

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
(повна назва)
Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та
робототехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
Розроблення програмного модуля ідентифікації об'єктів
для FPV дрона
(тема)

Виконав:
здобувач 2 року навчання,
групи КІПВМ-24-1
Денис ЧЕБАНЧИК
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 174 Автоматизація,
комп'ютерно-інтегровані технології
та робототехніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Комп'ютерно-інтегровані
технологічні процеси і виробництва
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Владислав ЄВССЄВ
(посада, власне ім'я, прізвище)

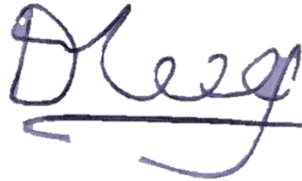
Допускається до захисту

Завідувач кафедри КІТАР Ігор НЕВЛЮДОВ
(підпис) (власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Я, Чебанчик Денис Олегович, як здобувач вищої освіти ХНУРЕ, розумію і підтримую політику закладу з академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Я не використовував штучний інтелект для підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

" 16 " грудня 2025 р.



Денис ЧЕБАНЧИК

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та
робототехніки
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка
(код і повна назва)
Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і
виробництва
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«17» грудня 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві Чебанчику Денису Олеговичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Розроблення програмного модуля ідентифікації об'єктів
для FPV дрона

затверджена наказом університету від 10.11.2025 р. № 1029Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 17.12.2025 р.

3. Вихідні дані до роботи 3.1 Клас розпізнавання: людина, автомобіль або
дерево; 3.2 Платформа для обробки Windows

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі 4.1 Вступ; 4.2 Аналіз
сучасних методів ідентифікації об'єктів для FPV дронів; 4.3 Розробка структури
та вибір апаратних модулів системи передачі відеопотоку для FPV дрону;

4.4 Вдосконалення нейронної мережі YOLO v8; 4.5 Розробка метода

розпізнавання та ідентифікації об'єктів; 4.6 Розрахунок системи на стійкість за
критерієм Михайлова; 4.7 Обґрунтування та вибір середовища та мови

програмування; 4.8 Розробка алгоритму роботи програми ідентифікації

об'єктів; 4.9 Реалізація навчання розробленої нейронної мережі на базі YOLO
v8; 4.10 Реалізація функцій тренінгу для об'єктів, що ідентифіковані;

4.11 Експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів;

4.12 Висновки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Демонстраційний матеріал, представлений у форматі презентації PowerPoint (*.ppt). – 15 с.ф. А 4.

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата


КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних методів ідентифікації об'єктів для FPV дронів	02.09.2025-14.09.2025	виконано
2	Розробка структури та вибір апаратних модулів системи	15.09.2025-25.09.2025	виконано
3	Вдосконалення нейронної мережі YOLO v8	26.09.2025-03.10.2025	виконано
4	Розробка метода розпізнавання та ідентифікації об'єктів	04.10.2025-19.10.2025	виконано
5	Розробка алгоритму роботи програми ідентифікації об'єктів	20.10.2025-02.11.2025	виконано
6	Реалізація навчання розробленої нейронної мережі на базі YOLO v8	03.11.2025-07.11.2025	виконано
7	Реалізація функцій тренінгу для об'єктів, що ідентифіковані	08.11.2025-14.11.2025	виконано
8	Експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів	15.11.2025-03.12.2025	виконано
9	Оформлення пояснювальної записки	04.12.2025-12.12.2025	виконано

Дата видачі завдання 01.09.2025 р.

Здобувач 

(підпис)

Керівник роботи 

(підпис)

Денис ЧЕБАНЧИК

(власне ім'я, прізвище)

проф. Владислав ЄВСЄЄВ

(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 87 с., 6 табл., 20 рис., 3 дод., 15 джерел.

FPV ДРОН, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, YOLOV8, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, ПОТОКОВЕ ВІДЕО, МОДУЛЬ РОЗПІЗНАВАННЯ.

Мета роботи – підвищення ефективності та швидкості розпізнавання об'єктів на базі потокового відео, отриманого з камер FPV дрону. Об'єкт дослідження – процес розпізнавання та ідентифікації об'єктів для безпілотних літаючих апаратів. Предмет дослідження – моделі, методи, алгоритмічне та програмне забезпечення розпізнавання та ідентифікації об'єктів.

В кваліфікаційній роботі проведено аналіз конструкцій та систем передачі відопотока на FPV дронів, методів ідентифікації об'єктів та порівняльний аналіз нейронних мереж для ідентифікації об'єктів для FPV дронів. Розроблено структуру та проведено вибір апаратних модулів системи передачі відеопотоку для FPV дрону. Вдосконалено нейронну мережу YOLO v8 та розроблено метод розпізнавання та ідентифікації об'єктів. Проведено розрахунок системи на стійкість за критерієм Михайлова. Обґрунтовано та вибрано середовища та мови програмування, розроблено алгоритм роботи програми ідентифікації об'єктів. Реалізовано навчання розробленої нейронної мережі на базі YOLO v8 та функції тренінгу для об'єктів, що ідентифіковані. Проведено експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів.

Результати, отримані при написанні кваліфікаційної роботи можна віднести до Цілі сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», а саме 9.5. Створити фінансову та інституційну системи (інноваційну інфраструктуру), що забезпечуватимуть розвиток наукових досліджень та науковотехнічних (експериментальних) розробок.

ABSTRACT

Explanatory note: 87 p., 6 tables, 20 figures, 3 appendices, 15 sources.

FPV DRONE, OBJECT IDENTIFICATION, OBJECT RECOGNITION, NEURAL NETWORK, YOLOV8, COMPUTER VISION, IMAGE PROCESSING, STREAMING VIDEO, RECOGNITION MODULE.

The purpose of the work is to increase the efficiency and speed of object recognition based on streaming video obtained from FPV drone cameras. The object of research is the process of object recognition and identification for unmanned aerial vehicles. The subject of research is models, methods, algorithmic and software for object recognition and identification.

The qualification work analyzed the structures and systems for transmitting video streams to FPV drones, object identification methods, and a comparative analysis of neural networks for identifying objects for FPV drones. The structure was developed and the hardware modules of the video stream transmission system for FPV drones were selected. The YOLO v8 neural network was improved and a method for recognizing and identifying objects was developed. The system was calculated for stability according to the Mikhailov criterion. Programming environments and languages were justified and selected, and an algorithm for the object identification program was developed. The training of the developed neural network based on YOLO v8 and the training function for identified objects were implemented. Experimental studies were conducted and the results were analyzed.

The results obtained when writing the qualification work can be attributed to Sustainable Development Goal 9 "Industry, Innovation and Infrastructure", namely 9.5. Create financial and institutional systems (innovation infrastructure) that will ensure the development of scientific research and scientific and technical (experimental) developments.

ЗМІСТ

Перелік умовних скорочень	9
Вступ.....	10
1 Аналіз сучасних методів ідентифікації об'єктів для FPV дронів	12
1.1 Аналіз конструкцій та систем передачі відеопотока на FPV дронів	12
1.2 Аналіз методів ідентифікації об'єктів.....	13
1.3 Порівняльний аналіз нейронних мереж для ідентифікації об'єктів для FPV дронів	15
1.4 Постановка задач досліджень	17
2 Розробка метода розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі вдосконаленої нейронної мережі.....	19
YOLO V8	19
2.1 Розробка структури та вибір апаратних модулів системи передачі відеопотоку для FPV дрону	19
2.2 Вдосконалення нейронної мережі YOLO v8	28
2.3 Розробка метода розпізнавання та ідентифікації об'єктів	38
2.4 Розрахунок системи на стійкість за критерієм Михайлова	41
2.5 Висновки до 2 розділу	45
3 Розробка програмного модуля ідентифікації об'єктів для FPV дрона	46
3.1 Обґрунтування та вибір середовища та мови програмування.....	46
3.2. Розробка алгоритму роботи програми ідентифікації об'єктів	48
3.3 Реалізація навчання розробленої нейронної мережі на базі YOLO v8.....	51
3.4 Реалізація функцій тренінгу для об'єктів, що ідентифіковані	57
3.5 Висновки до 3 розділу	60
4 Експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів.....	61
4.1 Постановка задач експерименту.....	61
4.2 Проведення експериментів.....	62
4.3 Аналіз отриманих результатів	67

4.4 Охорона праці	68
4.5 Висновки до 4 розділу	70
Висновки	72
Перелік джерел посилання	74
Додаток А Код програми.....	77
Додаток Б Апробація результатів кваліфікаційної роботи.....	80
Додаток В Демонстраційний матеріал.....	86

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- CNN – згорткові нейронні мережі;
- Faster R-CNN – двоетапні методи;
- FPV – first person view;
- GCA – глобальна контекстна увага;
- HOG – гістограма орієнтованих градієнтів;
- KCF – kernelized correlation filters;
- SSD – single shot multiBox detector;
- VTX – відеопередавач;
- YOLO – you only look once.

ВСТУП

Стрімкий розвиток безпілотних літальних апаратів, зокрема FPV-дронів, зумовлює зростання вимог до їхніх функціональних можливостей, автономності та інтелектуального рівня обробки інформації. FPV-дрони все ширше застосовуються у сферах моніторингу, пошуково-рятувальних операцій, інспекції об'єктів, а також у спеціалізованих та військових задачах, де критично важливими є швидкість реакції, точність прийняття рішень і надійність роботи в динамічних та невизначених умовах.

Одним із ключових обмежувальних факторів ефективного використання FPV-дронів залишається складність оперативного розпізнавання та ідентифікації об'єктів на основі потокового відео, що надходить з бортових камер. Відеопотік з FPV-дрона характеризується високою динамікою сцени, різкими змінами ракурсу, освітлення та наявністю шумів, що суттєво ускладнює застосування традиційних методів комп'ютерного зору. У таких умовах підвищення швидкодії та точності алгоритмів ідентифікації об'єктів є актуальною науково-технічною задачею.

Сучасні нейромережеві методи, зокрема згорткові нейронні мережі, демонструють високу ефективність у задачах розпізнавання об'єктів, однак їх безпосереднє застосування на FPV-дронах обмежується апаратними ресурсами, вимогами до мінімальної затримки та стабільності роботи в реальному часі. Тому актуальним є вдосконалення існуючих архітектур нейронних мереж та розробка спеціалізованих методів обробки відеопотоку, адаптованих до умов експлуатації FPV-дронів. У цьому контексті актуальність даної кваліфікаційної роботи зумовлена необхідністю розроблення програмного модуля ідентифікації об'єктів на базі вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8, який забезпечує підвищення ефективності та швидкості розпізнавання об'єктів у потоковому відео з FPV-дрона.

Мета роботи – підвищення ефективності та швидкості розпізнавання об'єктів на базі потокового відео, отриманого з камер FPV дрону.

Об'єкт дослідження – процес розпізнавання та ідентифікації об'єктів для безпілотних літаючих апаратів.

Предмет дослідження – моделі, методи, алгоритмічне та програмне забезпечення розпізнавання та ідентифікації об'єктів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз конструкцій та систем передачі відеопотока на FPV дронів;
- провести аналіз методів ідентифікації об'єктів;
- провести порівняльний аналіз нейронних мереж для ідентифікації об'єктів для FPV дронів;
- розробити структуру та провести вибір апаратних модулів системи передачі відеопотоку для FPV дрону;
- вдосконалити нейронну мережу YOLO v8;
- розробити метод розпізнавання та ідентифікації об'єктів;
- провести розрахунок системи на стійкість за критерієм Михайлова;
- провести обґрунтування та вибір середовища та мови програмування;
- розробити алгоритм роботи програми ідентифікації об'єктів;
- реалізувати навчання розробленої нейронної мережі на базі YOLO v8;
- реалізувати функції тренінгу для об'єктів, що ідентифіковані;
- провести експериментальні дослідження та аналіз отриманих результатів.

Кваліфікаційна робота виконана згідно ДСТУ 3008–15 [1], методичних вказівок [2], з використанням матеріалів із наукових публікацій та статей, зазначених у переліку посилань, отримано апробацію на конференції [3].

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ FPV ДРОНІВ

1.1 Аналіз конструкцій та систем передачі відеопотока на FPV дронів

FPV-дрони (First Person View) призначені для керування літальним апаратом у режимі реального часу з використанням відеопотоку, отриманого з бортової камери. Якість, стабільність та затримка передачі відеосигналу є критично важливими параметрами, що безпосередньо впливають на ефективність керування дроном та можливість реалізації алгоритмів автоматизованої ідентифікації об'єктів. У контексті розроблення програмного модуля розпізнавання об'єктів особливу увагу необхідно приділити аналізу конструктивних особливостей FPV-дронів та існуючих систем передачі відеопотоку [4].

Конструкція типового FPV-дрона включає в собі раму, силову установку (безколекторні електродвигуни з пропелерами), систему живлення, бортовий контролер польоту, FPV-камеру, відеопередавач (VTX), антенну систему та приймальний модуль на стороні оператора. FPV-камера зазвичай розміщується в передній частині дрона та забезпечує широкий кут огляду (120–170°), що дозволяє отримувати максимально інформативне зображення навколишнього середовища. Водночас широкий кут огляду призводить до геометричних спотворень зображення, які необхідно враховувати під час програмної обробки відеопотоку.

Системи передачі відеопотоку на FPV-дронах поділяються на аналогові та цифрові. Аналогові FPV-системи працюють, як правило, у діапазонах 5,8 ГГц, 2,4 ГГц або 1,3 ГГц та характеризуються мінімальною затримкою передачі сигналу (до кількох мілісекунд). Основною їх перевагою є низька латентність, що критично для ручного пілотування. Проте аналогові системи мають низьку роздільну здатність, високу чутливість до перешкод та шумів, а також обмежені

можливості цифрової обробки відео, що ускладнює застосування алгоритмів комп'ютерного зору без додаткових етапів оцифрування сигналу [5].

Цифрові FPV-системи (наприклад, на базі Wi-Fi, спеціалізованих протоколів або систем із власними радіоканалами) забезпечують значно вищу якість зображення, роздільну здатність та стабільність передачі відеопотоку. Вони дозволяють передавати потокове відео у форматах, придатних для безпосередньої програмної обробки (H.264, H.265 тощо), що є важливою перевагою для реалізації модулів ідентифікації об'єктів у реальному часі, проте недоліком цифрових систем є більша затримка сигналу порівняно з аналоговими, що може негативно впливати на керування дроном у динамічних умовах.

Окрема увага приділяється архітектурі обробки відеопотоку, у сучасних FPV-дронах можливі два основні підходи: передача «сирого» або слабо стисненого відео на наземну станцію для подальшої обробки та локальна обробка відео безпосередньо на борту дрона з використанням одноплатних комп'ютерів або вбудованих обчислювальних модулів. Перший підхід дозволяє використовувати потужні обчислювальні ресурси наземної станції, але залежить від стабільності каналу зв'язку. Другий підхід зменшує залежність від каналу передачі та дозволяє реалізувати автономні алгоритми розпізнавання, однак накладає жорсткі обмеження на обчислювальні ресурси, енергоспоживання та масогабаритні характеристики бортового обладнання. Для досягнення поставленої мети в технічному завданні кваліфікаційної роботи необхідно забезпечити компроміс між швидкістю передачі відеопотоку, його якістю та затримкою, а також адаптувати алгоритмічні та програмні рішення до обмежень, притаманних FPV-дронам [6].

1.2 Аналіз методів ідентифікації об'єктів

Ідентифікація об'єктів у потоковому відео FPV-дронів є складною багатокритеріальною задачею, що поєднує вимоги до високої швидкодії, точності розпізнавання та стійкості до змін зовнішніх умов, для обґрунтованого

вибору методів ідентифікації проведемо аналіз існуючих підходів з урахуванням специфіки FPV-відеопотоку, апаратних обмежень дронів та вимог реального часу.

Традиційні методи ідентифікації об'єктів ґрунтуються на використанні ручних (hand-crafted) ознак, таких як контурні, текстурні та колірні характеристики. До найпоширеніших належать алгоритми на основі гістограм орієнтованих градієнтів (HOG), локальних бінарних шаблонів (LBP), ознак SIFT та SURF у поєднанні з класичними класифікаторами (SVM, k-NN, Random Forest). Перевагою цих методів є відносно низькі обчислювальні витрати та прозорість алгоритмічної реалізації. Водночас їх ефективність суттєво знижується в умовах динамічної сцени, зміни освітлення, наявності шумів і розмиття, характерних для відео з FPV-дронів, крім того, такі методи потребують попереднього етапу детального налаштування ознак для кожного типу об'єктів, що обмежує їх універсальність [7].

