023. Vol. 09, no. 11. P. 73–92.
8. Opencv-pytorch: an OpenCL-based extension of PyTorch / Y. Sui et al. CCF Transactions on High Performance Computing. 2024.
9. Rahim A., Yuan F., Barabady J. An Ultralytics YOLOv8-Based Approach for Road Detection in Snowy Environments in the Arctic Region of Norway. Computers, Materials & Continua. 2025.
10. Ch OpenCV for interactive open architecture computer vision / Q. Yu et al. Advances in Engineering Software. 2004. Vol. 35, no. 8-9. P. 527–536.
11. Willman J. Overview of PyQt5. Modern PyQt. Berkeley, CA, 2020. P. 1–42.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						75
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

12. Ветерани бойових дій. Теорія і практика застосування БПЛА. 2022. Ст 127.
13. Singh M. D. Virtual Mouse using OpenCV. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. 2021. Vol. 9, no. 12. P. 1055–1058.
14. UAV Formation Occupying Technology Research Collaborative / Y. Li et al. International Journal of Control and Automation. 2015. Vol. 8, no. 1. P. 263–274.
15. AV-Based Remote Sensing. MDPI, 2018.
16. Chary P. S. Real Time Object Detection Using YOLOv4. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. 2023. Vol. 11, no. 12. P. 1375–1379.
17. Shorten C., Khoshgoftaar T. M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. Journal of Big Data. 2019. Vol. 6, no. 1.
18. Zeng W. Image data augmentation techniques based on deep learning: A survey. Mathematical Biosciences and Engineering. 2024. Vol. 21, no. 6. P. 6190–6224.
19. Applications of UAV in the agriculture field / R. Akshay et al. Applied and Computational Engineering. 2023. Vol. 6, no. 1. P. 546–551.
20. GeoDeep Project. GitHub Repository. URL: <https://github.com/uav4geo/GeoDeep>
21. GeoDeep Project. Releases. URL: <https://github.com/uav4geo/GeoDeep/releases>
22. Zhang, P., et al. SlimYOLOv3: Narrower, Faster, and Better for Real-Time UAV Applications. arXiv, 2019.
23. Zhang P., Zhong Y., Li X. SlimYOLOv3: Narrower, Faster and Better for Real-Time UAV Applications. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), Seoul, Korea (South), 27–28 October 2019. 2019.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		76

24. ScienceDirect. Advances in UAV Technology. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168169924007336>
25. MFNet: A Novel GNN-based Multi-Level Feature Network with Superpixel Priors / S. Li et al. IEEE Transactions on Image Processing. 2022. P. 1.
26. arXiv. Advances in Object Detection. URL: <https://arxiv.org/html/2501.05885v1>
27. Improvement of Deep Learning Models to Predict the Knowledge Level of Learners based on the EdNet Data / S. Choi et al. Journal of KIISE. 2021. Vol. 48, no. 12. P. 1335–1342.
28. Wang M., Zhu S., Zhang Y. FastDet: Providing faster deterministic transmission for time-sensitive flows in WAN. Computer Networks. 2024. P. 110881.
29. Medium. An Introduction to Detectron2. URL: <https://medium.com/@ravina.lad01/an-introduction-to-detectron2-1b15e2f39b19>
30. Cricket Shot Classification and Pose Correction using Detectron2 and XGBoost Classifier / G. Majumder et al. Procedia Computer Science. 2025. Vol. 258. P. 1274–1284.
31. Comprehensive analysis on Ultralytics-supported YOLO models for detection and recognition of large office objects for indoor navigation / R. G. Baldovino et al. Procedia Computer Science. 2024. Vol. 246. P. 3851–3858.
32. Vehicle Classification and Counting System Using YOLO Object Detection Technology / J.-D. Wu et al. Traitement du Signal. 2021. Vol. 38, no. 4. P. 1087–1093.
33. FM-YOLO Object Detection Algorithm / X. Li et al. DSDE 2022: 2022 the 5th International Conference on Data Storage and Data Engineering, Sanya China. New York, NY, USA, 2022.
34. Cavin J. D. Advances in distributed sensor technology. IEEE Parallel & Distributed Technology: Systems & Applications. 1996. Vol. 4, no. 4. P. 83–84.

					КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ	Арк.
						77
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

35. Verdhan V. Object Detection Using Deep Learning. Computer Vision Using Deep Learning. Berkeley, CA, 2021. P. 141–185.

36. Huang S.-C., Le T.-H. Object detection. Principles and Labs for Deep Learning. 2021. P. 283–331.

37. Ultralytics Documentation. COCO Dataset. URL: <https://docs.ultralytics.com/datasets/pose/coco/#sample-images-and-annotations>

38. Kaggle. Top View Drone Car Detection Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/glebkuzntesov/top-view-drone-car-detection-dataset-12000-images>

39. Kaggle. YOLO High-Vis and Person Detection Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/tudorhirtopanu/yolo-highvis-and-person-detection-dataset>

40. Kaggle. Human Detection Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/constantinwerner/human-detection-dataset>

41. Kaggle. JAAD Frames Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/charvik/jaad-frames-dataset-10-v1-yolo-format>

42. Kaggle. Military Assets Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/rawsi18/military-assets-dataset-12-classes-yolo8-format>

					<i>КвРАКІТР. 2023111.01.03.ПЗ</i>	Арк.
						78
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ДОДАТОК А

Програмний код в репозиторію на GitHub:

 .gitignore	Add files via upload	last week
 GPU_t.py	Add files via upload	last week
 Project.rar	Add files via upload	last week
 README.md	Update README.md	last week
 _init_.py	Add files via upload	last week
 classes_MyProjectName.plantuml	Add files via upload	last week
 cuda_t.py	Add files via upload	last week
 dataset_structure.txt	Add files via upload	last week
 diagram.puml	Add files via upload	last week
 fix_labels.py	Add files via upload	last week
 main.py	Add files via upload	last week
 markdown.gitignore	Add files via upload	last week
 object_detection.py	Add files via upload	last week

and search operations
 Readme
 Activity
 0 stars
 0 watching
 0 forks

Releases
No releases published
[Create a new release](#)

Packages
No packages published
[Publish your first package](#)

Languages

Python 100.0%

Опис структури проєкту:

main.py – основний файл запуску застосунку, який виконує ініціалізацію та об'єднання всіх компонентів системи;

object_detection.py – модуль взаємодії з моделлю YOLO, призначений для виявлення об'єктів у відеопотоці;

overlay_window.py – компонент, що реалізує прозоре оверлейне вікно поверх інших програм;

train.py / **train_model.py** / **train_model_1.py** – програмні сценарії для тренування нейронної мережі на власних наборах даних з використанням різних параметрів конфігурації;

cuda_t.py / **GPU_t.py** – утиліти для перевірки підтримки CUDA та доступності GPU-обчислень;

yolov8n.pt / **yolov8m.pt** / **yolov8x.pt** / **yolo11n.pt** – попередньо підготовлені моделі YOLO різного масштабу та складності;

yolov8n_trained.pt – компактна навчена модель, що використовується для тестування результатів тренування;

init.py – службовий Python-файл для визначення структури пакета;

.plantuml – текстові файли, призначені для генерації діаграм класів та пакетів у середовищі PlantUML.

ДОДАТОК Б

Участь у II Міжнародній науковій конференції «Synergy of Science, Technology, and Innovation»





Proceedings of the 2nd International Scientific Conference

Synergy of Science, Technology, and Innovation



Amsterdam, Netherlands
May 16, 2026



2nd International
Scientific Conference

Synergy of Science, Technology, and Innovation

Proceedings

May 16, 2026

Amsterdam, Netherlands

UDC 001.1

DOI: <https://doi.org/10.64076/iedc260516>

ISBN 978-9-403-88040-2

Synergy of Science, Technology, and Innovation: Proceedings of the 2nd International Scientific Conference (Amsterdam, Netherlands, 16 May 2026). Bookmundo, 2026.

