

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів
нейромережевими засобами

Галузь знань _____ 12 – Інформаційні технології _____
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність _____ 122 – Комп'ютерні науки _____
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма _____ Комп'ютерні науки _____
Назва освітньої програми

Виконав: _____ студент 2 курсу, група КНм-23-1 _____ Іван АНДРОСЮК _____
Курс, група виконавця Підпис Ім'я, прізвище
Керівник: _____ к.т.н., доцент кафедри КН _____ Олександр ПАСІЧНИК _____
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, прізвище
Нормоконтроль: _____ к.т.н., доцент кафедри КН _____ Руслан БАГРІЙ _____
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

18 грудня 2024 р.

_____ Олександр БАРМАК _____
Підпис Ім'я, прізвище

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь магістр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

«2» 9 2022 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами»

2. Завдання видано студенту Івану АНДРОСЮКУ

Ім'я, прізвище

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр ПАСІЧНИК

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджені наказом університету від «26» 08 2024 р. № 60

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані: наведено аналіз моделей та методів нейромережових засобів в задачах розпізнавання та класифікації; спроектовано метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами; визначено набір критеріїв для оцінки результатів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами; виконано програмну реалізацію методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами; проведено експериментальне тестування методу за еталонними наборами даних.

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра присвячена підвищенню якості ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

Актуальність теми зумовлена практичною необхідністю впровадження ефективних рішень для вирішення проблеми ідентифікації повітряних об'єктів у сучасних реаліях. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості створення сучасних систем моніторингу та ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, що здатні ефективно функціонувати у складних умовах експлуатації. Використання розроблених нейромережових методів дозволяє забезпечити високу точність та швидкість аналізу даних, отриманих від сенсорів, таких як оптичні та інфрачервоні камери. Це сприяє підвищенню рівня безпеки в повітряному просторі, особливо у зонах з інтенсивним використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА), які можуть становити потенційну загрозу для цивільних та військових об'єктів.

Мета і задачі роботи. Метою роботи є підвищення якості ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами. Для досягнення цієї мети були поставлені такі завдання:

- провести аналіз моделей та методів нейромережових засобів в задачах розпізнавання та класифікації.
- спроектувати метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- визначити набір критеріїв для оцінки результатів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- виконати програмну реалізацію методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- провести експериментальне тестування методу за еталонними наборами даних.

Об'єкт дослідження. Процес ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.

Предмет дослідження. Нейромережеві засоби.

Методи дослідження. Нейромережеві засоби, експериментальне тестування на наборах даних.

Наукова новизна одержаних результатів – удосконалено метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, який відрізняється від існуючих застосуванням каскадної архітектури до згорткової нейронної мережі з поєднанням попереднього детектування великих об'єктів та детальної локалізації малих об'єктів.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації
Основні наукові та практичні результати пройшли апробацію на науково-практичній конференції – XVI Всеукраїнська науково-практична конференція “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2024)”, м. Хмельницький, ХНУ, 15-16 листопада 2024 р. (Андросюк І.О., Пасічник О.А., Скрипник Т.К., Мазурець О.В. Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами // Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2024)”. – Хмельницький: ХНУ, 2024. – С. 23 – 25. <https://elar.khmnmu.edu.ua/handle/123456789/17145>).

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку посилань та додатків. Загальний обсяг роботи становить 91 сторінок, з яких 74 сторінок основного тексту, і включає 24 рисунків та 8 таблиці.

Ключові слова: нейромережеві засоби, ідентифікація, малогабаритні повітряні об'єкти.