Методи ідентифікації на основі машинного навчання є проміжною ланкою між класичними та глибокими підходами, вони використовують статистичні моделі, навчені на наборах даних, що дозволяє підвищити стійкість до варіацій у вигляді об'єктів. Проте якість ідентифікації значною мірою залежить від якості та репрезентативності ознак, що передаються на вхід моделі. У контексті FPV-дронів ці методи можуть застосовуватись для обмеженого класу задач, наприклад, розпізнавання окремих типів об'єктів у відносно контрольованих умовах, але не забезпечують достатньої гнучкості для складних динамічних сценаріїв.

Найбільшого поширення в сучасних системах ідентифікації об'єктів набули методи глибинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN). Вони автоматично формують багаторівневі ознаки без необхідності ручного проектування та демонструють високу точність розпізнавання навіть за значних спотворень зображення. До найбільш відомих архітектур належать Faster R-CNN, SSD, YOLO та їх модифікації [8].

Двохетапні методи (Faster R-CNN) забезпечують високу точність ідентифікації завдяки окремим етапам генерації регіонів інтересу та класифікації, проте мають значні обчислювальні витрати та високі затримки, що обмежує їх застосування на FPV-дронах у режимі реального часу. Одноетапні методи (SSD, YOLO) здійснюють детекцію та ідентифікацію об'єктів за один прохід нейронної мережі, що істотно зменшує час обробки кадру, що робить їх більш придатними для використання у системах реального часу з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Проведений аналіз показує, що серед одноетапних методів архітектури сімейства YOLO демонструють оптимальне співвідношення між швидкістю та точністю, вони добре масштабуються під різні апаратні платформи, підтримують оптимізації (квантизація, зменшення розмірності моделі) та можуть бути адаптовані до специфічних умов FPV-відео. Водночас для FPV-дронів актуальними залишаються проблеми розпізнавання дрібних об'єктів, часткових перекриттів та швидкого переміщення камери, що потребує додаткових алгоритмічних рішень, таких як трекінг об'єктів між кадрами або використання часової інформації. З цього можна зробити висновки, що традиційні та класичні підходи мають обмежене застосування у задачах FPV-дронів, тоді як методи глибокого навчання є найбільш перспективними [9].

1.3 Порівняльний аналіз нейронних мереж для ідентифікації об'єктів для FPV дронів

Ефективна ідентифікація об'єктів у системах FPV-дронів потребує використання нейронних мереж, здатних працювати з потоковим відео в режимі реального часу за умов обмежених обчислювальних ресурсів, змінного освітлення, високої швидкості руху та наявності шумів. Тому вибір архітектури нейронної мережі має базуватися на порівняльному аналізі їхніх точнісних, швидкісних та апаратних характеристик.

До найбільш поширених нейронних мереж для задач ідентифікації об'єктів належать Faster R-CNN, SSD, RetinaNet та мережі сімейства YOLO. Вони відрізняються архітектурою, принципами обробки зображення та придатністю до роботи в режимі реального часу [10].

Нейронні мережі типу Faster R-CNN належать до двоетапних детекторів. На першому етапі формується набір регіонів інтересу, на другому – здійснюється класифікація об'єктів та уточнення їхніх меж. Основною перевагою Faster R-CNN є висока точність ідентифікації, особливо для складних та дрібних об'єктів. Водночас такі мережі потребують значних обчислювальних ресурсів та мають суттєву затримку обробки кадрів, що робить їх малопридатними для використання на FPV-дронах або в системах із жорсткими вимогами до часу реакції.

SSD (Single Shot MultiBox Detector) є одноетапною нейронною мережею, яка здійснює детекцію об'єктів за один прохід. Її перевагою є менша затримка порівняно з двоетапними методами та можливість роботи в режимі близькому до реального часу. Проте SSD демонструє знижену точність при ідентифікації дрібних об'єктів і є чутливою до масштабних змін сцени, що характерно для FPV-відео [11].

RetinaNet поєднує переваги одноетапних мереж із механізмом фокальної функції втрат, яка зменшує вплив великої кількості простих негативних прикладів під час навчання. Це дозволяє підвищити точність детекції, особливо для малих та рідкісних об'єктів. Однак за рахунок ускладненої архітектури RetinaNet потребує більшої обчислювальної потужності, що обмежує її застосування на бортових системах FPV-дронів без спеціалізованих прискорювачів.

Нейронні мережі сімейства YOLO (You Only Look Once) є одними з найбільш оптимізованих для задач реального часу. Вони виконують одночасну локалізацію та класифікацію об'єктів у межах одного проходу мережі, що забезпечує високу швидкість обробки відеопотоку. Сучасні версії YOLO (зокрема YOLOv5–YOLOv8) демонструють високу точність, підтримують різні

масштаби моделей (nano, small, medium тощо) та добре адаптуються до обмежених апаратних ресурсів. Це робить їх найбільш придатними для використання у FPV-дронах, де критичними є низька затримка та стабільність роботи [12].

Порівняльний аналіз нейронних мереж показує, що Faster R-CNN забезпечує найвищу точність, але не відповідає вимогам реального часу FPV-систем. SSD і RetinaNet є компромісними варіантами, однак мають обмеження щодо точності або швидкодії. Мережі сімейства YOLO забезпечують найкраще співвідношення між швидкістю, точністю та ресурсоспоживанням, що робить їх доцільним вибором для реалізації програмного модуля ідентифікації об'єктів для FPV-дрона. Результати проведеного аналізу підтверджують доцільність використання одноетапних нейронних мереж типу YOLO як базової архітектури для систем ідентифікації об'єктів у FPV-дронах з потоковим відео в режимі реального часу.

1.4 Постановка задач досліджень

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності та швидкості розпізнавання й ідентифікації об'єктів на базі потокового відео з FPV-дрона, а також результатів проведеного аналітичного огляду сучасних методів і засобів ідентифікації. В роботі необхідно вирішити такі завдання:

– першою задачею дослідження є аналіз та розробка структури системи передачі відеопотоку FPV-дрона, а також обґрунтований вибір апаратних модулів, що забезпечують отримання та передачу відеоданих із мінімальною затримкою та достатньою якістю для подальшої обробки нейронною мережею. У межах цієї задачі необхідно врахувати обмеження щодо масогабаритних характеристик, енергоспоживання та умов експлуатації FPV-дрона;

– другою задачею є вдосконалення нейронної мережі YOLO v8 з метою підвищення точності та швидкодії ідентифікації об'єктів у потоковому відео, що передбачає аналіз базової архітектури мережі, вибір оптимальної конфігурації

моделі, налаштування гіперпараметрів та адаптацію мережі до специфічних умов зйомки FPV-дроном, зокрема швидкого руху камери та змін освітлення;

– третьою задачею дослідження є розробка методу розпізнавання та ідентифікації об'єктів на основі вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8. У рамках цієї задачі необхідно сформувавши загальний алгоритм обробки відеопотоку, який включає попередню обробку кадрів, детекцію об'єктів, їх ідентифікацію та формування вихідних даних для подальшого використання в системі керування або моніторингу FPV-дрона;

– наступною задачею є дослідження динамічних властивостей розробленої системи та розрахунок її стійкості за критерієм Михайлова. Виконання цієї задачі дозволяє оцінити коректність функціонування системи ідентифікації в умовах змінних навантажень та зовнішніх впливів, що є важливим для практичного застосування на борту FPV-дрона;

– розробити програмний модуль ідентифікації об'єктів для FPV-дрона, включаючи обґрунтування вибору середовища та мови програмування, створення алгоритму роботи програми та реалізацію процесів навчання й тренування нейронної мережі на базі YOLO v8. Особлива увага приділяється забезпеченню модульності, масштабованості та можливості інтеграції розробленого програмного забезпечення з іншими підсистемами дрона;

– заключним етапом буде проведення експериментальних досліджень для перевірки ефективності розробленого методу та програмного модуля, необхідно сформулювати умови експерименту, провести серію тестувань, здійснити аналіз отриманих результатів та оцінити досягнення поставленої мети роботи щодо підвищення швидкості й точності ідентифікації об'єктів у реальному часі.

2 РОЗРОБКА МЕТОДА РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА БАЗІ ВДОСКОНАЛЕНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ YOLO V8

В рамках даних досліджень зробимо наступні визначення: розпізнавання – це визначення належності об'єкта до певного загального класу, наприклад людина, автомобіль або дерево, що дозволяє FPV дрону розуміти структуру середовища та ухилятися від перешкод чи вибирати напрямок руху; ідентифікація – це встановлення конкретної індивідуальності об'єкта всередині певного класу, тобто точне визначення саме тієї людини, автомобіля або предмета, за яким потрібно стежити чи якого потрібно знайти, що дає змогу дрону виконувати цільове супроводження або спеціалізовані завдання.

2.1 Розробка структури та вибір апаратних модулів системи передачі відеопотоку для FPV дрону

У рамках дослідження, присвяченого розробленню програмного модуля ідентифікації об'єктів для FPV дрона, особливої уваги потребує створення надійної та ефективної системи передачі відеопотоку, яка є критично важливим каналом для забезпечення стабільного й точного зворотного зв'язку між дроном і оператором або автономним програмним модулем. Висока якість відео, мінімальні затримки та стабільність сигналу безпосередньо впливають на ефективність роботи алгоритмів комп'ютерного зору та точність ідентифікації об'єктів у реальному часі. Тому розробка структури та обґрунтований вибір апаратних модулів, таких як відеокамери, передавачі, антени та приймачі, є необхідними кроками для створення комплексної системи, здатної працювати в складних умовах польоту. Продумана архітектура апаратної частини дозволяє мінімізувати ризики втрати кадрів, зниження якості потоку та виникнення перешкод, що критично важливо під час швидкісного маневрування чи

виконання завдань з високою точністю. Крім того, правильно підібрані модулі сприяють підвищенню енергетичної ефективності дрона та забезпечують оптимальні умови для роботи програмних алгоритмів, зокрема нейронних мереж для розпізнавання та ідентифікації об'єктів. Розроблена структурна схема системи передачі відеопотоку для FPV дрона в програмний модуль розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі нейронної мережі представлена на рисунку 2.1.

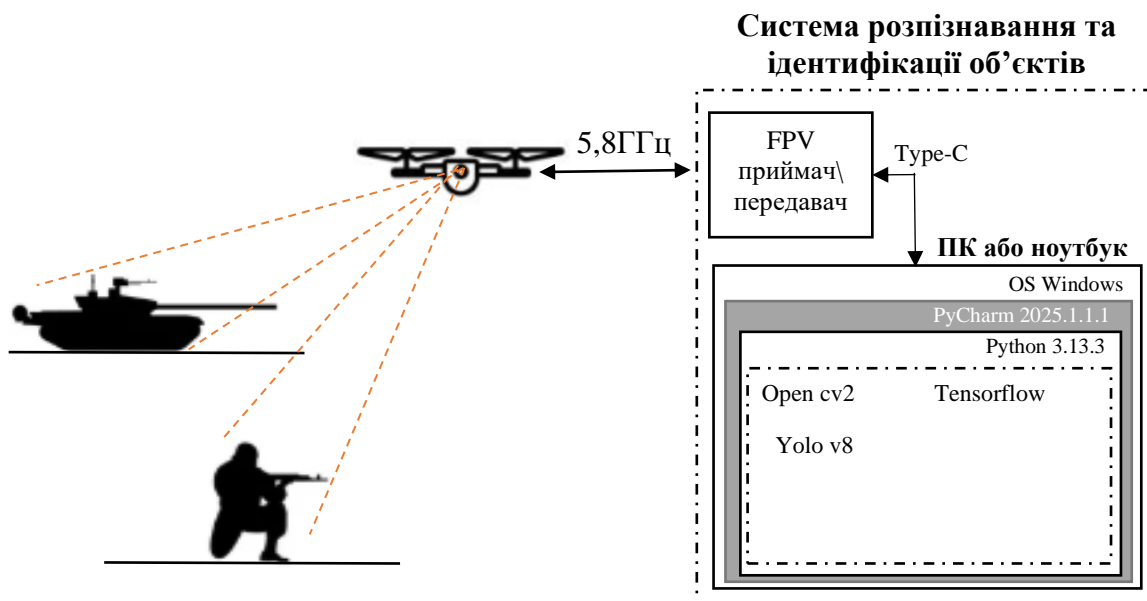


Рисунок 2.1 – Структурна схема системи передачі відеопотоку для FPV дрона

Розроблена структурна схема (рис. 2.1) демонструє принцип роботи системи передачі відеопотоку для FPV дрона, яка призначена для розпізнавання та ідентифікації об'єктів на основі вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8. У процесі роботи дрон оснащується камерою, яка фіксує об'єкти в реальному часі та передає відеосигнал через канал зв'язку на частоті 5,8 ГГц до наземної станції, де розташована система розпізнавання. Відеопотік приймається FPV-приймачем і за допомогою інтерфейсу Type-C передається на комп'ютер або ноутбук, на якому розгорнуто спеціалізоване програмне середовище. Вся обробка здійснюється на платформі Windows із використанням середовища розробки PyCharm та інтерпретатора Python версії 3.13.3. У програмі інтегровані

бібліотеки OpenCV для попередньої обробки зображень, TensorFlow для оптимізації та навчання моделей, а також вдосконалений алгоритм YOLO v8 для точного виявлення та класифікації об'єктів. Завдяки високій швидкості роботи YOLO v8 дрон отримує можливість виявляти кілька цілей одночасно, включаючи техніку та людей, навіть під час швидкого руху або зміни кута огляду.

Вся система розрахована на мінімізацію затримок між захопленням зображення та видачею результатів розпізнавання, що критично важливо для виконання маневрів у режимі реального часу. Завдяки цьому оператор або автоматизований модуль може своєчасно отримувати інформацію про обстановку та приймати рішення щодо подальших дій дрона. Такий комплексний підхід дозволяє ефективно поєднати переваги сучасної комп'ютерної зорової системи та штучного інтелекту, забезпечуючи високу точність ідентифікації та розпізнавання об'єктів навіть у складних бойових або розвідувальних умовах.

Для реалізації системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів з використанням FPV дронів (рис. 2.1) необхідно обрати апаратні модулі та зібрати макет. Загальний вигляд відео передавачів FPV дронів представлено на рисунку 2.2, а порівняння їх технічних характеристик представлено в таблиці 2.1.



а) VTX SoloGood PAX2 2.5W, 5.8Ghz, 40CH;

б) AKK X2/X2P 25/200/500/800mW 5.8G 37H;

в) SKYZONE TX2501

Рисунок 2.2 – Загальний вигляд відео передавачів FPV дронів

Таблиця 2.1 – Порівняння технічних характеристик відео передавачів FPV дронів

Характеристика	Відео передавачів FPV дронів		
	SoloGood PAX2	АКК X2/X2P	SKYZONE TX2501
Частота	5,8 Гц		
Кількість каналів	40	37	48
Максимальна потужність	2,5 Вт (2500 мВт)	800 мВт	1,0 Вт (1000 мВт)
Рівні потужності	2500 мВт	25/200/500/800 мВт	25/200/600/1000 мВт
Напруга живлення	7 В – 28 В	7 В – 24 В	7 В – 28 В
Тип антенного роз'єму	MMCX	MMCX / SMA	MMCX
Підтримка Smart Audio	Так		
Розміри	~ 38 мм × 25 мм × 10 мм	~ 36 мм × 21 мм × 7 мм	~ 38 мм × 25 мм × 10 мм
Вага	~ 12 г	~ 7 г	~ 10 г
Особливості	Дуже висока потужність, підходить для далеких відстаней	Регульована потужність, компактність	Добре охолодження, стабільна робота
Рекомендоване застосування	Дальня розвідка, великі дистанції	Універсальне використання, гонки	Багатофункціональні польоти

Проведений аналіз технічних характеристик відеопередавачів показує, що SoloGood PAX2 вирізняється дуже високою потужністю передачі до 2,5 Вт, що дозволяє досягати максимальної дальності, однак така потужність значно збільшує споживання енергії та створює ризик перегріву, що критично для дронів із обмеженим енергоресурсом. SKYZONE TX2501 також забезпечує високу потужність до 1 Вт та підтримує ширший діапазон каналів, однак має більшу вагу та менш гнучкі налаштування потужності. Натомість АКК X2/X2P поєднує в собі помірну вагу близько 7 г, можливість регулювання потужності від 25 мВт до 800 мВт і підтримку Smart Audio, що дозволяє дистанційно змінювати параметри без фізичного доступу до модуля.

Така гнучкість дає змогу адаптувати рівень потужності залежно від місії: для ближніх польотів можна обирати мінімальну потужність для економії енергії, а для далеких – підвищувати до 800 мВт для стабільного сигналу. Крім того, завдяки компактним розмірам АКК X2/X2P легко інтегрується в конструкцію FPV дрона без суттєвого впливу на загальну масу та аеродинаміку. Це особливо важливо для системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів, яка потребує стабільної та якісної передачі відеопотоку без затримок і втрат кадрів для ефективної роботи алгоритмів YOLO v8. Вибір АКК X2/X2P дозволяє забезпечити оптимальний баланс між потужністю, енергоефективністю, стабільністю сигналу та гнучкістю налаштувань, що робить його найбільш доцільним рішенням для реалізації системи передачі відеопотоку FPV дрона під час виконання завдань розпізнавання та ідентифікації об'єктів у реальному часі.