The collection includes the proceedings of the 2nd International Scientific Conference "Synergy of Science, Technology, and Innovation", which took place on 16 May 2026. This collection is intended for scientists, educators, students, government officials, business representatives, and the general public.

Working language of the conference: English.

The conference proceedings are published in the original language and as submitted by the authors. The collection has been formatted and prepared for publication in a unified style, without altering the content of individual contributions. The authors are fully responsible for the accuracy of the facts, proper names, quotations, statistical data, industry terminology, and other information presented in their materials.

Research
Europe.org



© International Education
Development Center, 2026
© Research Europe, 2026

Official website: researcheurope.org

Proceedings of the 2nd International Scientific Conference

Interdisciplinary Integration and Next-Generation Digital Tools in Teaching Trigonometry.....	92
<i>Olena Zavrazhna, Veronika Yermolenko</i>	
Integration of SMART Technologies into the System of Professional Training of Future Mathematics and Informatics Teachers.	95
<i>Ruslana Kolisnyk, Victoriia Luchko, Nataliia Shevchuk</i>	

Psychological Sciences

The Impact of Attachment Styles and Social Support on Negative Emotional States Under Conditions of Prolonged Stress.	100
<i>Kateryna Tyshchenko</i>	
Emotional Intelligence as a Determinant of Self-Esteem in Psychology Students.	102
<i>Marina Burlachenko</i>	
Emotional Factors of Learning Success of Future Psychologists.	106
<i>Tamiliia Dotsevykh</i>	

Sociological Sciences

Ageism During War as a Problem of Socio-Legal Protection of the Elderly.....	111
<i>Anna Andrushchenko</i>	

Technical Sciences

Development of a Gamified Ecosystem and Digital Interaction Model in the Mobile Application "Zhytomyr Travel".....	116
<i>Alina Ilchenko, Galyna Marchuk</i>	
Real-Time Object Recognition System for Unmanned Aircraft.	118
<i>Oleksandr Bachynskiy, Denis Makaryshkin, Ludmyla Koretska, Tetiana Skrypnyk</i>	
ML-Based Intrusion Detection System for Network Anomaly Detection: Software Implementation and Experimental Evaluation.	122
<i>Oleksandr Yovbak</i>	

Real-Time Object Recognition System for Unmanned Aircraft

Oleksandr Bachynskiy

Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi

Denis Makaryshkin

Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi

<https://orcid.org/0000-0003-3447-811X>

Ljudmyla Koretska

Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi

<https://orcid.org/0000-0002-4284-4936>

Tetiana Skrypnyk

Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi

<https://orcid.org/0000-0002-8531-5348>

Abstract. This study presents a real-time UAV object detection system using ground-based processing and YOLOv8 neural networks. UAV video streams are transmitted to external computing resources, enabling accurate multi-class detection without hardware modifications. The system achieves 22.5 ms preprocessing, 5.5 ms inference, and 3 ms visualization per frame. Experiments confirm stable AI integration into UAV monitoring systems with minimal accuracy loss at increasing distances.

Keywords: UAV, YOLO, computer vision, aerial surveillance.

Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів

Олександр Бачинський

Хмельницький національний університет, м. Хмельницький

Денис Макаришкін

Хмельницький національний університет, м. Хмельницький

<https://orcid.org/0000-0003-3447-811X>

Людмила Корецька

Хмельницький національний університет, м. Хмельницький

<https://orcid.org/0000-0002-4284-4936>

Тетяна Скрипник

Хмельницький національний університет, м. Хмельницький

<https://orcid.org/0000-0002-8531-5348>

Анотація. У цьому дослідженні представлено систему виявлення об'єктів БПЛА в режимі реального часу з використанням поточної обробки на нейронних мережах YOLOv8. Відеопотоки БПЛА передаються на зовнішні обчислювальні ресурси, що дозволяє точно виявляти об'єкти в кількох класах без модифікації апаратного забезпечення. Система забезпечує попередню обробку 22,5 мс, логічний висновок 5,5 мс та візуалізацію 3 мс на кадр. Експерименти підтверджують стабільну інтеграцію штучного інтелекту в системи моніторингу БПЛА з мінімальними втратами точності при збільшенні відстаней.

Ключові слова: БПЛА, YOLO, комп'ютерний зір, аероспостереження.

Застосування БПЛА у моніторингу, пошукових операціях і розслідуваннях стрімко зростає завдяки їх мобільності та можливості отримання даних із важкодоступних місць. Ефективність таких систем залежить від швидкої обробки відео та точного розпізнавання об'єктів у реальному часі [1], [2]. Сучасні моделі глибокого навчання забезпечують високу точність детекції, однак їх використання на борту БПЛА обмежене недостатніми обчислювальними ресурсами [3].

Перспективним рішенням є передача відеопотоку на наземну станцію для обробки потужнішими системами із застосуванням моделей YOLO [4]. Такий підхід забезпечує швидку мультиоб'єктну детекцію, стійкість до змін умов зйомки та не потребує модифікації апаратної частини БПЛА. Це обумовлює актуальність розробки програмної системи розпізнавання об'єктів у реальному часі на основі технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання.

Реалізація системи розпізнавання об'єктів у реальному часі для БПЛА потребує використання сучасних засобів глибокого навчання, обробки відео та створення інтерфейсів. Аналіз наявних рішень показав ефективність моделей YOLO для роботи в складних умовах і задачах моніторингу [4], [5].

Основою розробленої системи є бібліотека PyTorch, що забезпечує побудову та навчання нейронних мереж, а також Ultralytics YOLOv8, інтегрована з OpenCV для обробки відео з БПЛА в реальному часі [6]. Комплексне використання цих засобів дозволяє створити масштабовану систему для пошукових, моніторингових і розслідувальних задач із можливістю подальшого розширення функціоналу та впровадження елементів автономного прийняття рішень.

Метод розпізнавання об'єктів у реальному часі для БПЛА у задачах пошуку та розслідувань базується на передачі відеопотоку з бортової системи на ПК для подальшої обробки. Відеодані обробляються моделлю YOLOv8, яка виконує детекцію об'єктів, визначення координат, класів і ймовірностей. Для захоплення кадрів використовується бібліотека MSS, а візуалізація результатів реалізована за допомогою PyQt5 [6].

Система складається з модулів захоплення зображення, попередньої обробки, детекції та інтерфейсу оператора. Така архітектура забезпечує низьку затримку, стабільну роботу та можливість інтеграції з різними типами БПЛА. Основою методу є архітектура YOLOv8, що поєднує високу швидкість і точність розпізнавання об'єктів у реальному часі [6].

Для навчання моделей використано спеціалізовані датасети та бібліотеки PyTorch, Ultralytics YOLOv8 і OpenCV, які забезпечують обробку відеопотоку, запуск моделей і відображення результатів [6].

Програмна частина системи базується на використанні Ultralytics YOLOv8, PyQt5 та OpenCV. Модульна архітектура дозволяє окремо тестувати захоплення кадрів, детекцію об'єктів і візуалізацію результатів. Дослідження системи

охоплювали функціональне тестування, оцінку швидкодії, стабільності, адаптивності та точності розпізнавання об'єктів.

Тестування проводилося на відеопотоках із БПЛА, наближених до реальних умов: змінне освітлення, погодні перешкоди, динамічні сцени та нестабільний рух камери. У процесі функціонального тестування система успішно виявляла військову техніку та транспортні засоби навіть за умов розмиття кадрів і складного фону, що підтверджено на рис. 1.