ЗМІСТ

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі	7
1.1 Огляд теоретичних підходів.....	7
1.2 Аналіз предметної області.....	11
1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області.....	15
1.4 Висновки до 1-го розділу.....	17
Розділ 2 Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.....	19
2.1 Загальна структура методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів	19
2.2 Ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів.....	21
2.2.1 Згорткові нейронні мережі	21
2.2.2 Адаптація згорткових нейронних мереж для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів.....	27
2.2.3 Каскадна архітектура	31
2.2.4 Інтеграція адаптованої згорткової мережі та каскадної архітектури.....	33
2.3 Імплементация згорткових нейронних мереж.....	34
2.4 Критерії оцінювання ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів	38
2.5 Висновки до 2-го розділу.....	40
Розділ 3 Програмна реалізація ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів.....	42
3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових системи	42
3.2 Засоби розробки.....	46
3.3 Складові програмної реалізації.....	48
3.4 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання.....	55
3.5 Висновки до 3-го розділу.....	61

Розділ 4 Дослідження ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.....	63
4.1 Оціночний набір даних	63
4.2 Тестування методу	67
4.3 Оцінювання ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.....	70
4.4 Висновки до 4-го розділу.....	73
Загальні висновки.....	75
Перелік посилань.....	76
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
БПЛА	Безпілотні літальні апарати
МН	Машинне навчання
ШІ	Штучний інтелект
ГНМ	Глибокі нейронні мережі
ЗНМ	Згорткові нейронні мережі
CNN	Конволюційні нейронні мережі
SVM	Метод опорних векторів
RNN	Рекурентні нейронні мережі

Вступ

В умовах стрімкого розвитку авіаційних та космічних технологій, а також зростаючої доступності малогабаритних повітряних об'єктів, таких як безпілотні літальні апарати (БПЛА), значення ефективних засобів їх ідентифікації стає дедалі актуальнішим. Малий розмір, висока маневровість та можливість функціонування в різних умовах роблять ці об'єкти складними для виявлення та класифікації за допомогою традиційних технологій, таких як радіолокація чи оптико-електронні засоби. Це, у свою чергу, створює значні виклики як для цивільної авіації, так і для систем забезпечення національної безпеки.

Сучасні методи ідентифікації об'єктів дедалі частіше базуються на застосуванні нейромережових технологій, які демонструють високі результати у вирішенні складних завдань, пов'язаних із розпізнаванням об'єктів у різноманітних умовах. Завдяки здатності нейронних мереж адаптуватися до специфічних даних, автоматично виявляти характерні ознаки та обробляти значний обсяг інформації у реальному часі, їх використання стає перспективним інструментом для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів.

Значення цієї теми зростає у світлі глобальних тенденцій підвищення рівня автоматизації систем моніторингу повітряного простору, розширення сфер використання БПЛА у цивільному та військовому секторах, а також необхідності розробки надійних систем для запобігання несанкціонованому використанню повітряних об'єктів. Використання методів нейромережевої ідентифікації відкриває нові горизонти для аналізу польотних характеристик, оцінки траєкторій та класифікації об'єктів у складних умовах експлуатації.

Мета і задачі роботи. Метою роботи є підвищення якості ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами. Для досягнення цієї мети були поставлені такі завдання:

- провести аналіз моделей та методів нейромережових засобів в задачах розпізнавання та класифікації.
- спроектувати метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.

- визначити набір критеріїв для оцінки результатів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- виконати програмну реалізацію методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- провести експериментальне тестування методу за еталонними наборами даних.

Об'єкт дослідження. Процес ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.

Предмет дослідження. Нейромережеві засоби.

Методи дослідження. Нейромережеві засоби, експериментальне тестування на наборах даних.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, який відрізняється від існуючих застосуванням каскадної архітектури до згорткової нейронної мережі з поєднанням попереднього детектування великих об'єктів та детальної локалізації малих об'єктів.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації
Основні наукові та практичні результати пройшли апробацію на науково-практичній конференції – XVI Всеукраїнська науково-практична конференція “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2024)”, м. Хмельницький, ХНУ, 15-16 листопада 2024 р. (Андросюк І.О., Пасічник О.А., Скрипник Т.К., Мазурець О.В. Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами // Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2024)”.

– Хмельницький: ХНУ, 2024. – С. 23 – 25.
<https://elar.khmnmu.edu.ua/handle/123456789/17145>).

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку посилань та додатків. Загальний обсяг роботи становить 91 сторінок, з яких 74 сторінок основного тексту, і включає 24 рисунків та 8 таблиці.

Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі

Сучасні комп'ютерні науки та нейромережеві технології стрімко розвиваються, пропонуючи інноваційні підходи до вирішення складних задач у різних галузях: від обробки великих даних і прогнозування до розпізнавання образів і автоматизації процесів. Глибокі нейронні мережі, завдяки своїй здатності адаптуватися до складних і змінних умов, стали ефективним інструментом для аналізу й обробки даних. Їхній потенціал дозволяє вирішувати завдання, які раніше були недоступними для традиційних методів. Однією з важливих прикладних задач, що вимагає високої точності та швидкості, є ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів, зокрема безпілотних літальних апаратів.

1.1 Огляд теоретичних підходів

Ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів, таких як безпілотні літальні апарати (БПЛА), є складним завданням, що потребує інтеграції даних із різних сенсорів і використання сучасних методів обробки інформації. У сучасній науці та практиці для вирішення цієї проблеми застосовуються кілька основних підходів, що охоплюють традиційні методи обробки сигналів, машинне навчання та глибокі нейронні мережі.

Традиційні методи [1] ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів ґрунтуються на використанні радіолокаційних, оптичних, інфрачервоних та акустичних сенсорів, а також алгоритмів обробки сигналів та зображень. Ці підходи виникли у середині ХХ століття, коли радіолокація стала основним засобом спостереження за повітряним простором. Перші радіолокаційні системи використовували відображення сигналів для виявлення об'єктів, базуючись на таких параметрах, як амплітуда сигналу, його затримка та напрямок поширення. Хоча ці методи були ефективними для великих об'єктів, таких як літаки чи ракети, вони мали суттєві обмеження у роботі з малогабаритними цілями.

У 1970-1980-х роках розвиток цифрових обчислювальних технологій дозволив удосконалити методи обробки сигналів. Впровадження спектрального аналізу, методів фільтрації шумів та цифрової кореляції покращило точність виявлення об'єктів, особливо в умовах складного фону. Водночас з'явилися оптико-електронні системи, які використовували зображення та відео для спостереження за повітряними об'єктами. Ці системи базувалися на виділенні ключових особливостей, таких як контури, форма чи колір об'єкта, що покращувало можливість їх класифікації.

Згодом, із розвитком тепловізійних технологій [2], у 1990-х роках з'явилися інфрачервоні системи, здатні виявляти об'єкти за їхнім тепловим випромінюванням. Це стало важливим кроком уперед, особливо для роботи в умовах низької освітленості або вночі. Однак навіть ці методи часто стикалися з проблемами, такими як високий рівень хибних спрацьовувань через тепловий фон (наприклад, сонячне нагрівання об'єктів земної поверхні).

Початок ХХІ століття ознаменувався поширенням мультисенсорних підходів, коли дані з кількох типів сенсорів поєднувалися для підвищення точності ідентифікації. Наприклад, радіолокаційні дані використовувалися для первинного виявлення об'єкта, а оптичні чи інфрачервоні системи — для уточнення його характеристик. Це значно покращило можливість роботи з малогабаритними об'єктами, такими як безпілотники, які часто ховаються за складним радіолокаційним або оптичним фоном.

Методи машинного навчання (МН) [3] почали активно розвиватися у другій половині ХХ століття, коли обчислювальні можливості дозволили вирішувати задачі аналізу великих обсягів даних і виявлення закономірностей у них. У контексті ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, МН став наступним кроком після традиційних методів, оскільки він дозволяє автоматизувати процес виділення ключових характеристик об'єкта та прийняття рішень на основі аналізу даних.

На початкових етапах розвитку машинного навчання основними методами були лінійна та логістична регресія, які застосовувалися для класифікації та

прогнозування. З часом з'явилися складніші підходи, такі як метод опорних векторів (SVM [4]), дерева рішень і випадкові ліси, які стали основою для роботи зі складними багатовимірними даними. Ці методи дозволяли враховувати нелінійні зв'язки між параметрами, що значно підвищувало точність класифікації об'єктів. У задачах ідентифікації повітряних об'єктів вони використовувалися для аналізу таких характеристик, як швидкість, висота, траєкторія руху та радіолокаційний профіль.