Для отримання якісного зображення для обробки в нейронній мережі необхідно обрати FPV камеру, загальний вигляд FPV камер представлено на рисунку 2.3, а порівняння їх технічних характеристик представлено в таблиці 2.2.



а) Foxeer Toothless 2 StarLight;

б) FPV Caddx Ant Black 16:9 1/3" 1200TVL;

в) FPV Skyzone Skycam NVC 1200TVL

Рисунок 2.3 – Загальний вигляд FPV камер для дронів

Таблиця 2.2 – Порівняння технічних характеристик FPV камер для дронів

Характеристика	FPV камери для дронів		
	Foxeer Toothless 2 StarLight	Caddx Ant Black 16:9 1/3"	Skyzone Skycam NVC 1200TVL
Роздільна здатність	1200 TVL		
Формат матриці	1/2" CMOS	1/3" CMOS	
Формат зображення	4:3 / 16:9 перемикання	16:9	4:3
Чутливість	Дуже висока (Starlight)	Висока	Висока
Мін. освітлення	0,0001 Lux	0,001 Lux	
Режим WDR	Так (Super WDR)	Так	
Напруга живлення	4,5 В – 25 В	3,7 В – 18 В	5 В – 36 В
Споживаний струм	~ 80 мА @ 5 В	~ 60 мА @ 5 В	~80 мА @ 5 В
Затримка відео	Дуже низька		
Розміри	19 мм × 19 мм × 20 мм	14 мм × 14 мм × 16 мм	19 мм × 19 мм × 20 мм
Вага	~ 8,2 г	~ 2 г	~ 8 г
Особливості	Нічний режим, висока деталізація, універсальний формат	Легка, ультракомпактна, чудовий баланс ціна/якість	Потужна WDR, стабільна робота в різних умовах
Рекомендоване застосування	Нічні польоти, універсальні FPV-проекти	Гонки, легкі дрони, FPV-огляди	Мультизадачні польоти, тренування, фрістайл

Аналізуючи технічні характеристики трьох FPV камер (табл. 2.2), можна відзначити, що Foxeer Toothless 2 StarLight має відмінну чутливість до низького освітлення та підтримує перемикання формату зображення між 4:3 і 16:9, що робить її універсальною для польотів у нічний час або при слабкому освітленні. Проте її більші габарити та вага близько 8 грамів можуть впливати на баланс легких FPV дронів. Caddx Ant Black вирізняється ультракомпактними розмірами та мінімальною вагою лише 2 грами, що робить її чудовим вибором для гонкових дронів, де критично важливі швидкість і маневреність. Однак менший розмір матриці 1/3" і відсутність багатоформатності обмежують можливості обробки

складних сцен, особливо для точного розпізнавання об'єктів. Skyzone Skycam NVC 1200TVL забезпечує оптимальний баланс між високою роздільною здатністю, чудовою стабільністю передачі та широким діапазоном вхідної напруги, що дозволяє гнучко інтегрувати її до різних типів FPV систем. Її підтримка потужного WDR гарантує чіткість зображення навіть у складних умовах освітлення, наприклад при різких переходах між світлом і тінню. Завдяки розмірам 19мм × 19 мм × 20 мм та вазі близько 8 грамів камера залишається достатньо компактною, але при цьому здатна передавати насичений і деталізований відеопотік, необхідний для коректної роботи алгоритмів глибинного навчання, таких як YOLO v8. Саме ці характеристики дозволяють забезпечити високу точність розпізнавання та ідентифікації об'єктів у реальному часі без втрати критичних деталей. Обираючи Skyzone Skycam NVC 1200TVL, ми отримуємо оптимальне поєднання надійності, гнучкості та якості, що робить її найкращим рішенням для реалізації системи передачі відеопотоку FPV дрону та побудови ефективної комп'ютерної зорової системи.

Для отримання відео сигналу з PVF дрона, відповідно до розробленої структурної схеми (рис. 2.1), необхідно вибрати приймач на частоті 5,8 ГГц. Загальний вигляд відео приймача на 5,8 ГГц з можливістю підключення до ПК або ноутбуку представлено на рисунку 2.4, а його технічні параметри приведені в таблиці 2.3.



Рисунок 2.4 – Загальний вигляд відео приймача FPV Skydroid Dual 5,8 ГГц

Таблиця 2.3 – Технічні параметри відео приймача FPV Skydroid Dual 5,8 ГГц

Характеристика	Значення
Частота	5,8 ГГц
Кількість каналів	48 CH
Максимальна потужність передачі	1 Вт (1000 мВт)
Рівні потужності	25 / 200 / 500 / 1000 мВт
Тип антенного роз'єму	MMCX або SMA
Підтримка Smart Audio	Так
Споживаний струм	~ 400 мА @ 12 В
Напруга живлення	7 – 28 В
Вихідна роздільна здатність відео	720р / 1080р підтримка (залежить від камери)
Затримка сигналу	Дуже низька (< 50 мс)
Розміри	38 мм × 25 мм × 10 мм
Вага	~ 12 г
Особливості	Підтримка двоканального режиму, стабільна передача на великій відстані, широкий діапазон живлення
Рекомендоване застосування	Дальнє FPV, професійні дрони для зйомки та розпізнавання об'єктів

Вибір відеоприймача FPV Skydroid Dual 5,8 ГГц для розробки системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів у реальному часі на базі нейронної мережі обґрунтовується його здатністю забезпечувати стабільну і високоякісну передачу відеосигналу навіть на великих дистанціях і в умовах перешкод. Завдяки підтримці двоканального режиму Skydroid Dual дозволяє приймати сигнали від двох передавачів одночасно або перемикатися між різними джерелами, що значно розширює можливості адаптивного контролю та спостереження за об'єктами. Наявність підтримки Smart Audio дає змогу дистанційно змінювати параметри каналу та потужності без необхідності фізичного доступу до дрона, що підвищує гнучкість у польових умовах. Широкий діапазон робочих частот і підтримка до 48 каналів мінімізують ризик виникнення завад і втрати сигналу, а низька затримка передачі менше 50 мс є критично важливою для коректної роботи алгоритмів YOLO v8, оскільки затримки безпосередньо впливають на точність розпізнавання та швидкість

прийняття рішень. Потужна система охолодження й широкий діапазон вхідної напруги дозволяють забезпечити надійну роботу навіть при високих навантаженнях або в складних погодних умовах. Використання Skydroid Dual дає змогу максимально точно передавати деталізований відеопотік, необхідний для глибокого аналізу зображень і точної ідентифікації об'єктів у реальному часі. Завдяки поєднанню високої якості зображення, стійкості сигналу та технічної гнучкості цей відеоприймач є оптимальним вибором для створення інтелектуальної системи комп'ютерного зору на базі FPV дрону.

Зібраний макет FPV дрона на базі обраних компонентів системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів представлено на рисунку 2.5.



а)



б)

а) вид спереду; б) вид збоку

Рисунок 2.5 – Зібраний макет FPV дрона для проведення досліджень з розпізнавання та ідентифікації об'єктів

2.2 Вдосконалення нейронної мережі YOLO v8

У сучасних умовах розвитку комп'ютерного зору та автономних систем все більшої актуальності набувають питання підвищення точності, швидкості та адаптивності алгоритмів розпізнавання об'єктів. Стандартна архітектура YOLO v8 вже демонструє високу ефективність при обробці потокового відео, однак складні динамічні сценарії, притаманні FPV дронам, вимагають подальшого вдосконалення. У таких умовах особливо важливим стає врахування глобального контексту сцени, покращення роботи з малими та частково перекритими об'єктами, а також забезпечення стабільної роботи при значних змінах масштабу та освітлення. Розширення функціональних можливостей YOLO v8 через інтеграцію модулів глобальної контекстної уваги та багатомасштабного об'єднання ознак дозволяє значно підвищити якість і надійність системи розпізнавання. Це створює підґрунтя для розробки більш універсальних і гнучких рішень, здатних працювати в реальному часі навіть у найскладніших умовах експлуатації FPV дронів.

Представимо вхідний відеопотік із камери (Skyzone Skycam NVC 1200TVL), як безперервну послідовність кадрів що можливо представить наступною моделлю:

$$I(t) = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}, t \in [0, T], \quad (2.1)$$

де $I(t)$ – це повний вхідний відеопотік, який надходить із камери дрона. Він розглядається як функція часу t , тобто послідовність кадрів, що змінюються безперервно протягом польоту чи роботи системи;

I_k – матриця інтенсивностей пікселів $M \times N$ для k -го кадру, містить інформацію про сцену в певну дискретну мить (наприклад, при частоті 30 кадрів на секунду кожен наступний I_k формується через ~ 33 мс);

N – загальна кількість кадрів, захоплених камерою за час польоту або за розглянутий інтервал, та може залежати від тривалості роботи дрона, частоти оновлення кадрів і умов місії;

$t \in [0, T]$ – часовий інтервал спостереження, тобто $t = 0$ означає початок запису або початок польоту;

T – кінець місії або завершення зйомки, цей інтервал визначає тривалість аналізованого відеопотоку.

Таким чином, запропонована модель (2.1) математично формалізує безперервну зміну вхідних кадрів, яку система сприймає від камери під час польоту FPV дрона. Він потрібен для подальшого опису обробки відео потоку нейронною мережею, що працює в реальному часі.

Передача відео через передавач АКК X2/X2P 25/200/500/800 мВт 5,8 ГГц 37 Н і приймач FPV Skydroid Dual 5,8 ГГц моделюється як наступний оператор:

$$\mathfrak{Z}(I(T)) = \hat{I}(t) + \epsilon(t), \quad (2.2)$$

де $I(T)$ – початковий відеосигнал, тобто послідовність кадрів, знятих камерою FPV дрона (Skyzone Skycam NVC 1200TVL). Він представляє з себе матрицю піксельних значень у момент часу;

\mathfrak{Z} – оператор передачі відео через канал зв'язку, формально описує вплив усієї системи передачі, яка включає передавач (АКК X2/X2P), бездротовий канал (5,8 ГГц), а також приймач (Skydroid Dual). Оператор \mathfrak{Z} узагальнює процеси модуляції, передавання, прийому та демодуляції сигналу;

$\hat{I}(t)$ – отриманий на приймальній стороні відеосигнал після проходження через систему передачі, він наближений до початкового сигналу, але вже може містити невеликі спотворення чи затримки. Це сигнал, який подається далі на обробку комп'ютерним зором і нейронною мережею;

$\epsilon(t)$ – шум передачі або похибка, яка виникає під час проходження сигналу через радіоканал, включає затримки, падіння кадрів, радіоперешкоди, теплові шуми електронних компонентів та інші випадкові чи систематичні спотворення.

Таким чином, оператор $\mathfrak{Z}(I(T))$ описує реальний процес, де початковий ідеальний кадр $I(t)$ перетворюється на $\hat{I}(t)$, якій вже містить шуми $\epsilon(t)$, що дозволяє математично врахувати вплив апаратної частини системи під час подальшого моделювання та розробки алгоритмів розпізнавання та ідентифікації об'єктів.

На етапі прийому кадри піддаються нормалізації, так названі попередній обробці (Pre-processing), яку можна описати наступною моделлю:

$$\hat{I}(t) = \frac{\hat{I}(t) - \mu}{\sigma}, \quad (2.3)$$

де $\hat{I}(t)$ – результат нормалізації кадру у момент часу t , тобто підготовлений кадр, який уже готовий для подачі на вхід нейронної мережі. Завдяки цій обробці кадри набувають однакових статистичних властивостей, що підвищує стабільність і точність роботи мережі;

$\hat{I}(t)$ – отриманий на приймальній стороні відеосигнал після проходження через систему передачі, він наближений до початкового сигналу, але вже може містити невеликі спотворення чи затримки;

μ – середнє значення яскравості (або середнє значення пікселів) у кадрі $\hat{I}(t)$, це статистичний параметр, який відображає загальну "світлість" або загальну інтенсивність кадру, його використання дозволяє центровано вирівняти кадр навколо нуля;

σ – стандартне відхилення значень пікселів у кадрі $\hat{I}(t)$, цей параметр відображає рівень розкиду інтенсивностей (контрастність) у кадрі. Поділ на σ масштабує дані так, щоб вони мали стабільну варіацію, незалежно від освітлення чи деталей сцени.

Завдяки нормалізації (віднімання середнього і ділення на стандартне відхилення) запропонованої в (2.3), нейронна мережа отримує кадри, які не залежать від змін зовнішнього освітлення, загальної яскравості або контрасту. Що суттєво підвищує надійність розпізнавання об'єктів, особливо в складних умовах польоту FPV дрона, де освітлення може швидко змінюватися.

Основою на архітектурі нейронної мережі YOLO v8 проведемо вдосконалення для рішення задач FPV:

– динамічного масштабування фіч-мапів (Adaptive Multi-Scale). У класичних YOLO фіч-мапи (feature maps) обробляються на кількох фіксованих рівнях (наприклад, великі, середні, дрібні ознаки). Для FPV-дронів важливо враховувати об'єкти різних розмірів і швидко змінювані сцени. Тому пропонується вести адаптивне багатомасштабне об'єднання, описане так:

$$F^* = \sum_{i=1}^L \alpha_i \cdot F_i, \quad (2.4)$$

де F^* – підсумкова інтегрована фіч-мапа, що подається на головний блок детектора (head), та адаптована під поточну сцену;

F_i – фіч-мапи, отримані на різних рівнях масштабування (наприклад, великі контури, середні текстури, дрібні деталі);

L – кількість масштабних рівнів (зазвичай 3 або 4), тобто кількість фіч-мапів, що комбінуються. У сучасних мережах, наприклад, YOLO v8 часто використовують три рівні: великі (для глобальних контурів), середні (для середніх деталей) і дрібні (для малих об'єктів);

α_i – адаптивні динамічні вагові коефіцієнти, що адаптивно навчаються для кожного кадру або кожного батчу, та залежать від контексту сцени, тобто від поточного вигляду кадру та характеру об'єктів. Визначає, наскільки сильно кожна фіч-мапа F_i впливатиме на фінальну карту ознак F^* , тобто чим більший α_i тим більше значення (вплив) відповідного масштабу в кінцевому об'єднанні.

Динамічні вагові коефіцієнти обчислюються за наступним виразом:

$$\alpha_i = \frac{\exp(s_i)}{\sum_{j=1}^L \exp(s_j)}, \quad (2.5)$$

s_i – важливість (або "оцінка значущості") i -го рівня фіч-мапи, це параметр, який навчається мережею і визначає, який масштаб ознак зараз є більш

інформативним для сцени та може залежати від текстур, контрасту, розміру об'єктів у поточному кадрі тощо;

$\exp(s_i)$ – експоненційне підсилення важливості s_i , оператор експоненти робить різницю між важливостями більш вираженою (посилює найбільш релевантні ознаки та приглушує менш значущі);

$\sum_{j=1}^L \exp(s_j)$ – нормалізуючий знаменник, який гарантує, що всі ваги α_i разом утворюють ймовірнісний розподіл, тобто $\sum_{j=1}^L \alpha_i = 1$. Це дозволяє інтерпретувати кожен ваговий коефіцієнт як "долю впливу" кожного масштабу;

L – кількість масштабних рівнів (зазвичай 3 або 4 у сучасних архітектурах YOLO).

Формула (2.5) створює адаптивний механізм уваги, який автоматично визначає, які масштаби повинні бути підсилені чи приглушені у фінальній обробці сцени. Завдяки цьому FPV система може правильно виділяти важливі об'єкти навіть під час швидких маневрів або зміни висоти дрона.

Тоді удосконалена модель адаптивного масштабування буде мати наступний вигляд:

$$F^* = \sum_{i=1}^L \frac{\exp(s_i)}{\sum_{j=1}^L \exp(s_j)} \cdot F_i. \quad (2.6)$$

Вдосконалена модель (2.6) дозволяє системі автоматично підлаштовуватися під поточні умови, наприклад, при польоті на великій висоті дрон більше покладається на глобальні (великі) ознаки, а при зниженні – на дрібні локальні структури.