Рис. 1. Виявлення M2 Bradley

Аналіз швидкодії показав, що попередня обробка кадру займає близько 22.5 мс, детекція нейромережею – 5.5 мс, а візуалізація результатів – до 3 мс. Система підтримує стабільну частоту кадрів навіть при одночасному виявленні кількох об'єктів. Дослідження також підтвердили високу адаптивність моделі до складних умов зйомки та стабільну точність класифікації на різних відстанях.



Рис. 2. Динаміка швидкодії методу

Експериментальні результати підтвердили ефективність запропонованого методу для задач аеророзвідки, пошуково-рятувальних операцій, моніторингу інфраструктури та правоохоронної діяльності [7]. Гнучкість архітектури дозволяє адаптувати систему до інших задач комп'ютерного зору з мінімальними змінами.

У рамках розробки методу підтверджено його ефективність для пошукових робіт і розслідувань із використанням БПЛА. У процесі дослідження було проаналізовано сучасні підходи комп'ютерного зору, створено метод

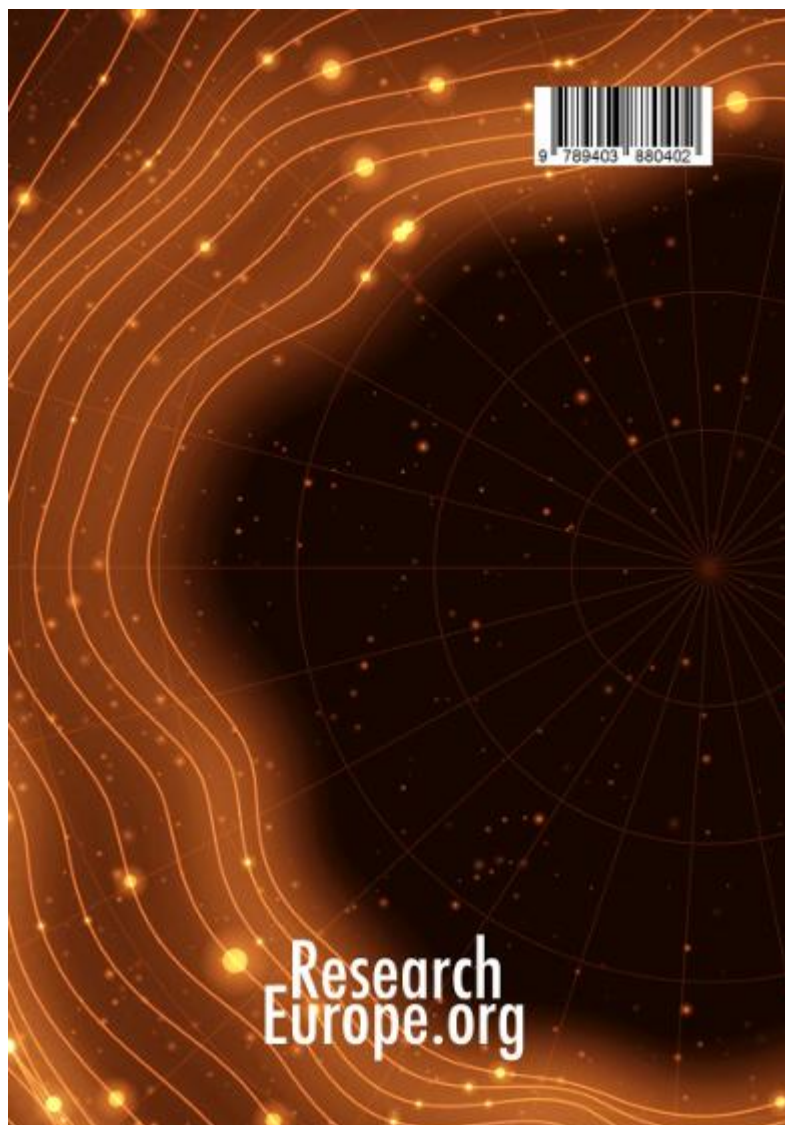
розпізнавання об'єктів у реальному часі та реалізовано алгоритм обробки відеопотоку. Проведені тестування підтвердили стабільну роботу системи в різних умовах.