У 1990-х роках розвиток обчислювальної техніки та зростання доступності даних сприяли появі перших моделей нейронних мереж, які, хоч і не були ще повноцінними глибокими мережами, вже демонстрували ефективність у задачах класифікації.

На початку XXI століття методи машинного навчання почали інтегруватися з аналізом зображень та відео. Це стало можливим завдяки поширенню алгоритмів, таких як методи кластеризації (наприклад, k-means [5]) та алгоритми найближчих сусідів, які використовувалися для виявлення об'єктів у потоках даних з оптичних сенсорів. У задачах моніторингу повітряного простору ці підходи забезпечували ідентифікацію об'єктів за їхніми візуальними характеристиками, такими як форма, розмір чи колір.

Прорив у застосуванні машинного навчання стався з поширенням великих наборів даних та створенням більш потужних обчислювальних ресурсів. Це дозволило перейти до використання методів ансамблю (boosting та bagging) [6], які об'єднували кілька моделей для покращення точності класифікації. Наприклад, алгоритм градієнтного бустингу забезпечував більш точну ідентифікацію об'єктів за рахунок поетапного коригування помилок моделей.

Згодом розвиток глибокого навчання, яке стало наступним етапом після класичного МН, значно розширив можливості аналізу складних структур даних. Однак класичні методи МН залишаються актуальними для багатьох задач, де не потрібна складність та ресурсоемність глибоких нейронних мереж. Сьогодні ці методи часто використовуються як частина гібридних підходів, поєднуючись із

нейромережами для досягнення оптимального балансу між точністю та швидкістю ідентифікації.

Глибокі нейронні мережі (ГНМ) [7] є одним із найбільш значущих досягнень у галузі штучного інтелекту та машинного навчання. Їхній розвиток розпочався ще у 1940-х роках із створення перших математичних моделей нейронів, таких як персептрон [8]. Ця модель була заснована на ідеї, що штучні нейрони можуть імітувати поведінку біологічних нейронів, навчаючись на основі вхідних даних. Однак персептрон мав серйозні обмеження, оскільки міг вирішувати лише лінійно роздільні задачі.

Прорив у розвитку нейронних мереж відбувся у 1980-х роках із впровадженням багат шарових нейронних мереж та алгоритму зворотного поширення помилки (backpropagation) [9], запропонованого Румельхартом, Гінтоном, Вільямс. Цей метод дозволив ефективно оновлювати ваги нейронів у багат шарових мережах, що зробило їх здатними вирішувати складніші нелінійні задачі. У цей період нейронні мережі почали використовуватися для задач розпізнавання образів, обробки мови та класифікації.

Протягом 1990-х років нейронні мережі зіткнулися з обмеженнями, пов'язаними з обчислювальною потужністю та недостатньою кількістю даних для навчання. Однак із початком XXI століття ці проблеми були поступово вирішені завдяки зростанню обчислювальної потужності процесорів і графічних процесорів (GPU), а також появі великих наборів даних, таких як ImageNet [10], що стали основою для тренування глибоких моделей. Ці досягнення дали новий поштовх розвитку ГНМ.

Конволюційні нейронні мережі (CNN) [11], які з'явилися на початку 2010-х років, стали революційними у задачах обробки зображень. CNN були спеціально розроблені для роботи з даними у вигляді піксельних матриць, що дозволяло ефективно виявляти особливості, такі як контури, текстури та об'єкти на зображеннях. Паралельно з CNN розвивалися рекурентні нейронні мережі (RNN) [11], що були орієнтовані на обробку послідовностей даних, таких як текст або часові ряди. Їхні розширення, зокрема довготривала короткочасна пам'ять (LSTM)

і мережі ґейтованих рекурентних блоків (GRU) [11], зробили можливим аналіз складних часових залежностей, що особливо важливо для таких задач, як прогнозування траєкторій руху повітряних об'єктів.

Ще одним значущим етапом у розвитку ГНМ стало впровадження трансформерів, представлених у 2017 році з моделлю Attention Is All You Need [12].

Сьогодні глибокі нейронні мережі є основою для багатьох прикладних рішень, включаючи розпізнавання об'єктів у реальному часі, аналіз відеопотоків, прогнозування складних процесів та автономні системи управління. Їхній розвиток триває завдяки дослідженням у напрямках ефективності, масштабованості та адаптації до нових типів задач.