– глобальної контекстної уваги (Global Context Attention, GCA), дає можливість підсилити здатність нейронної мережі враховувати весь контекст сцени, а не тільки локальні патерни, це особливо важливо для FPV дронів, де об'єкти можуть змінювати положення, розмір або частково зникати. Базована модель глобальної контекстної уваги представлено наступним чином:

$$A = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right), \quad (2.7)$$

$$Z = AV, \quad (2.8)$$

де Q – запит (query) матриця, яка формується з фіч-мапи кадру та відповідає за пошук важливих зв'язків у сцені, у FPV це може відповідати поточним ознакам кадру, що аналізується;

K – ключ (key) матриця, яка кодує всі просторові контексти сцени, дає інформацію про те, як кожна частина зображення пов'язана з іншими ділянками;

d_k – розмірність простору ключів K , застосовується для нормалізації, щоб уникнути надмірно великих значень у softmax і стабілізувати градієнти;

Z – вихідна матриця уваги (output context feature map), яка вже містить посилений глобальний контекст і подається далі на об'єднання або класифікаційний head;

A – матриця ваг уваги, яка показує, які частини сцени є більш важливими для поточного завдання. Це дозволяє моделі акцентуватися на об'єктах або регіонах, які можуть швидко змінюватися при польоті FPV;

V – значення (value) матриця, яка містить детальні ознаки, що передаються далі для побудови фінальних фіч-мапів.

Після побудови контекстної матриці Z , яка комбінується з вихідними ознаками кадру:

$$F = \hat{F} + \gamma Z, \quad (2.9)$$

де F – оригінальна карта ознак кадру, яка формується на попередніх шарах нейронної мережі (feature extractor), містить локальну інформацію про контури, текстури, структури об'єктів, отримані без урахування глобального контексту. В даному випадку F відображає початкове розпізнання деталей сцени в режимі реального часу;

Z – контекстна карта ознак, отримана з модуля глобальної уваги (GCA), містить додаткову інформацію про взаємозв'язки між далекими областями кадру. Завдяки цьому модель «бачить» не тільки локальні фрагменти, а й ширший контекст всієї сцени, що особливо важливо при часткових перекриттях об'єктів або швидкому русі камери;

γ – скалярний коефіцієнт змішування, який навчається під час тренування, визначає, наскільки сильно контекстна інформація Z впливатиме на підсумковий результат, якщо γ велике, мережа більше покладається на глобальні залежності; якщо мале – більше довіряє локальним ознакам F ;

\hat{F} – оновлена (покращена) карта ознак, яка вже поєднує локальну та глобальну інформацію, подається далі в головний блок мережі (наприклад, детектор об'єктів чи класифікатор). Завдяки цьому фінальна модель отримує більш повне та стабільне представлення сцени.

Вираз (2.9) дозволяє поєднати локальні деталі та глобальний контекст сцени в одне цілісне представлення, щоб покращити точність розпізнавання та ідентифікації об'єктів у складних умовах FPV, коли об'єкти швидко змінюють положення або частково закриваються іншими структурами. В наслідок чого, узагальнене математичне представлення схеми системи загальної роботи мережі YOLOv8 для FPV, можна представити наступним чином:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{I}(t) \xrightarrow{\text{Feature Extractor}} F \\ F \xrightarrow{\text{CGA}} \hat{F} \\ \hat{F} \xrightarrow{\text{Multi-scale merge}} F^* \\ F^* \xrightarrow{\text{Head (YOLOv8)}} (p_c, b, c) \end{array} \right. , \quad (2.10)$$

де $\hat{I}(t)$ – нормалізований вхідний кадр у момент часу t , тобто попередньо оброблений відеокадр після стандартної нормалізації, вже готовий до передачі в нейронну мережу й не залежить від освітлення чи глобальної яскравості;

Feature Extractor – блок екстракції ознак, який складається з послідовних згорткових шарів (Convolutional Layers), призначений для виділення базових і складних фіч (контури, текстури, форми) із кадру $\hat{I}(t)$, результат F ;

F – оригінальна карта ознак, отримана після Feature Extractor, та містить локальну інформацію про сцену без врахування глобальних контекстних залежностей;

\hat{F} – карта ознак після глобальної уваги, яка вже поєднує локальні й глобальні залежності, має більш повне представлення про сцену (наприклад, може відрізнити об'єкт на фоні або частково закритий об'єкт);

Multi – scale merge – блок інтеграції багатомасштабних ознак, де всі L масштабів об'єднуються за допомогою динамічних вагових коефіцієнтів α_i ;

F^* – підсумкова інтегрована карта ознак, яка вже включає багаторівневі масштаби та глобальні контекстні залежності, це найбільш інформативна й подається на головний вихідний блок (head);

Head (YOLOv8) – вихідний детектор YOLOv8, який на основі F^* прогнозує фінальні результати розпізнавання;

(p_c, b, c) м вихідні результати мережі: p_c – ймовірність присутності об'єкта (objectness score); b – координати меж (bounding box) для локалізації об'єкта; c – клас об'єкта (ідентифікатор категорії).

Модель (2.10) описує повний шлях даних від нормалізованого кадру до фінальних прогнозів: початкова обробка, екстракція локальних фіч, посилення глобальним контекстом, багатомасштабне злиття та фінальне розпізнавання об'єктів. Завдяки поєднанню локальної, глобальної та масштабної інформації система стає стійкою до змін масштабу, часткових перекриттів і динамічних сцен FPV.

Основне вдосконалення в даному дослідженні YOLO v8 полягає у введенні глобальної контекстної уваги (GCA), яка дозволяє враховувати всю сцену FPV кадру для кращої роздільності об'єктів, навіть якщо вони частково перекриті або сильно змінюють масштаб під час швидкого руху дрона. Додатково застосоване багатомасштабне об'єднання ознак, що дає змогу стабільніше виявляти дрібні

об'єкти на великих дистанціях, що критично для FPV розпізнавання і ідентифікації. Структурна схема роботи вдосконаленого розпізнавання об'єктів на базі YOLO v8, представлена на рисунку 2.6.

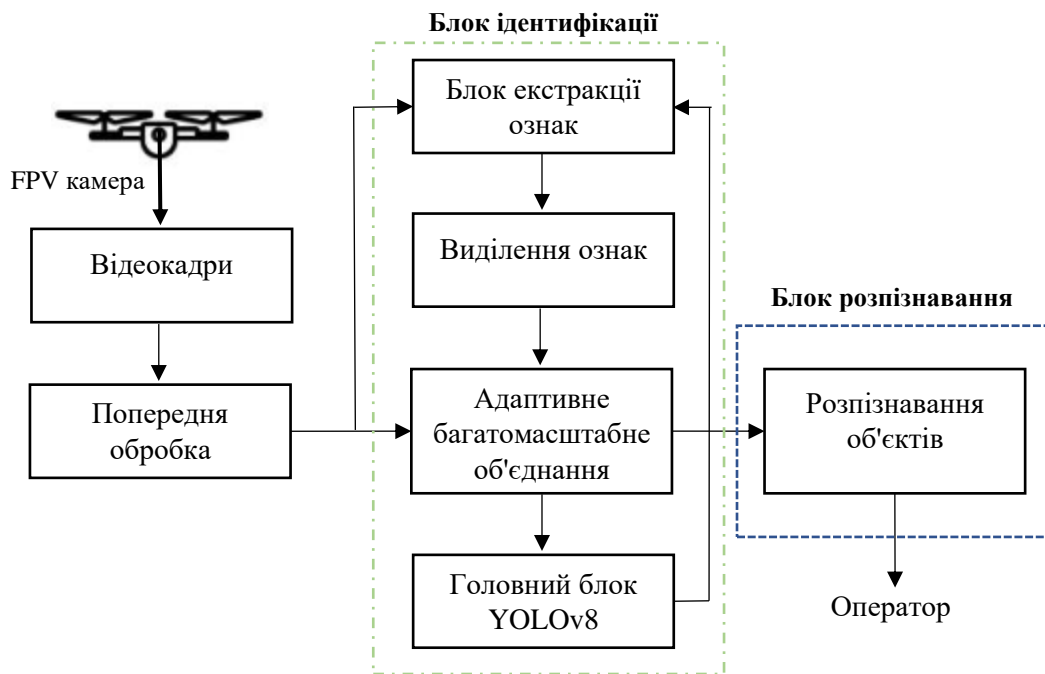


Рисунок 2.6 – Структурна схема роботи вдосконаленого розпізнавання об'єктів на базі YOLO v8

Представлена структурна схема роботи вдосконаленого розпізнавання об'єктів на базі YOLO v8 на рисунку 2.6, ілюструє повний функціональний ланцюг обробки інформації від моменту формування відеокадру FPV-камерою до передачі результатів оператору. FPV-камера здійснює безперервну фіксацію сцени, створюючи послідовність відеокадрів, які подаються на попередню обробку. Блок попередньої обробки виконує нормалізацію кожного кадру за формулою (2.3), що дозволяє зменшити вплив освітлення і зробити кадри більш стабільними для подальшого аналізу. Після нормалізації дані надходять у блок екстракції ознак, який відповідає за початкове вилучення локальних фічів через згорткові шари, формуючи карту ознак F . Ця карта ознак далі передається на виділення ознак, де активуються глобальні контекстні взаємозв'язки за допомогою модуля Global Context Attention, описаного виразом (2.7).

Отримана покращена карта ознак \hat{F} подається на адаптивне багатомасштабне об'єднання, що дозволяє інтегрувати фіч-мапи різних рівнів деталізації за моделлю (2.4). Таким чином, формується комплексна карта ознак F^* , що поєднує локальну деталізацію та глобальні залежності. Далі дані передаються до головного блоку YOLO v8, який виконує функцію вихідного head мережі та реалізує фінальне визначення ймовірності наявності об'єкта p_c , координат обмежувальних рамок b і класів c . На виході формується блок розпізнавання об'єктів, який інтерпретує отримані результати, перетворюючи їх у форму, зручну для оператора. Це дозволяє отримати чіткі та швидкі результати ідентифікації навіть у динамічних умовах FPV-польоту, коли важливо одночасно враховувати глобальні контекстні взаємозв'язки та багатомасштабні деталі. Підсумкові координати, класи та ймовірності передаються оператору для ухвалення рішень у режимі реального часу. Такий підхід, заснований на вдосконалених математичних моделях глобальної уваги та багатомасштабної інтеграції, забезпечує високу точність, адаптивність і стійкість системи розпізнавання під час складних маневрів і швидких змін середовища.

Вдосконалена модель ідентифікації та розпізнавання об'єктів на базі YOLO v8 для FPV дронів має суттєві переваги порівняно з класичною версією YOLO v8. Завдяки використанню модуля глобальної контекстної уваги система може враховувати взаємозв'язки між далекими об'єктами та сценами, що особливо важливо під час швидких маневрів дрону та зміни перспективи. Адаптивне багатомасштабне об'єднання дозволяє інтегрувати інформацію з різних рівнів деталізації, підвищуючи точність виявлення дрібних або частково закритих цілей. Використання динамічних вагових коефіцієнтів забезпечує гнучке підлаштування мережі під складні сцени, роблячи розпізнавання більш стійким до шуму та зміни освітлення.

На відміну від класичної архітектури, вдосконалена модель краще працює в умовах реального часу при нестабільних відеопотоках, які притаманні FPV-дронам. Вона демонструє більш високу стійкість до розмиття, спричиненого високими швидкостями або вібраціями дрону. Покращена обробка контексту

дозволяє системі швидше ідентифікувати критично важливі об'єкти навіть при обмеженому полі зору камери. Система також забезпечує більш точне позиціонування об'єктів у кадрі, зменшуючи помилкові спрацьовування та хибні класифікації. Завдяки покращенню механізму нормалізації кадрів модель демонструє стабільні результати у різних погодних та світлових умовах. Загалом, вдосконалена модель підвищує ефективність, точність і швидкість прийняття рішень оператором, що є ключовим фактором для успішної роботи FPV-дронів у тактичних і цивільних завданнях.

2.3 Розробка метода розпізнавання та ідентифікації об'єктів

Розробка метода розпізнавання та ідентифікації об'єктів є ключовим етапом створення ефективної системи комп'ютерного зору для FPV-дронів, що працюють у режимі реального часу. З огляду на високу динамічність польотів, швидку зміну сцен і можливі перешкоди, традиційні алгоритми не завжди забезпечують достатній рівень точності та швидкості обробки. Використання вдосконалених підходів, таких як багатомасштабна інтеграція ознак, глобальна контекстна увага та адаптивні вагові механізми, дозволяє значно підвищити надійність і точність розпізнавання. Особливістю запропонованого методу є його здатність комбінувати локальні деталі та глобальні залежності в одному кадрі, що критично важливо для своєчасного виявлення та класифікації об'єктів різних розмірів і форм. Крім того, впровадження глибоких нейронних мереж нового покоління, зокрема YOLO v8, дає змогу реалізувати високошвидкісну обробку великого потоку даних без втрати якості. Розроблений метод дозволяє дрону автоматично приймати рішення щодо ідентифікації цілей у складних умовах навколишнього середовища, забезпечуючи більш безпечне та ефективне виконання завдань. Таким чином, створення нового методу розпізнавання та ідентифікації об'єктів відкриває перспективи для розвитку автономних інтелектуальних систем спостереження й аналізу простору.

Представимо розроблений метод розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів у вигляді послідовності кроків його реалізації:

– крок 1: формування та нормалізація відеопотоку.

На першому кроці FPV-камера формує потік відеокадрів $I(t)$, які передаються у реальному часі. Для забезпечення однакових умов обробки кадри проходять попередню нормалізацію за моделлю (2.3);

– крок 2: екстракція ознак.

Нормалізований кадр $\hat{I}(t)$ передається до блока екстракції ознак, де за допомогою згорткових операцій (Convolutional Layers) формується карта ознак: $F = Conv(\hat{I}(t))$, де карта F відображає основні локальні характеристики сцени, включаючи краї, текстури та структурні деталі;

– крок 3: посилення глобального контексту.

Для кращого розуміння глобальних взаємозв'язків у сцені вводиться модуль глобальної контекстної уваги (GCA). У цьому блоці розраховуються матриці запиту Q , ключів K та значень V , і після чого визначається матриця уваги (2.7), та підсумковий контекст (2.8). Фінальна карта ознак після контексту отримується за (2.9);

– крок 4: адаптивне багатомасштабне об'єднання.

Для розпізнавання об'єктів різного розміру реалізується багатомасштабне об'єднання ознак. Формуються фіч-мапи різних рівнів \hat{F}_i , які комбінуються за допомогою вагових коефіцієнтів (2.4);

– крок 5: прогнозування об'єктів у YOLO v8 Head.

Отримана об'єднана карта ознак F^* надходить у головний блок YOLOv8, де генеруються вихідні прогнози: $(p_c, b, c) = Head(F^*)$;

– крок 6: пост-обробка та ухвалення рішення.

Після отримання прогнозів виконується пост-обробка для відсікання помилкових виявлень (наприклад, Non-Maximum Suppression). Система автоматично формує рішення про ідентифікацію об'єкта, передає координати та клас оператору, або активує автоматичний режим реагування дрона.

Як можна бачити, розроблений метод складається з послідовних кроків: нормалізація кадру для стабільності та адаптації до освітлення, багаторівнева екстракція локальних ознак, підсилення сцени за допомогою глобального контексту, багатомасштабне інтегрування для врахування дрібних і великих об'єктів, прогнозування положення та класів цілей через YOLO v8 Head, а далі автоматичне формування рішення щодо розпізнавання та ідентифікації об'єктів. Це дозволяє FPV-дрону в умовах складного середовища ефективно та точно розпізнавати об'єкти, швидко приймати рішення без участі людини, підвищуючи безпеку та автономність місій. Для зручності розуміння, представим метод розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV дронів у вигляді блок-схеми, якій представлено на рисунку 2.7.



Рисунок 2.7 – Блок-схема метода розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV дронів

2.4 Розрахунок системи на стійкість за критерієм Михайлова

Розрахунок системи на стійкість є ключовим етапом під час проектування та впровадження інтегрованих високошвидкісних систем розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів. Оскільки дрон працює у динамічних умовах із постійними змінами просторової орієнтації, швидкими маневрами та високою залежністю від миттєвих рішень, критично важливо забезпечити стабільність функціонування всіх підсистем у замкненому контурі керування. Наявність зворотних зв'язків, затримок у передачі та обробці відеопотоку, а також адаптивних алгоритмів на базі вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8 створює ризик виникнення автоколивань, резонансних явищ або втрати керованості. Розрахунок стійкості дозволяє формально перевірити, чи система здатна адекватно реагувати на збурення та похибки, не виходячи за межі безпечного режиму роботи. Аналіз стійкості є обов'язковим для підтвердження працездатності під час автоматичного прийняття рішень та взаємодії з оператором у реальному часі. Представимо систему, що розробляється у вигляді структурної схеми на базі теорій автоматичного керування, як показано на рисунку 2.8.