Результати показали середню точність розпізнавання 90% на відстані до 5 м, 60% на 50 м та 50% на відстанях понад 100 м. Час препроцесингу кадру становив у середньому 5,5 мс, інференсу – 3,8 мс, а обробки одного об'єкта – близько 3 мс. Максимальна продуктивність системи досягала 41 FPS, а при збільшенні кількості об'єктів частота кадрів залишалася на прийнятному рівні.

Розроблений метод поєднує високу швидкодію, точність та гнучкість інтеграції. Система може бути використана у криміналістиці, аеророзвідці, автоматизованому моніторингу та пошуково-рятувальних операціях [8]. Перспективами подальшого розвитку є розширення набору класів, оптимізація алгоритмів і створення повноцінного програмного застосунку для промислового використання.

Список використаних джерел

1. Кікучі К. Навчання з підкріпленням для систем спостереження БПЛА // Матеріали щорічної конференції JSME з робототехніки та мехатроніки (Robomec). – 2019. – Т. 2019. – С. 1P1–M06.
2. Ван Ш. Дослідження алгоритмів серії YOLO: порівняння та аналіз моделей виявлення об'єктів для застосування в реальному часі на БПЛА // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Т. 1948, № 1. – С. 012021.
3. Лю С., Ган Х., Ян І. Дослідження вдосконалення алгоритму YOLOv3 // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Т. 1884, № 1. – С. 012031.
4. Чжу Д. Урахування швидкості та індивідуалізоване розподілення завдань і ресурсів у мобільних периферійних обчисленнях // IEEE Communications Letters. – 2021. – Т. 25, № 8. – С. 2683–2687.
5. Флоріан Н., Понеску Д., Хоссу А. Система виявлення втом в реальному часі з використанням Nvidia Jetson Nano та OpenCV // Procedia Computer Science. – 2024. – Т. 242. – С. 536–543.
6. Дірісала С. Р., Падідем Д. Порівняльне дослідження алгоритмів виявлення об'єктів: YOLOv4, SSD та RCNN на основі точності та швидкості // International Journal of Science and Research. – 2023. – Т. 12, № 10. – С. 1560–1565.
7. Якоб Ш. та ін. Підвищення надійності виявлення об'єктів за несприятливих погодних умов // Procedia Computer Science. – 2025. – Т. 252. – С. 1014–1024.
8. Нізамія Н., Бріліант М. Система виявлення та фіксації пошкоджень доріг з використанням YOLOv7: підвищення участі громадськості в обслуговуванні інфраструктури // International Journal of Engineering Continuity. – 2024. – Т. 3, № 2. – С. 69–85.



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Бачинський Олександр Олександрович

Тема: Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів

Спеціальність: 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість сторінок записки 78

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою роботи є розробка системи розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів, яка забезпечує виявлення, класифікацію та супроводження об'єктів на основі даних з бортової камери. У роботі виконано аналіз сучасних методів комп'ютерного зору та алгоритмів машинного навчання, обґрунтовано вибір програмно-апаратної платформи, розроблено структурну схему системи та програмне забезпечення для обробки відеопотоку в режимі реального часу.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено аналіз сучасних систем комп'ютерного зору та методів розпізнавання об'єктів для безпілотних літальних апаратів. У другому розділі виконано розробку структурної та функціональної схем системи, обґрунтовано вибір апаратних засобів та програмного забезпечення. У третьому розділі розроблено програмний модуль розпізнавання об'єктів на основі нейромережових алгоритмів та реалізовано обробку відеоданих у режимі реального часу.