1.2 Аналіз предметної області

Аналіз існуючих рішень у сфері ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів демонструє широкий спектр підходів, кожен із яких має свої переваги та обмеження. Сучасні системи ідентифікації базуються на поєднанні різних типів сенсорів, алгоритмів обробки даних та інтелектуальних методів аналізу. Основна тенденція полягає у розробці інтегрованих рішень, які поєднують дані з радарів, оптичних систем та інфрачервоних камер, а також використовують алгоритми штучного інтелекту для підвищення точності та швидкості ідентифікації.

Методи інтелектуального аналізу даних для ідентифікації повітряних об'єктів [13] – ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів вимагає обробки великих обсягів даних із різних джерел, таких як радіолокаційні сигнали, оптичні зображення або інфрачервоні тепловізійні знімки. Методи інтелектуального аналізу даних (Data Mining) [14] стали ключовим інструментом для автоматизації процесу виявлення закономірностей та прийняття рішень. До основних методів, які використовуються в цій сфері, належать класифікація, кластеризація, регресія та асоціативний аналіз.

Методи класифікації, зокрема дерева рішень, метод опорних векторів (SVM) [3] та k-найближчих сусідів (k-NN), забезпечують розподіл об'єктів за визначеними

класами. Наприклад, класифікація дозволяє відрізнити малогабаритні повітряні об'єкти від інших, таких як птахи чи атмосферні аномалії. Хоча ці методи показують прийнятну точність, вони залежать від якості обраних характеристик і не завжди можуть адаптуватися до нових типів даних.

Методи кластеризації, як-от k-means [5], добре підходять для групування даних на основі схожості ознак. Це корисно для початкового аналізу великих наборів даних, наприклад, для виділення потенційних загроз серед загального масиву повітряних об'єктів. Проте ці методи складно застосовувати в режимі реального часу, коли потрібно враховувати динамічну поведінку об'єктів.

Регресія дозволяє прогнозувати числові характеристики об'єктів, такі як траєкторія руху чи зміна швидкості. У цьому контексті вона використовується для аналізу польотних характеристик об'єктів і передбачення їхнього положення у майбутньому.

Асоціативний аналіз рідко використовується самостійно для ідентифікації, однак може бути корисним для виявлення зв'язків між характеристиками повітряних об'єктів, що допомагає краще зрозуміти їхню поведінку.

Засоби штучного інтелекту – штучний інтелект (ШІ) пропонує більш адаптивні та точні підходи до ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів порівняно з традиційними методами [15]. У рамках цієї задачі найбільше застосування знаходять глибокі нейронні мережі, які дозволяють автоматично витягувати ознаки з даних, а також комбінувати інформацію з різних сенсорів.

Конволюційні нейронні мережі (CNN) [16] є ключовою технологією для аналізу візуальних даних, таких як зображення з оптичних камер чи тепловізорів. Вони ефективно виділяють особливості об'єктів, наприклад, контури, текстур або форму, що дозволяє класифікувати об'єкти навіть у складних умовах. Сучасні архітектури CNN, такі як ResNet чи EfficientNet, забезпечують високу точність ідентифікації завдяки глибоким шарам і передовим методам обробки даних.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) [17] та їхні модифікації (LSTM, GRU) використовуються для аналізу часових даних, таких як траєкторії польоту. Вони

дозволяють враховувати динаміку руху об'єктів, що є критично важливим для їхньої ідентифікації у реальному часі.

Алгоритми навчання з підкріпленням також знайшли своє застосування у цій сфері. Вони дозволяють системам адаптувати свої рішення до нових даних і сценаріїв, знижуючи кількість хибних спрацьовувань та покращуючи точність у складних умовах.

Трансформери, які стали популярними завдяки успіху моделей обробки природної мови, дедалі частіше застосовуються для інтеграції різних типів даних. Їхня здатність обробляти великі обсяги інформації паралельно забезпечує високу продуктивність у реальному часі.