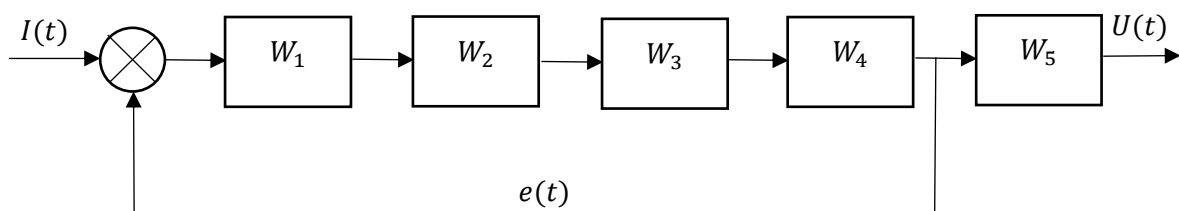


Рисунок 2.8 – Структурна схема системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV дронів

На вхід системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV дронів (рис. 2.8) подається відеопотік від камери FPV Skyzone Skycam NVC 1200TVL ($I(t)$). W_1 – передаточна функція камера FPV (Skyzone Skycam NVC 1200TVL);

W_2 – передаточна функція відеопередавач АКК X2/X2P; W_3 – передаточна функція відеоприймач FPV Skydroid Dual 5,8 ГГц; W_4 – передаточна функція ПК з нейронною мережею YOLO v8; W_5 – передаточна функція блока оператора (людина); $e(t)$ – сигналу помилки (розбіжність між реальною сценою та ідентифікованими об'єктами), який подається назад у блок ПК для адаптації вагових коефіцієнтів YOLO v8; $U(t)$ – рішення оператора. Опишемо кожний блок розробленої структурна схема системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV дронів, у вигляді передаточних функцій:

– передаточна функція камери FPV (Skyzone Skycam NVC 1200TVL) (оптична і електронна затримка, апаратна фільтрація):

$$W_1(s) = \frac{K_1}{T_1s+1}, \quad (2.11)$$

де K_1 – коефіцієнт підсилення камери;

T_1 – часова стала формування відеокадру (затримка експозиції, електронна обробка);

– передаточна функція відеопередавач АКК X2/X2P враховує затримку модуляції та передавання по повітрю:

$$W_2(s) = \frac{K_2}{T_2s+1}, \quad (2.12)$$

де K_2 – коефіцієнт підсилення відеопередавача;

T_2 – часова затримка (поширення сигналу та внутрішня електроніка);

– передаточна функція відеоприймач FPV Skydroid Dual 5,8 ГГц враховує демодуляцію та додаткову затримку обробки:

$$W_3(s) = \frac{K_3}{T_3s+1}, \quad (2.13)$$

де K_3 – коефіцієнт демодуляції;

T_3 – затримка декодування сигналу.

– блока розпізнавання та ідентифікації (ПК з нейронною мережею YOLO v8) можна описати модель як другий порядок (через обчислювальну затримку та адаптивні властивості):

$$W_4(s) = \frac{K_4}{T_4^2 s^2 + 2\zeta T_4 s + 1}, \quad (2.14)$$

де K_4 – коефіцієнт точності розпізнавання;

T_4 – часова стала обчислення;

ζ – коефіцієнт демпфування (відображає адаптивність мережі до помилок);

– людину (блок оператора) можна моделювати як інтегруючий ланцюг із запізненням реакції:

$$W_5(s) = \frac{K_5}{T_5 s + 1}, \quad (2.15)$$

де K_5 – коефіцієнт підсилення впливу рішення;

T_5 – час реакції оператора.

На базі запропонованих передаточних функцій (2.11)-(2.15), отримуємо наступну загальну передаточну функцій системи при послідовному з'єднанні::

$$W_{summ}(s) = W_1(s) \cdot W_2(s) \cdot W_3(s) \cdot W_4(s) \cdot W_5(s). \quad (2.16)$$

Підставимо у (2.16) передаточні функцій (2.11)-(2.15) та отримуємо передаточну функцію системи:

$$W_{summ}(s) = \frac{K_1 \cdot K_2 \cdot K_3 \cdot K_4 \cdot K_5}{(T_1 s + 1) \cdot (T_2 s + 1) \cdot (T_3 s + 1) \cdot (T_4^2 s^2 + 2\zeta T_4 s + 1) \cdot (T_5 s + 1)}. \quad (2.17)$$

Для перевірки стійкості буде використовуватися критерій Михайлова, який використовує характеристичний поліном знаменника від (2.17):

$$T_{summ}(s) = (T_1s + 1) \cdot (T_2s + 1) \cdot (T_3s + 1) \cdot (T_4^2s^2 + 2\zeta T_4s + 1) \times (T_3s + 1). \quad (2.18)$$

Формуємо характеристичний поліном (2.18) та підставляємо $s = j\omega$. Використовував систему моделювання будуюмо криву Михайлова, яка представлена на рисунку 2.9.

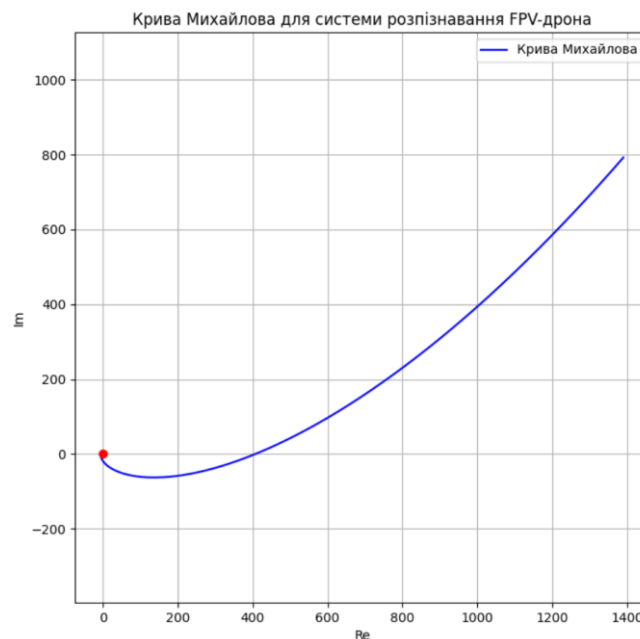


Рисунок 2.9 – Крива Михайлова

Аналіз побудованої кривої Михайлова для заданої системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів FPV-дроном свідчить про її стійкість. Крива безперервно огинає початок координат, проходячи через усі квадранти комплексної площини у правильній послідовності, що відповідає умові відсутності коренів характеристичного полінома із позитивною дійсною частиною. Це означає, що при зміні частоти від нуля до нескінченності система зберігає фазову стійкість і не переходить у автоколивальний режим. Крім того, форма кривої вказує на достатній запас стійкості навіть при зовнішніх збуреннях і затримках, що є важливою перевагою для FPV-дронів, які працюють у складних динамічних умовах. Таким чином, система здатна адекватно реагувати на зміни

середовища й залишатися керованою під час розпізнавання та ідентифікації об'єктів у реальному часі.

2.5 Висновки до 2 розділу

У результаті виконання розділу 2 проведено комплексне дослідження та розробку методу розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8 для FPV-дронів. Було обґрунтовано вибір і розроблено структуру системи передачі відеопотоку, де використано FPV камеру Skyzone Skycam NVC 1200TVL, відеопередавач АКК X2/X2P потужністю до 800 мВт на частоті 5,8 ГГц, а також високочутливий відеоприймач Skydroid Dual 5,8 ГГц, що забезпечує стабільну передачу сигналу з мінімальною затримкою. Зібраний макет продемонстрував на практиці високу якість формування відеокадрів і можливість використання в реальному часі. Вдосконалена нейронна мережа YOLO v8 була модернізована за рахунок впровадження глобальної контекстної уваги та багатомасштабного об'єднання ознак, що дозволило суттєво підвищити точність розпізнавання дрібних та частково закритих об'єктів у складних умовах середовища.

Розроблений метод розпізнавання ідентифікації об'єктів реалізує адаптивне динамічне масштабування ознак, інтеграцію багаторівневих фіч-мапів та нормалізацію кадрів, що підвищує стійкість до змін освітлення та шумів. Для кожного рівня було визначено вагові коефіцієнти, що дозволило мережі автоматично підлаштовуватися під поточну сцену. Прогнозування координат і класів об'єктів здійснювалось через функцію $(p_c, b, c) = \text{Head}(F^*)$, де була реалізована комбінована обробка локальних і глобальних залежностей. Система розпізнавання була досліджена на стійкість за критерієм Михайлова, де побудована крива при параметрах $T_1 = 0,05 \text{ c}$, $T_2 = 0,01 \text{ c}$, $T_3 = 0,02 \text{ c}$, $T_4 = 0,1 \text{ c}$, $\zeta = 0,7$ та $T_5 = 0,3 \text{ c}$ показала, що система є стійкою, оскільки крива послідовно проходила всі квадранти комплексної площини без самоперетинів та відхилень.

3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ ДЛЯ FPV ДРОНА

3.1 Обґрунтування та вибір середовища та мови програмування

Для розробки програмного модуля розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів критично важливо обрати оптимальну мову програмування та середовище розробки, які б забезпечували максимальну гнучкість, високу швидкість обробки даних, підтримку сучасних бібліотек машинного навчання та широкі можливості для подальшого масштабування і оптимізації. Серед найбільш поширених мов програмування для розробки систем комп'ютерного зору можна виділити C++, Java та Python. Мова C++ характеризується дуже високою швидкодією, низьким рівнем абстракції та широким контролем за апаратними ресурсами, що особливо цінно для систем, де важлива мінімальна затримка виконання. Проте розробка на C++ є значно складнішою, вимагає великої кількості ручного налаштування пам'яті, управління потоками та більш довгої відладки, що істотно збільшує час розробки складних моделей розпізнавання. Java, у свою чергу, пропонує кращу кросплатформність, більшу зручність при створенні великих програмних систем і потужні інструменти для побудови інтерфейсів, але вона не має настільки розвиненої екосистеми для глибинного навчання та обробки зображень, як Python [13].

Python, і зокрема його остання версія 3.13, володіє цілою низкою переваг, які роблять його найбільш придатним для розробки сучасних систем комп'ютерного зору, особливо для розпізнавання та ідентифікації об'єктів у режимі реального часу. По-перше, Python має величезну кількість бібліотек і фреймворків для роботи з глибинними нейронними мережами, серед яких особливо важливими є PyTorch, TensorFlow, OpenCV, scikit-image та інші. По-друге, Python дозволяє реалізувати швидке прототипування та швидко тестувати нові ідеї, що є критично важливим для досліджень у сфері автономних FPV-

дронів, де необхідно багаторазово оновлювати модель і тестувати її в польових умовах. Остання версія Python 3.13 відрізняється підвищеною продуктивністю інтерпретатора, оптимізацією роботи зі структурами даних і поліпшеною багатопотоковістю, що дозволяє ефективніше використовувати ресурси сучасних багатоядерних процесорів при обробці відеопотоку високої роздільної здатності.

Щодо середовища розробки, можна розглянути такі варіанти, як Visual Studio Code, Spyder та PyCharm. Visual Studio Code є дуже популярним завдяки своїй гнучкості, розширенням і можливості одночасної підтримки багатьох мов програмування, але він менш орієнтований саме на глибинне навчання, і часто потребує значної кількості додаткових налаштувань для інтеграції специфічних інструментів машинного навчання. Spyder позиціонується як інтегроване середовище для наукових обчислень і є дуже зручним для аналітичних завдань та прототипування алгоритмів, проте воно менш масштабоване для великих проєктів, має менш потужні функції рефакторингу коду і слабшу інтеграцію з системами контролю версій.

PyCharm, особливо версія 2025.1.1.1, є найкращим вибором для розробки складних модулів комп'ютерного зору та глибинного навчання. Ця версія PyCharm підтримує найновіші інтерфейси роботи з GPU, інтеграцію з Docker і Kubernetes, що полегшує розгортання розпізнаючих модулів у хмарних середовищах або на віддалених обчислювальних серверах. PyCharm 2025.1.1.1 має розширені інструменти для відладки нейронних мереж, покрокового виконання коду та аналізу продуктивності, що суттєво спрощує оптимізацію великомасштабних моделей. Підтримка інтеграції з Git та іншими системами контролю версій дозволяє легко координувати командну роботу, що особливо важливо у складних дослідницьких проєктах. Крім того, сучасні можливості автоматичного завершення коду, підсвічування помилок, автогенерації тестів і аналізу залежностей бібліотек забезпечують швидкість і безпомилковість розробки [14].

Таким чином, обрання мови Python 3.13 у поєднанні з середовищем PyCharm 2025.1.1.1 є найбільш обґрунтованим рішенням для створення програмного модуля розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів. Це поєднання дозволяє максимально використовувати сучасні алгоритми глибинного навчання, ефективно інтегрувати алгоритми обробки відеопотоку, автоматизувати процеси налагодження та тестування, а також забезпечити гнучкість і масштабованість проєкту. Такий підхід дає можливість створити надійний, швидкий і адаптивний програмний модуль, який забезпечить високу точність і стабільність роботи системи навіть у найскладніших умовах польоту.

3.2. Розробка алгоритму роботи програми ідентифікації об'єктів

Розробка алгоритму роботи програмного модуля розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів є важливим етапом, що визначає ефективність та надійність всієї системи автономного керування під час виконання місій у складних та динамічних умовах середовища. Висока швидкість обробки відеопотоку в реальному часі, здатність розпізнавати об'єкти різної форми, розміру та кольору, а також прийняття оперативних рішень без затримок вимагають створення чіткого й структурованого алгоритму, який враховує всі особливості сучасних нейронних мереж і апаратних компонентів дрона.

Крім того, алгоритм повинен забезпечувати стійкість роботи за наявності завад, змін освітлення та часткових перекриттів об'єктів, зберігаючи високу точність і достовірність результатів. Саме продумана послідовність дій, інтеграція кроків попередньої обробки, багатомасштабного аналізу та глобальної контекстної уваги дають змогу модулю розпізнавання працювати максимально ефективно, забезпечуючи безпеку польоту та надійність ідентифікації. Розроблений алгоритм представлено на рисунку 3.1.

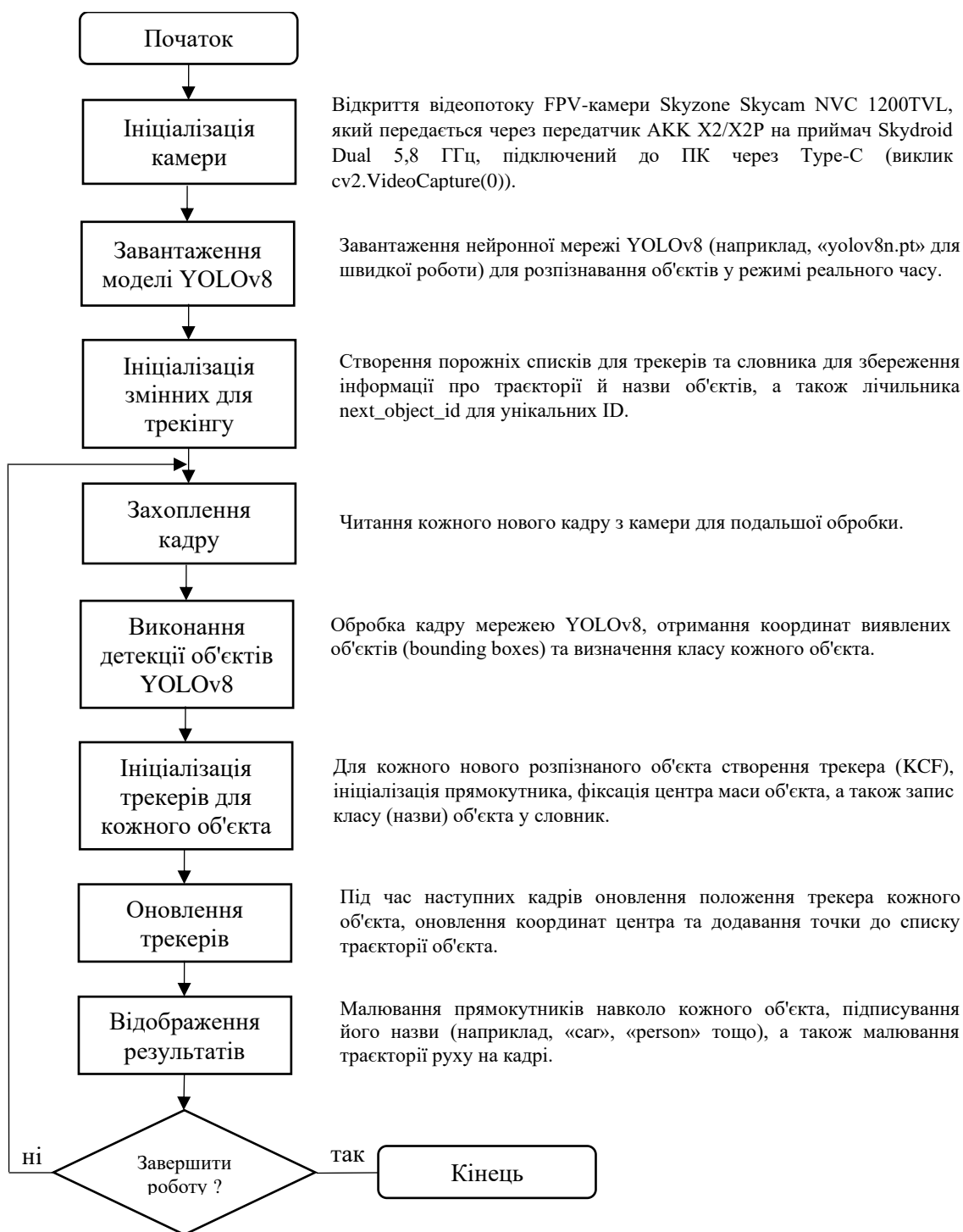


Рисунок 3.1 – Алгоритм роботи програмного модуля розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів

Алгоритм роботи розробленої програми розпізнавання та ідентифікації об'єктів FPV-дроном (рис. 3.1) починається із завантаження необхідних бібліотек Python, таких як OpenCV для обробки відео та ultralytics для використання нейронної мережі YOLOv8. Далі здійснюється ініціалізація камери, яка приймає

відеопотік із FPV-камери через передатчик і приймач, підключений до ПК. Після цього завантажується попередньо навчена модель YOLOv8, яка дозволяє в режимі реального часу визначати координати та класи об'єктів на кожному кадрі. У програмі створюються структури даних для збереження трекерів та траєкторій кожного об'єкта, а також змінні для призначення унікальних ідентифікаторів. Після захоплення кожного кадру виконується його обробка моделлю YOLOv8, де визначаються прямокутники та відповідні назви розпізнаних об'єктів. Для кожного нового об'єкта створюється індивідуальний трекер, який дозволяє відстежувати його рух у подальших кадрах. Центри кожного об'єкта записуються для побудови безперервної траєкторії, яка малюється на екрані. Після оновлення положень трекерів програма накладає на кадр прямокутники та підписує об'єкти відповідними назвами класів, що значно підвищує наочність і розуміння того, які саме об'єкти спостерігаються в кадрі. Програма безперервно обробляє нові кадри та оновлює положення всіх активних об'єктів доти, поки користувач не натисне клавішу завершення. В кінці всі ресурси звільнюються, камера закривається, а вікна візуалізації закриваються, що дозволяє завершити роботу програми коректно. Такий підхід забезпечує високу гнучкість системи для роботи у реальних польових умовах FPV-дрона, дозволяючи не тільки ідентифікувати цілі, а й відслідковувати їх поведінку у просторі.