4. Позитивні сторони роботи: Робота характеризується актуальністю тематики, пов'язаної із застосуванням технологій комп'ютерного зору та штучного інтелекту в безпілотних системах. До переваг слід віднести обґрунтований вибір алгоритмів розпізнавання об'єктів, використання сучасних підходів машинного навчання,

практичну спрямованість розробки та можливість подальшої інтеграції системи в існуючі безпілотні платформи.

5. Негативні сторони роботи: Недостатньо детально розглянуто питання впливу зовнішніх факторів (освітленості, погодних умов, перешкод) на точність розпізнавання об'єктів. Також доцільно було б провести ширшу експериментальну перевірку системи на реальному безпілотному літальному апараті в різних умовах експлуатації.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка та графічні матеріали оформлені відповідно до вимог чинних стандартів і мають належний рівень якості.

7. Відгук про роботу в цілому: Кваліфікаційна робота виконана на належному науково-технічному рівні, демонструє достатній рівень підготовки автора та його вміння застосовувати сучасні інформаційні технології для розв'язання практичних інженерних завдань.

8. Інші зауваження: відсутні

9. Оцінка дипломної роботи: відмінно 100(А)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) Манзюк Едуард Андрійович, професор кафедри комп'ютерних наук.

“ 17 ” червня 2026 р.

 (підпис)

Завідувачу кафедри
автоматизації, комп'ютерно-
інтегрованих технологій та
робототехніки
доц. Людмилі КОРЕЦЬКІЙ
здобувача вищої освіти,
факультет ІТ, 3 курс, група АКІТРс-23-1
Олександра БАЧИНСЬКОГО

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений(а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

02.06.2026 р.

Дата



Підпис

Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Олександр БАЧИНСЬКИЙ

Співавтор:

Назва: КвР_Бачинський О.О._12.06.26

Експерт: Денис МАКАРИШКІН

Підрозділ: Кафедра автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки

Коефіцієнт подібності 1: 4.77%

Коефіцієнт подібності 2: 0.63%

Мікропробіли: 2

Заміна букв: 4

Інтервали: 0

Білі знаки: 0

Дата створення звіту: 2026-06-15 10:21:15.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

☒ Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

☐ Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

☐ Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-06-15



Доцент Микола Федула

Дата

експерт

Anti-Plagiarism v-15.258 (global version)

The maximum coincidence with one document 1.0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. Errors in the documents: 9%

ID: 275233 Title: БКР Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів Added in a DB: 2026-06-15 Authors: Олександр БАЧИНСЬКИЙ Heads: Денис МАКАРИШКІН Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	99587	750	4416 (4%)	63 (8%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ АВТОМАТИЗАЦІЇ, КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА
РОБОТОТЕХНІКИ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи: «Система розпізнавання об'єктів у реальному часі для безпілотних літальних апаратів»

Автор: Бачинський Олександр Олександрович

Освітня програма: Освітньо-професійна програма «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Рівень вищої освіти: перший (бакалаврський)

Спеціальність: 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Науковий керівник: Макаришкін Денис Анатолійович, кандидат технічних наук, доцент

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т. ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є академічним плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути вілкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

1) у тексті роботи системами перевірки на плагіат виявлено схожість з деякими документами в частині загальноновживаних обов'язкових словосполучень у стандартних бланках, у структурі змісту, назвах розділів/підрозділів, у назвах публікацій у переліку джерел посилання;

2) усі запозичення є фрагментарними або мають належним чином оформленні посилання;

3) виявлені модифікації тексту не впливають на відсоток схожості.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів ідентичності/ схожості, складає 4,77% і адресується до 12 джерел, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру теми і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Дата 15.06.26

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи

Людмила КОРЕЦЬКА

Юрій ФОРКУН

Денис МАКАРИШКІН