Переваги та недоліки методів інтелектуального аналізу та ШІ. методи інтелектуального аналізу даних мають перевагу в простоті реалізації та інтерпретації результатів. Вони добре підходять для попереднього аналізу даних, однак їхня ефективність значно знижується у складних динамічних умовах. Штучний інтелект, зокрема глибокі нейронні мережі, забезпечує високу точність, автоматизацію процесів та здатність працювати з великими наборами даних. Проте вони є обчислювально складними і вимагають великих обсягів якісних даних для навчання.

Переваги Класифікації:

- простота реалізації: такі методи, як дерева рішень чи метод опорних векторів (SVM), є інтуїтивно зрозумілими та легко налаштовуються;
- висока точність у задачах із добре визначеними класами: наприклад, відрізнення дронів від інших об'єктів (птахів чи атмосферних явищ);
- низькі обчислювальні витрати у порівнянні з більш складними алгоритмами.

Недоліки Класифікації:

- погана адаптивність до нових типів об'єктів, які не були представлені в навчальних даних;
- висока залежність від правильно вибраних характеристик, що може вимагати значних зусиль експертів.

Переваги Кластеризації:

- ефективність при роботі з великими обсягами даних без необхідності попередньої розмітки;
- можливість виявлення невідомих груп об'єктів, які не були передбачені заздалегідь.

Недоліки Кластеризації:

- чутливість до початкових умов і вибору параметрів, наприклад, кількості кластерів;
- складність інтерпретації результатів, особливо якщо групи об'єктів перекриваються.

Переваги Конволюційні нейронні мережі (CNN):

- висока точність у задачах аналізу зображень, таких як розпізнавання контурів, форм і текстур малогабаритних повітряних об'єктів;
- автоматичне виділення релевантних характеристик із вхідних даних;
- ефективна робота в умовах складного фону, наприклад, виявлення об'єктів у густій рослинності або на нерівній місцевості.

Недоліки Конволюційні нейронні мережі (CNN):

- високі вимоги до обчислювальних ресурсів, особливо для глибоких архітектур;
- потреба в великих обсягах навчальних даних для досягнення хороших результатів;
- можливість перенавчання, якщо модель недостатньо регуляризована.

Переваги Трансформери:

- можливість одночасно обробляти великі обсяги даних завдяки механізмам уваги;
- висока гнучкість у роботі з різнотипними даними, наприклад, об'єднання зображень, тексту та числових значень.

Недоліки Трансформери:

- значні обчислювальні витрати, особливо у випадку великих моделей;

– потреба у великих наборах даних для навчання, що може бути проблемою для спеціалізованих задач.

Порівняння різних методів показує, що жоден із них не є універсальним для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів. Традиційні методи інтелектуального аналізу добре підходять для попереднього опрацювання даних або задач із невеликою кількістю змінних, тоді як методи ШІ, такі як CNN чи трансформери, є більш точними, але вимагають значних обчислювальних ресурсів. У сучасних рішеннях найчастіше використовуються гібридні підходи, які поєднують переваги різних методів для забезпечення високої точності, швидкості та адаптивності.

1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Інформаційне забезпечення задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів є ключовим компонентом, що визначає ефективність систем моніторингу та аналізу повітряного простору. Воно охоплює сенсорні технології, джерела даних, методи збору, обробки та зберігання інформації.

Джерела даних:

– радіолокаційні системи, які надають дані про віддаленість, напрямок, швидкість руху та інші характеристики об'єктів. Радіолокаційні сигнали добре працюють у складних погодних умовах, однак можуть бути обмежені виявленням малорозмірних об'єктів через слабкі відбиті сигнали;

– оптико-електронні системи (камери видимого спектру), які дозволяють отримувати високоякісні зображення об'єктів. Вони ефективні для уточнення параметрів, але залежать від освітлення та погодних умов.

– інфрачервоні сенсори, які використовуються для виявлення теплового випромінювання об'єктів, особливо корисні вночі або за низької видимості. Проблемою є вплив теплового фону навколишнього середовища;

- акустичні сенсори, що аналізують звукові хвилі, створювані об'єктами. Вони корисні для низьковисотного моніторингу, але їхня ефективність може знижуватися через шумове середовище;

- мультисенсорні платформи, які об'єднують дані з кількох типів сенсорів. Вони надають більш надійну інформацію завдяки інтеграції характеристик, отриманих з різних джерел.