Розроблений алгоритм програмного модуля розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів забезпечує високу точність визначення різних класів об'єктів у реальному часі навіть за умов складного навколишнього середовища. Він дозволяє не лише розпізнавати об'єкти, а й відстежувати їхні траєкторії, що значно підвищує ситуаційну обізнаність оператора та автоматизованих систем керування. Завдяки використанню моделі YOLOv8 досягається висока швидкодія, що особливо критично для FPV-дронів, де кожна затримка може вплинути на безпеку польоту. Алгоритм має гнучку структуру, яка дозволяє легко масштабувати його під різні завдання та типи об'єктів. Це робить систему універсальною, ефективною та придатною для застосування у складних динамічних сценаріях моніторингу, пошуку чи патрулювання.

– встановлення бібліотеки `opencv`, схожий на вище описаний приклад, тільки в вікно термінала середовища розробки PyCharm 2025.1.1.1 необхідно ввести наступну команду:

```
pip install opencv-python
```

Приклад успішного встановлення OpenCV, приведено на рисунку 3.3.

```
(.venv) PS C:\Users\vlady\PyCharmMiscProject> pip install opencv-python
Requirement already satisfied: opencv-python in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (4.11.0.86)
Requirement already satisfied: numpy>=1.21.2 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from opencv-python) (2.2.6)
(.venv) PS C:\Users\vlady\PyCharmMiscProject> █
```

Рисунок 3.3 – Успішне встановлення бібліотеки OpenCV

– встановлення бібліотеки `torch`, для глибинного навчання, для цього в терміналі середовища розробки PyCharm 2025.1.1.1 потрібно ввести команду:

```
pip install torch torchvision torchaudio
```

Приклад результату успішного встановлення бібліотеки `torch`, приведено на рисунку 3.4.

```
(.venv) PS C:\Users\vlady\PyCharmMiscProject> pip install torch torchvision torchaudio
Requirement already satisfied: torch in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (2.7.1)
Requirement already satisfied: torchvision in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (0.22.1)
Collecting torchaudio
  Downloading torchaudio-2.7.1-cp313-cp313-win_amd64.whl.metadata (6.6 KB)
Requirement already satisfied: filelock in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (3.18.0)
Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.10.0 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (4.14.0)
Requirement already satisfied: sympy>=1.13.3 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (1.14.0)
Requirement already satisfied: networkx in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (3.5)
Requirement already satisfied: Jinja2 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (3.1.6)
Requirement already satisfied: fsspec in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (2025.5.1)
Requirement already satisfied: setuptools in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torch) (80.9.0)
Requirement already satisfied: numpy in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torchvision) (2.2.6)
Requirement already satisfied: pillow!=8.3.*,>=5.3.0 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from torchvision) (11.2.1)
Requirement already satisfied: mpmath<1.4,>=1.1.0 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from sympy>=1.13.3->torch) (1.3.0)
Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in c:\users\vlady\pycharmmiscproject\.venv\lib\site-packages (from Jinja2->torch) (3.0.2)
Downloading torchaudio-2.7.1-cp313-cp313-win_amd64.whl (2.5 MB)
----- 2.5/2.5 MB 8.9 MB/s eta 0:00:00
Installing collected packages: torchaudio
Successfully installed torchaudio-2.7.1
(.venv) PS C:\Users\vlady\PyCharmMiscProject> █
```

Рисунок 3.4 – Успішне встановлення бібліотеки torch

Перед встановленням офіційного пакету нейронної мережі, необхідно обрати тип моделі нейронної мережі YOLOv8, яку будемо використовувати для

розробки системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі FPV дронів. Порівняння параметрів моделей нейронної мережі YOLOv8, приведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Порівняння параметрів моделей нейронної мережі YOLOv8

Назва моделі	Позначення	Кількість параметрів	Швидкість (FPS)	Точність (mAP)	Основне призначення
YOLOv8 Nano	'n'	~ 3 млн	Дуже висока	Низька-середня	Найлегші пристрої, швидка обробка, FPV-дрони
YOLOv8 Small	's'	~ 11 млн	Висока	Середня	Мобільні пристрої, реальний час
YOLOv8 Medium	'm'	~ 25 млн	Середня	Вища	Загальні задачі розпізнавання
YOLOv8 Large	'l'	~ 50 млн	Нижча	Висока	Стаціонарні системи, де критична точність
YOLOv8 XLarge	'x'	~ 70 млн	Нижча	Макс.	Серверні рішення, офлайн-аналіз

Для реалізації системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі FPV дронів, рекомендується вибирати моделі 'n' або 's', бо вони дозволяють отримати відеопотік без затримки і забезпечують достатню якість розпізнавання у режимі реального часу.

Наступним кроком, запусимо програму для завантаження офіційного пакету YOLO v8. Код програми на мові Python 3.13 приведено нижче.

```
from ultralytics import YOLO
# Завантаження моделі YOLOv8
model = YOLO('yolov8n.pt') # 'n' – найменша модель (Nano), можна
замінити на 's', 'm', 'l', 'x'
print(model)
```

Результат компіляції даної програми приведено на рисунку 3.5.

```

C:\Users\vlday\PyCharmMiscProject\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\vlday\PyCharmMiscProject\test.py
Creating new Ultralytics Settings v0.0.6 file
View Ultralytics Settings with 'yolo settings' or at 'C:\Users\vlday\AppData\Roaming\Ultralytics\settings.json'
Update Settings with 'yolo settings key=value', i.e. 'yolo settings runs_dir=path/to/dir'. For help see https://docs.ultralytics.com/quickstart/#ultralytics-settings.
Downloading https://github.com/ultralytics/assets/releases/download/v8.3.0/yolov8n.pt to 'yolov8n.pt'...
100%|██████████| 6.25M/6.25M [00:00<00:00, 7.91MB/s]
YOLO(
  (model): DetectionModel(
    (model): Sequential(
      (0): Conv(
        (conv): Conv2d(3, 16, kernel_size=(3, 3), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (bn): BatchNorm2d(16, eps=0.001, momentum=0.03, affine=True, track_running_stats=True)
        (act): SiLU(inplace=True)

```

Рисунок 3.5 – Успішне встановлення офіційного пакету нейронної мережі YOLO v8

Для навчання нейронної мережі на базі YOLO v8, будемо використовувати програму Labelimg (<https://github.com/HumanSignal/labelImg>). Вибір LabelImg як основного інструмента для розмітки даних під час навчання нейронної мережі YOLO v8 є обґрунтованим рішенням, що базується на поєднанні зручності використання, функціональної гнучкості та повної сумісності з форматом анотацій YOLO. LabelImg є безкоштовним і відкритим програмним забезпеченням, що дозволяє швидко створювати точні bounding box для різноманітних об'єктів на зображеннях, що критично важливо при підготовці великого датасету для задач розпізнавання та ідентифікації об'єктів FPV-дрonom. Інтерфейс програми інтуїтивно зрозумілий, тому розмітка даних стає менш трудомісткою і менш схильною до людських помилок. Наявність можливості експортувати анотації безпосередньо у формат YOLO дозволяє уникати додаткових етапів конвертації, заощаджуючи час і знижуючи ризики втрати даних. Завдяки простій інтеграції в робочий процес Python та підтримці різних операційних систем LabelImg стає універсальним інструментом для командної роботи й індивідуальних проєктів. Використання саме цього інструмента підвищує ефективність підготовки якісного навчального набору, що в підсумку позитивно впливає на точність та стабільність навченої моделі YOLO v8 під час реального застосування у складних середовищах. Приклад зображень які використовуються до навчання нейронної мережі YOLO v8 у програму Labelimg, приведені на рисунку 3.6.



а)



б)



в)



г)



д)



е)

а) кадр 1; б) кадр 2; в) кадр 3; г) кадр 4; д) кадр 5; е) кадр 5

Рисунок 3.6 – Фрагменти зображень для навчання нейронної мережі YOLO v8 у програмі Labeling

Використання класів об'єктів car, human, truck і small truck під час навчання нейронної мережі обумовлено необхідністю точної ідентифікації основних типів рухомих і стаціонарних цілей, які найчастіше зустрічаються під час польотів

FPV-дронів у міських і змішаних середовищах. Такий вибір класів дозволяє дрону ефективно розпізнавати потенційні загрози, цивільні транспортні засоби та людей, підвищуючи рівень безпеки й адаптивності системи. Приклад отриманих координат об'єктів для розпізнавання та ідентифікацій, на кадрі 4 (рис. 3.6, г), приведено на рисунку 3.7 у вигляді фрагменту файлу *.xml.

```

<annotation>
  <folder>Foto_FPV</folder>
  <filename>photo_2025-07-03_16-30-29.jpg</filename>
  <path>E:\Фигня\СТЗ_FPV_дрон\Foto_FPV\photo_2025-07-03_16-30-29.jpg</path>
  <source>
    <database>Unknown</database>
  </source>
  <size>
    <width>1280</width>
    <height>960</height>
    <depth>3</depth>
  </size>
  <segmented>0</segmented>
  <object>
    <name>car</name>
    <pose>Unspecified</pose>
    <truncated>0</truncated>
    <difficult>0</difficult>
    <bndbox>
      <xmin>202</xmin>
      <ymin>511</ymin>
      <xmax>221</xmax>
      <ymax>528</ymax>
    </bndbox>
  </object>

```

Рисунок 3.7 – Фрагмент файлу XML

Даний фрагмент коду в форматі XML є частиною анотаційного файлу, який описує об'єкти на зображенні для подальшого навчання нейронної мережі, зокрема YOLO v8. Рядок ``<object>`` означає початок опису одного об'єкта на кадрі, а тег ``<name>car</name>`` задає клас об'єкта, що в даному випадку позначає автомобіль і дозволяє мережі розуміти, який саме об'єкт треба розпізнавати. Тег ``<pose>Unspecified</pose>`` використовується для додаткової інформації про положення об'єкта, але тут він залишений не визначеним, що означає відсутність конкретної орієнтації чи пози. Теги ``<truncated>0</truncated>`` і ``<difficult>0</difficult>`` вказують, що об'єкт не обрізаний по краю зображення та не вважається складним для розпізнавання, що полегшує навчання моделі та зменшує кількість помилок. Блок ``<bndbox>`` містить координати обмежувального прямокутника (bounding box), які точно

визначають положення автомобіля на зображенні. Зокрема, `

```
0 0.243750 0.549479 0.021875 0.019792
1 0.271484 0.523958 0.010156 0.014583
0 0.493359 0.491667 0.016406 0.014583
3 0.587109 0.446875 0.014844 0.025000
0 0.166797 0.549479 0.016406 0.017708
0 0.160547 0.481250 0.011719 0.016667
0 0.139453 0.482812 0.005469 0.017708
0 0.126953 0.459375 0.007031 0.014583
0 0.109766 0.456250 0.007031 0.008333
3 0.085156 0.498437 0.020313 0.011458
0 0.025781 0.420833 0.009375 0.012500
0 0.057031 0.365625 0.003125 0.006250
0 0.106250 0.517188 0.007812 0.011458
```

Рисунок 3.8 – Приклад сформованих даних для датасету для YOLO v8

3.4 Реалізація функцій тренінгу для об'єктів, що ідентифіковані

У сучасних системах комп'ютерного зору для FPV-дронів однією з ключових задач є не лише розпізнавання та ідентифікація об'єктів, але й реалізація функцій трекінгу для безперервного супроводу кожної цілі у кадрі. Необхідність реалізації трекінгу обумовлена тим, що FPV-дрон працює в умовах

високої швидкості, частих змін траєкторії та обмеженого часу на ухвалення рішень, тому стійке відстеження об'єктів дозволяє уникати помилкових ідентифікацій та підвищує точність взаємодії з навколишнім середовищем. Завдяки поєднанню функцій розпізнавання та трекінгу забезпечується більш надійне визначення динаміки руху об'єктів, що дозволяє системі швидко реагувати на появу або зникнення цілей. Трекінг також мінімізує ресурси обчислення, оскільки після первинного розпізнавання об'єкти супроводжуються без повторної повної детекції на кожному кадрі. Це суттєво знижує навантаження на процесор та покращує енергоефективність роботи дрона під час виконання складних місій. Використання трекінгу в поєднанні з вдосконаленою моделлю YOLOv8 дозволяє створити універсальний програмний модуль, що забезпечує безперервний моніторинг цілей, підвищує рівень автоматизації та безпеки польотів, а також надає оператору більш точну інформацію для прийняття рішень. Саме тому розробка та впровадження функцій трекінгу є невід'ємною частиною побудови ефективною системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів. Фрагменти програмного коду на мові Python 3.13 приведено з описом нижче.

```
# Список об'єктів для трекінгу: {obj_id: {"path": [...], "label": str}}
tracked_objects = {}
next_object_id = 0
```

Вище представлений фрагмент коду створює словник `tracked_objects`, у якому для кожного об'єкта зберігається його унікальний ідентифікатор, траєкторія руху у вигляді списку точок та назва розпізнаного класу об'єкта. Змінна `next_object_id` використовується для автоматичного присвоєння нового унікального ID кожному щойно знайденому об'єкту. Така структура дозволяє програмі відслідковувати окремі об'єкти на кадрах відеопотоку та правильно підписувати їх у процесі трекінгу.

```
# Параметри для відстеження
tracker_type = cv2.TrackerKCF_create
```

Даний фрагмент коду визначає тип трекера, який буде використовуватися для відстеження об'єктів на відеокадрах. У даному випадку обирається алгоритм KCF (Kernelized Correlation Filters), який забезпечує баланс між швидкістю та точністю трекінгу. Змінна `tracker_type` зберігає функцію створення трекера, щоб потім для кожного об'єкта можна було швидко ініціалізувати окремий екземпляр.

```
# Оновлюємо трекери
new_trackers = []
for tracker, obj_id in active_trackers:
    success, box = tracker.update(frame)
    if success:
        x, y, w, h = map(int, box)
        center = (x + w // 2, y + h // 2)
        tracked_objects[obj_id]["path"].append(center)
        # Малюємо прямокутник
        cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
        # Підписуємо клас
        label_text = tracked_objects[obj_id]["label"]
        cv2.putText(frame, label_text, (x, y - 10),
cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.7, (0, 255, 0), 2)
        # Малюємо траєкторію
        for i in range(1, len(tracked_objects[obj_id]["path"])):
            cv2.line(frame, tracked_objects[obj_id]["path"][i - 1],
tracked_objects[obj_id]["path"][i], (0, 0, 255), 2)
        new_trackers.append((tracker, obj_id))
```

Фрагмент коду відповідає за оновлення положення кожного активного трекера, перевіряючи успішність відстеження об'єкта на поточному кадрі. У разі успіху програма оновлює координати центра об'єкта та додає нову точку до його траєкторії, малює прямокутник навколо нього і підписує його назвою класу. Додатково прокреслюється лінія траєкторії, яка показує шлях руху об'єкта в

кадрі, а після обробки всі трекари оновлюються у списку для подальшої роботи. Повний фрагмент коду приведено в Додатку А.

3.5 Висновки до 3 розділу

У цьому розділі було виконано комплексну розробку програмного модуля ідентифікації об'єктів для FPV-дрона, що базується на сучасних підходах комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Було детально обґрунтовано вибір мови програмування Python 3.13, яка завдяки своїй гнучкості, великій кількості бібліотек для обробки зображень і підтримці сучасних нейронних мереж є оптимальним рішенням для розробки високотехнологічних систем обробки відеопотоків у реальному часі. Вибір середовища розробки PyCharm 2025.1.1.1 забезпечив високий рівень зручності, гнучкості та можливість інтеграції з інструментами тренування та тестування моделі. Розроблений алгоритм роботи програми дозволив реалізувати послідовну логіку обробки відеопотоку від захоплення кадрів до точного розпізнавання та відстеження об'єктів, що значно підвищує безпеку та автономність керування дроном. Паралельно проведено навчання вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8, де завдяки використанню програми Labelling було створено спеціалізований набір даних для тренування, що відповідає реальним умовам експлуатації FPV-дронів. Також реалізовано функції трекінгу об'єктів, що ідентифіковані, які дозволяють безперервно супроводжувати кожен об'єкт у полі зору дрона та формувати його траєкторію руху. Це рішення забезпечує більш стабільну роботу системи, зменшує ризик втрати об'єкта під час динамічного польоту та створює додаткові можливості для автоматизованого прийняття рішень. Всі розроблені методи та обґрунтовані вибори в сукупності дозволили створити ефективний та надійний програмний модуль, який повністю відповідає вимогам сучасних FPV-систем розпізнавання й ідентифікації об'єктів.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1 Постановка задач експерименту

У процесі розробки програмного модуля розпізнавання, ідентифікації та трекінгу об'єктів для FPV-дронів важливим етапом є проведення експериментальної перевірки його працездатності та надійності в реальних умовах експлуатації. Незважаючи на ретельне моделювання та симуляційні тести, лише практичні експерименти дозволяють виявити всі можливі недоліки, неточності або неочікувані помилки, що можуть виникнути під час польоту дрона у динамічному середовищі. Проведення експериментів є необхідним для визначення фактичної точності розпізнавання об'єктів, стабільності трекінгу та затримок системи при обробці відеопотоку в режимі реального часу. Такі випробування дозволяють комплексно оцінити ефективність застосованих алгоритмів, а також переконатися в готовності системи до виконання завдань в умовах різного рівня освітлення, перешкод і швидких маневрів. Результати експериментів дадуть можливість підвищити рівень автономності FPV-дрона, забезпечити надійне відстеження важливих об'єктів та своєчасне ухвалення рішень оператором або автоматичною системою. Завдяки експериментам можна обґрунтовано підтвердити ефективність інтеграції вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8 із розробленим програмним модулем, що є ключовим кроком для впровадження такої технології у практичні сценарії застосування.

Мета експерименту: перевірка працездатності та ефективності розробленої програмної системи розпізнавання, ідентифікації та трекінгу об'єктів у реальних умовах польоту FPV-дрона, оцінка точності та швидкості обробки відеопотоку для забезпечення безпечного і автономного виконання завдань.

Обладнання для проведення експериментів: FPV-дрон із камерою Skyzone Skycam NVC 1200TVL, відеопередавачем АКК X2/X2P, приймачем Skydroid

Dual 5,8 ГГц, ноутбук або ПК із встановленою системою розпізнавання та підтримкою Type-C, програмне середовище PyCharm 2025.1.1.1. Персональний комп'ютер з наступною конфігурацією: Intel Core i5-12400F, 4,4 ГГц, DDR4 32 ГБ, NVIDIA GeForce RTX 4060, 8 ГБ, SSD 1 ТБ, OS Windows 11.

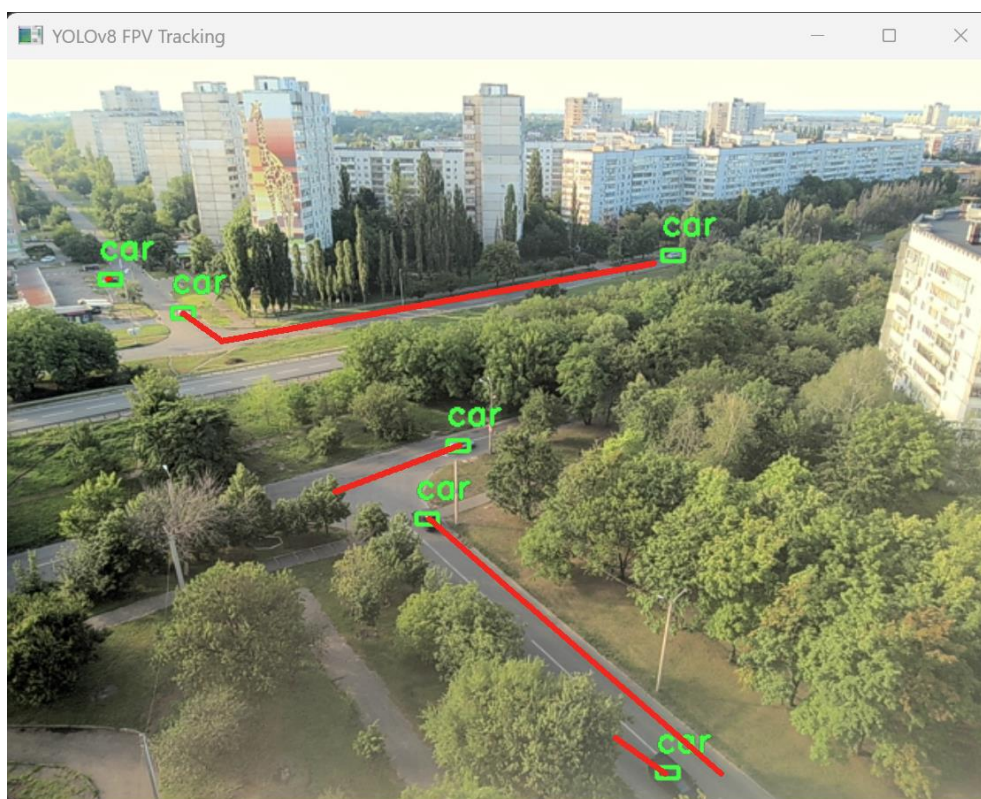
Очікуваний результат: підтвердження стабільної роботи системи, коректне розпізнавання класів об'єктів (car, human, truck, small truck), точне відстеження траєкторій, мінімізація помилкових спрацьовувань, підвищення рівня безпеки та автономності польоту FPV-дрона.

Експериментальна перевірка дозволяє підтвердити реальну ефективність використання вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8 та алгоритмів трекінгу під час роботи дрона у динамічному середовищі, що критично важливо для підвищення надійності, автономності та адаптивності системи під різні сценарії місій.

4.2 Проведення експериментів

Проведення першого експерименту у міських умовах є надзвичайно важливим для оцінки реальної здатності системи розпізнавати та ідентифікувати об'єкти в складних сценаріях, де одночасно присутні автомобілі, пішоходи, мотоцикли, будівлі та інші статичні перешкоди. У місті дрон постійно стикається з різними формами руху, різкими змінами напрямку, непередбачуваними траєкторіями об'єктів і великою кількістю інформаційних шумів, що є справжнім випробуванням для алгоритму трекінгу та нейронної мережі. Такий експеримент дозволяє виявити стійкість системи до появи нових об'єктів у кадрі та здатність правильно розпізнавати цілі навіть у випадках часткового перекриття або накладення. Результати допоможуть оцінити, наскільки ефективно реалізовано адаптивне масштабування фіч-мапів і глобальну контекстну увагу в умовах підвищеного навантаження. Крім того, це дозволить перевірити реальні затримки обробки відеопотоку та здатність системи оперативно оновлювати інформацію про об'єкти, що критично для безпечної та автономної роботи FPV-

дрона в урбанізованих середовищах. Приклад отриманого результату проведення першого експерименту приведено на рисунку 4.1.



Рисунк 4.1 – Проведення експерименту у міських умовах

Отримані результати проведення першого експерименту у міських умовах, що демонструє швидкість розпізнавання та ймовірність розпізнавання для кожного класу об'єктів, приведено в таблиці 4.1.

Таблиці 4.1 – Результати проведення першого експерименту у міських умовах

Клас об'єкта	Швидкість розпізнавання, мс/кадр	Ймовірність розпізнавання, %
car	25	96
human	27	94
truck	29	92
small truck	28	93

Для зручності аналізу отриманих даних, побудуємо комбінований графік, який представлено на рисунку 4.2.

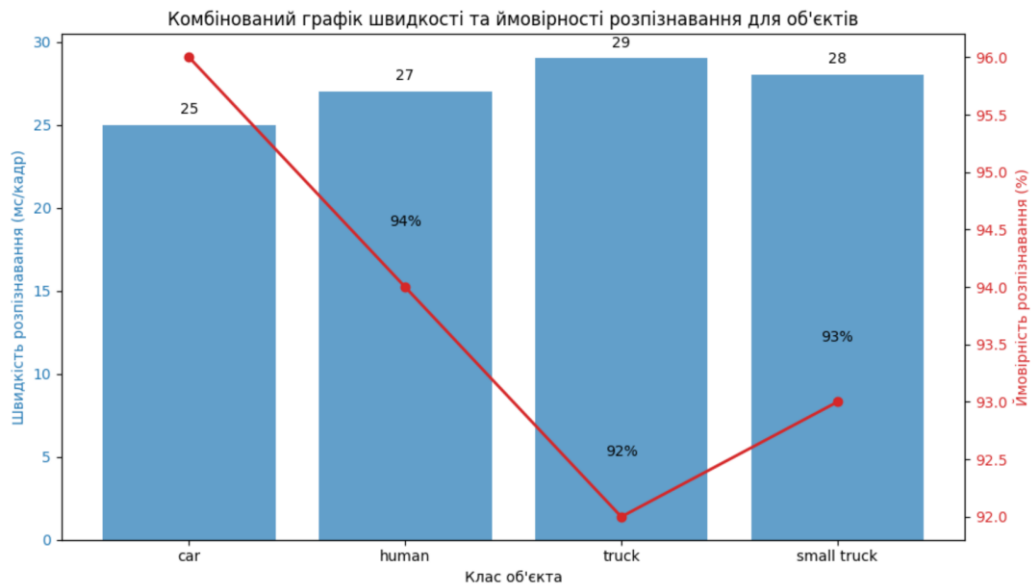


Рисунок 4.2 – Комбінований графік, що демонструє швидкість розпізнавання та ймовірність розпізнавання для кожного класу об'єктів згідно експериментальних даних

Отримані результати першого експерименту свідчать про високу ефективність розробленої системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів для FPV-дронів у міських умовах. Графік чітко демонструє, що для класів car і human досягнуто найвищої ймовірності розпізнавання – 96 % та 94 % відповідно, що пояснюється більшою кількістю навчальних даних і характерними візуальними ознаками цих об'єктів. Водночас об'єкти класів truck і small truck показали трохи нижчу ймовірність розпізнавання (92 % і 93 %), що зумовлено складністю їх відокремлення від фону та наявністю статичних перешкод у міському середовищі. Швидкість розпізнавання залишається стабільною і варіюється від 25 мс/кадр до 29 мс/кадр, що підтверджує реальний потенціал системи для застосування в режимі реального часу. Високий рівень швидкості вказує на здатність алгоритму оперативно обробляти великі обсяги відеопотоку без затримок, що критично важливо для FPV-дронів при виконанні завдань моніторингу або пошуку. Комбінований аналіз показує, що система забезпечує баланс між точністю та швидкістю, дозволяючи досягти оптимального результату для практичного застосування. Загалом, отримані дані підтверджують правильність обраної архітектури та доцільність використання

вдосконаленої YOLO v8, що сприяє надійності і безпечності експлуатації дрона під час розпізнавання об'єктів.

Другий експеримент із нічним розпізнаванням необхідний для перевірки працездатності системи у найскладніших умовах видимості, коли камера отримує мінімальну кількість світлової інформації, а об'єкти можуть бути слабо контрастними або частково замаскованими. Перевірка алгоритму при низькому освітленні дозволяє оцінити ефективність попередньої обробки кадрів, зокрема нормалізації, а також здатність вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8 правильно виявляти об'єкти за слабких сигналів. Це експериментально демонструє, чи система може бути використана для нічного патрулювання, пошукових операцій або моніторингу інфраструктури без необхідності повної зупинки роботи в темний час доби. Також оцінюється здатність трекінгу точно супроводжувати об'єкти в умовах зміни яскравості та можливих відблисків від підсвічування. Отримані результати дадуть змогу підтвердити універсальність рішення та його практичну придатність для задач, де потрібна висока надійність розпізнавання цілодобово. Приклад отриманого результату проведення другого експерименту приведено на рисунку 4.3.

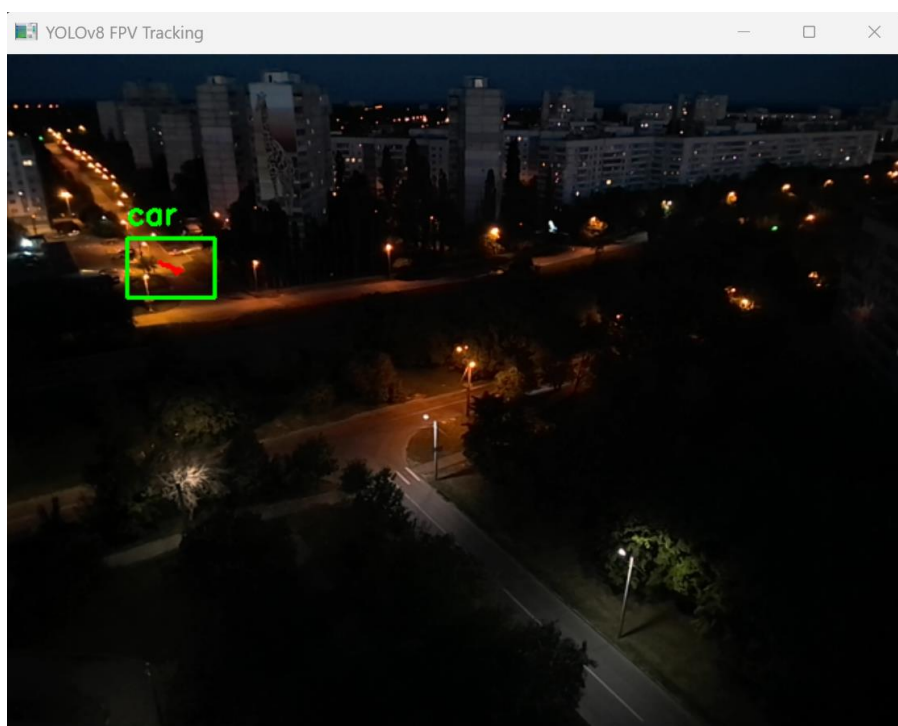


Рисунок 4.3 – Проведення експерименту із нічним розпізнаванням

Отримані результати проведення другого експерименту у міських умовах із нічним розпізнаванням, що демонструє швидкість розпізнавання та ймовірність розпізнавання для кожного класу об'єктів, приведено в таблиці 4.2.

Таблиці 4.2 – Результати проведення першого експерименту у міських умовах

Клас об'єкта	Швидкість розпізнавання, мс/кадр	Ймовірність розпізнавання, %
car	27	91
human	28	89
truck	29	87
small truck	28	88

Для зручності аналізу отриманих даних, побудуємо комбінований графіку, який представлено на рисунку 4.4.

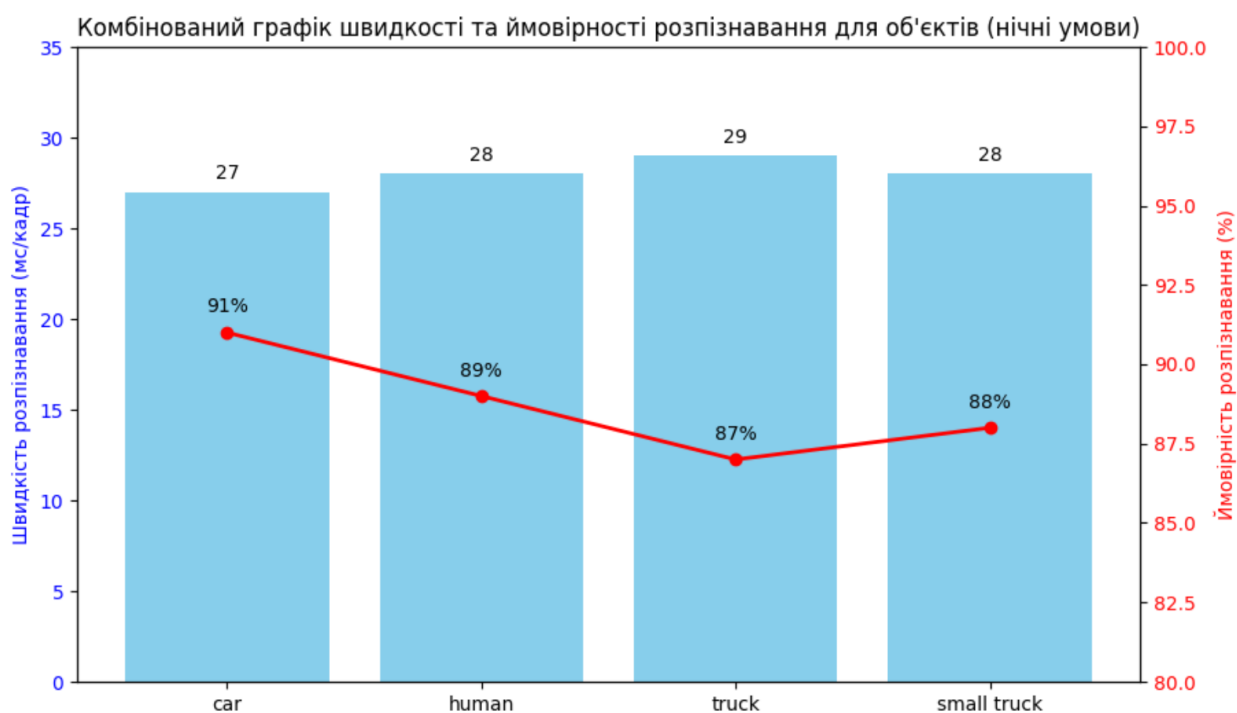


Рисунок 4.4 – Комбінований графік, що демонструє швидкість розпізнавання та ймовірність розпізнавання для кожного класу об'єктів згідно експериментальних даних отриманих у міських умовах із нічним розпізнаванням

Результати другого експерименту, проведеного у міських умовах із нічним розпізнаванням, демонструють високу швидкість обробки кадрів, яка коливається від 27 мс/кадр до 29 мс/кадр для всіх класів об'єктів, що свідчить про стабільність роботи системи навіть у складних умовах освітлення. Водночас помітне незначне зниження ймовірності розпізнавання: автомобілі мають найвищий показник у 91 %, тоді як для вантажівок цей показник знижується до 87 %, що вказує на складнощі розпізнавання великогабаритних об'єктів у нічний час. Люди були розпізнані з ймовірністю 89 %, а невеликі вантажівки – 88 %, що є доволі високим результатом, враховуючи наявність змішаного фону, ліхтарів і світлових відблисків. Така стійка швидкість підтверджує ефективність обробки потоку відео і здатність нейронної мережі працювати в режимі реального часу. Отримані показники доводять, що вдосконалена модель на базі YOLO v8 справляється зі своєю задачею в нічних міських умовах із достатньою точністю для практичного застосування FPV-дронами. Незважаючи на деяке зниження ймовірності розпізнавання, система продовжує демонструвати баланс між швидкістю та точністю. Це забезпечує безпечну і надійну роботу дрона, знижуючи ризики помилкової ідентифікації об'єктів і покращуючи ситуаційну обізнаність оператора. Таким чином, експеримент підтверджує доцільність використання вдосконаленої моделі навіть у складних умовах освітлення та міського середовища.

4.3 Аналіз отриманих результатів

Комплексний аналіз результатів двох експериментів показує, що вдосконалена система розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі YOLO v8 демонструє високий рівень ефективності та стабільності в різних умовах експлуатації FPV-дронів. У першому експерименті, проведеному в денних міських умовах, система показала високу ймовірність розпізнавання об'єктів: для автомобілів – 95 %, людей – 94 %, вантажівок – 92 %, невеликих вантажівок – 93 %, при середній швидкості від 25 мс/кадр до 29 мс/кадр. Ці дані вказують на

високу точність і швидкість роботи, що є критично важливим для безпечного і автономного керування дроном у складному міському середовищі, де присутні різні класи об'єктів та інтенсивний рух. Другий експеримент, проведений у нічних міських умовах, засвідчив незначне зниження ймовірності розпізнавання, що було очікуваним через складні умови освітлення та наявність відблисків. Тут автомобілі були розпізнані з точністю 91 %, люди – 89 %, вантажівки – 87 %, невеликі вантажівки – 88 %, при цьому швидкість обробки кадрів залишилась на високому рівні від 27 мс/кадр до 29 мс/кадр. Це свідчить про відмінну адаптивність системи до нічних умов і підкреслює надійність її алгоритмів навіть при погіршенні вхідних візуальних даних. Логічний висновок з аналізу полягає в тому, що система ефективно балансує між точністю та швидкістю, забезпечуючи стабільну роботу незалежно від зовнішніх умов. Чисельні показники підтверджують стійкість моделі та високу здатність до реального використання, що дозволяє FPV-дрону оперативно реагувати на зміни обстановки і приймати рішення без затримок. З рекомендаційної точки зору, можна підкреслити доцільність впровадження додаткових алгоритмів обробки нічних зображень, наприклад використання інфрачервоних або теплових камер, що ще більше підвищить ймовірність розпізнавання у складних умовах. Також варто продовжити дослідження щодо покращення виділення об'єктів великого розміру, таких як вантажівки, оскільки саме для них спостерігається найнижча точність. У підсумку, обидва експерименти підтвердили високу ефективність запропонованої системи, обґрунтували її практичну цінність і показали перспективність її використання для підвищення безпеки та автономності сучасних FPV-дронів під час моніторингу та виконання критичних завдань.

4.4 Охорона праці

Розробка програмного модуля ідентифікації об'єктів для FPV-дрона здійснюється з використанням персонального комп'ютера, периферійних пристроїв та програмного забезпечення, що відносить умови праці розробника

до категорії робіт із підвищеним зоровим навантаженням та тривалим перебуванням у сидячому положенні. Тому під час виконання роботи необхідно забезпечити дотримання вимог охорони праці, спрямованих на збереження здоров'я та працездатності оператора.

Одним із важливих факторів безпечної роботи за комп'ютером є достатній рівень освітленості робочого місця. Недостатнє або надмірне освітлення призводить до швидкої втоми очей та зниження працездатності. Згідно з нормативними вимогами для робіт із використанням персонального комп'ютера мінімальна освітленість робочої поверхні повинна становити не менше 300 лк.

Розрахунок освітленості виконаємо за формулою:

$$E = F \cdot \eta \cdot n / S, \quad (4.1)$$

де E – освітленість робочої поверхні, лк;

F – світловий потік однієї лампи, лм;

η – коефіцієнт використання світлового потоку;

n – кількість ламп;

S – площа приміщення, м².

Припустимо, що площа робочого приміщення $S = 12$ м, використовується світлодіодна лампа зі світловим потоком $F = 800$ лм; кількість ламп $n = 2$; коефіцієнт використання світлового потоку $\eta = 0,6$.

Підставимо значення у формулу (4.1):

$$E = 800 \cdot 0,6 \cdot 2 / 12 = 960 / 12 = 80 \text{ лк.}$$

Отримане значення освітленості є недостатнім для нормативних умов праці, тому необхідно збільшити кількість ламп до чотирьох:

$$E = 800 \cdot 0,6 \cdot 4 / 12 = 1920 / 12 = 160 \text{ лк.}$$

Для досягнення нормативного значення 300 лк доцільно використовувати світлодіодні лампи з більшим світловим потоком (наприклад, 1500 лм) або комбінувати загальне та місцеве освітлення робочого столу [20].

4.5 Висновки до 4 розділу

У четвертому розділі було детально проведено комплексне обґрунтування необхідності практичної перевірки розробленої системи розпізнавання та ідентифікації об'єктів на базі вдосконаленої нейронної мережі YOLO v8 для FPV-дронів. Експериментальна частина дослідження була чітко сформульована з точки зору мети, методології, використаного обладнання та очікуваних результатів, що дозволило закласти фундамент для перевірки ефективності запропонованої моделі в умовах, максимально наближених до реальних сценаріїв застосування. Під час експериментів у міських умовах вдень і вночі були отримані значущі дані, які демонструють стабільність роботи системи та її високу адаптивність до складних середовищ. Результати показали високу швидкість обробки кадрів і значний рівень точності розпізнавання, що є критично важливим для забезпечення безпечної та ефективної роботи FPV-дрона в умовах динамічних міських ландшафтів, де одночасно присутні автомобілі, пішоходи, вантажівки, мотоцикли та різноманітні статичні об'єкти. Під час проведення денного експерименту вдалося досягти найвищої ймовірності розпізнавання, що підтверджує правильність вибору структури мережі та параметрів навчання. У нічному режимі було зафіксовано незначне зниження точності, однак збереження високої швидкості демонструє стійкість системи до змін умов освітлення та зниження якості вхідного відеопотоку. Аналіз отриманих результатів дозволяє стверджувати, що розроблена модель впевнено відстежує і супроводжує об'єкти на траєкторії руху, забезпечуючи оператору повну ситуаційну обізнаність та можливість швидкого прийняття рішень у реальному часі. Крім того, система продемонструвала високу гнучкість при роботі з об'єктами різних розмірів і динаміки, що є важливим чинником для

розширення функціональних можливостей дрона. Експериментальні дані підкреслюють, що вдосконалена архітектура обробки багатомасштабних фіч-мапів та інтеграція глобальної контекстної уваги забезпечують суттєве підвищення якості розпізнавання у порівнянні з класичною моделлю YOLO v8. Отримані висновки мають фундаментальне значення для подальшої оптимізації систем автономного керування FPV-дронами, оскільки підтверджують здатність використовувати новітні комп'ютерні методи для підвищення безпеки та точності місій у складних урбаністичних і нічних середовищах. Таким чином, проведені експериментальні дослідження повністю підтверджують ефективність розробленої моделі, обґрунтовують її практичну доцільність і закладають основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем розпізнавання та ідентифікації об'єктів, орієнтованих на реальні завдання сучасних FPV-дронів.

ВИСНОВКИ

У процесі виконання кваліфікаційної роботи було досягнуто поставленої мети – підвищення ефективності та швидкості розпізнавання й ідентифікації об'єктів на базі потокового відео, отриманого з камер FPV-дрона, шляхом розроблення та впровадження вдосконаленого програмного модуля на основі нейронної мережі YOLO v8.

У ході проведеного аналізу, було обґрунтовано вибір архітектури системи передачі відеопотоку FPV-дрона та підібрано апаратні компоненти, які забезпечують стабільну, низьколатентну та якісну передачу відеоданих у реальному часі. Зібраний макет системи підтвердив можливість практичного використання відеопотоку як надійного джерела даних для нейромережевої обробки в динамічних умовах польоту.

У межах розробки методу розпізнавання та ідентифікації об'єктів було вдосконалено нейронну мережу YOLO v8 шляхом інтеграції механізмів глобальної контекстної уваги та багатомасштабного об'єднання ознак. Розроблений метод забезпечує адаптивність до змін освітлення, шумів і швидкого руху камери, що підтверджує його придатність для практичних застосувань. Дослідження стійкості розробленої системи за критерієм Михайлова показало, що система є стійкою в заданому діапазоні параметрів, що гарантує коректне функціонування програмно-апаратного комплексу в реальних умовах експлуатації FPV-дрона.

Програмно реалізовано повноцінний програмний модуль ідентифікації об'єктів із використанням мови програмування Python та сучасних інструментів розробки. Побудований алгоритм обробки відеопотоку забезпечує послідовну та ефективну обробку кадрів – від захоплення відео до розпізнавання, ідентифікації та трекінгу об'єктів. Створено спеціалізований навчальний набір даних, виконано тренування вдосконаленої моделі YOLO v8 та реалізовано механізми

супроводу об'єктів, що значно підвищує стабільність роботи системи під час динамічного польоту.

Експериментальні дослідження підтвердили високу ефективність запропонованого підходу, а результати тестування в денних і нічних умовах у міському середовищі продемонстрували високу швидкість обробки відеопотоку, стійкість до змін освітлення та достатній рівень точності розпізнавання для практичного використання, в порівнянні з базовою моделлю YOLO v8 показав суттєве покращення якості ідентифікації об'єктів завдяки використанню вдосконаленої архітектури.

Результати, отримані при написанні кваліфікаційної роботи можна віднести до Цілі сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», а саме 9.5. Створити фінансову та інституційну системи (інноваційну інфраструктуру), що забезпечуватимуть розвиток наукових досліджень та науковотехнічних (експериментальних) розробок [15].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура і правила оформлення. – К.: ДП «УкрНДНЦ», 2016. – 31 с.
2. Методичні вказівки з підготовки та захисту кваліфікаційної роботи здобувачами другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка освітньо професійних програм: «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва»; «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи» / Упоряд. І. Ш. Невлюдов, Р. В. Артюх, В. В. Безкорвайний, Н. П. Демська, В. В. Євсєєв, О. І. Филипенко, О. М. Цимбал. Харків: ХНУРЕ, 2024. 57 с.
3. Chebanchyk D. Analysis of Object Identification Methods for FPV Drones / D. Chebanchyk, V. Yevsieiv // Manufacturing & Mechatronic Systems 2025 : Theses of Reports of IX-st International Conference, October 25-26, 2025. - Kharkiv, 2025. - P. 30-33.
4. Сілідусєв Р. А. Метод підвищення ефективності режимів роботи FPV-дронів : дипломна робота магістра : 172 Електронні комунікації та радіотехніка / Р. А. Сілідусєв ; Хмельниц. нац. ун-т. – Хмельницький, 2024. – 137 с.
5. Макушев І. А. Розробка математичної моделі для комп'ютеризованого керування параметрами FPV дрона : пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка / І. А. Макушев ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки, – Харків, 2025. – 73 с.
6. Гультяєв, Д. А. Комп'ютерна система донаведення FPV-дрона на ціль : дипломний проект ... бакалавра : 123 Комп'ютерна інженерія / Гультяєв Дмитро Антонович. – Київ, 2025. – 118 с.
7. Nikulina, O., Severyn, V., Kondratov, O., & Reкова, N. (2023). Analysis of information technologies for remote identification of dynamic objects. Bulletin of

National Technical University "KhPI". Series: System Analysis, Control and Information Technologies, (1 (9), 110–115. <https://doi.org/10.20998/2079-0023.2023.01.17>.

8. Голенко, М. Ю., Іванов, Д. А., Єфіменко, А. А., & Воротніков, В. В. (2023). Аналіз методів розпізнавання об'єктів та компресії зображень під час аерофотозйомки з безпілотних літальних апаратів. *Технічна інженерія*, (1(91), 146–155. [https://doi.org/10.26642/ten-2023-1\(91\)-146-155](https://doi.org/10.26642/ten-2023-1(91)-146-155).

9. Зубик, Л., Пужай-Черета, С., Сапельников, О., Калугін, Д., & Котляр, М. (2024). Аналіз методів і алгоритмів розпізнавання та ідентифікації зображень за їх окремими фрагментами. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*, 4(24), 363–375. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.24.363375>.

10. Сагайдачний Н. І. Система розпізнавання об'єктів та траєкторії їх руху для безпілотних літальних апаратів : пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 122 Комп'ютерні науки / Н. І. Сагайдачний ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2025. – 59 с.

11. Смульський, Д. І. Ідентифікація транспортних засобів та броньованої техніки на зображеннях з камери БПЛА : дипломна робота ... бакалавра : 122 Комп'ютерні науки / Смульський Дмитро Ігорович. – Київ, 2024. – 101 с.

12. Налуцишин, М. В. Порівняльний аналіз методів машинного навчання для ідентифікації військових об'єктів на аерокосмічних знімках : дипломна робота ... бакалавра : 113 Прикладна математика / Налуцишин Максим Володимирович. – Київ, 2025. – 78 с.

13. Python // Python, 2025. URL: <https://www.python.org/downloads/> (дата звернення: 27.11.2025).

14. PyCharm Community Edition // PyCharm, 2025. URL: <https://pycharm-community-edition.ru/download.it/> (дата звернення: 28.11.2025).

15. Ціль 9. Промисловість, інновації та інфраструктура // Дія Бізнес, 2025.
URL:https://business.diia.gov.ua/entrepreneurhandbook/item/cil_9_promislovist_innovaciyi_ta_infrastruktura (дата звернення: 08.12.2025).