Методи збору та обробки даних:

- реальний час - дані обробляються у момент надходження, що дозволяє оперативно ідентифікувати об'єкти. Це особливо важливо для забезпечення безпеки в повітряному просторі;

- попередня обробка - використовується для фільтрації шумів та вилучення первинних характеристик (наприклад, розмір об'єкта, швидкість);

- обробка великих даних - інформаційні системи повинні бути здатними працювати з великими обсягами даних, що надходять від багатьох сенсорів одночасно. Для цього застосовуються методи кластеризації, компресії та інтелектуального аналізу.

Засоби зберігання та управління інформацією.

Хмарні сховища забезпечують масштабованість і надійність при роботі з великими обсягами даних. Наприклад, Amazon S3, Google Cloud Storage та Microsoft Azure Blob Storage дозволяють зберігати структуровані та неструктуровані дані, забезпечуючи їх швидкий доступ і автоматичне резервне копіювання. Хмарні сховища також забезпечують інтеграцію з іншими інструментами для аналізу та обробки даних. Для захисту даних від втрати та забезпечення їхньої доступності використовуються автоматичне резервне копіювання, шифрування даних під час зберігання й передачі, а також контроль доступу. Хмарні платформи забезпечують багаторівневий захист і дозволяють налаштувати права доступу до даних для різних категорій користувачів.

Локальне зберігання даних передбачає використання SSD-дисків, що забезпечують високу швидкість читання та запису великих обсягів інформації. Це рішення є зручним для невеликих проєктів або під час тестування системи.

Локальні засоби дозволяють швидко отримувати доступ до збережених даних без необхідності підключення до мережі. Для організації даних використовуються як реляційні, так і нереляційні бази даних. Реляційні бази, такі як MySQL і PostgreSQL, забезпечують структуроване зберігання інформації з чітко визначеними зв'язками між таблицями, що підходить для збереження історичних даних про виявлені об'єкти. Нереляційні бази даних, такі як MongoDB і Cassandra, використовуються для зберігання великих масивів даних у динамічній структурі, наприклад, для JSON-файлів або потоків подій.

Управління даними включає організацію, пошук і забезпечення доступу до інформації. Індексація дозволяє швидко знаходити необхідні дані у великих наборах, наприклад, за координатами або часом появи об'єкта. Метадані додаються до файлів для полегшення управління, наприклад, позначки часу або умов зйомки. Контроль версій у хмарних платформах забезпечує можливість повернення до попередніх версій файлів, що особливо важливо для роботи з великими проектами.

Сучасні рішення мають потужні можливості для збору та обробки даних, однак стикаються з викликами, такими як великі обсяги інформації, необхідність роботи в реальному часі та обмеження окремих сенсорів. Інтеграція даних із різних джерел, впровадження інноваційних технологій обробки та оптимізація методів зберігання є ключовими напрямками для підвищення ефективності систем ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів.

1.4 Висновки по розділу 1 та постановка задачі

У першому розділі кваліфікаційної роботи проведено комплексний аналіз предметної області, а також визначено мету та завдання дослідження.

Було виконано огляд теоретичних підходів до ідентифікації об'єктів. Зокрема, проаналізовано традиційні методи, методи машинного навчання та глибокі нейронні мережі, що дозволило виявити їхні переваги, обмеження та області застосування.

Розглянуто можливості сучасних методів інтелектуального аналізу даних та засобів штучного інтелекту. Визначено, що найбільш ефективними у контексті вирішення задачі є нейромережеві моделі, які забезпечують автоматичне виділення ознак та обробку мультисенсорних даних у реальному часі.

Проаналізовано інформаційне забезпечення задачі, включаючи джерела даних, методи їх збору та обробки, а також засоби зберігання інформації.

Метою роботи є підвищення якості ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами із застосуванням каскадної архітектури до згорткової нейронної мережі з поєднанням попереднього детектування великих об'єктів та детальної локалізації малих об'єктів.. Для досягнення цієї мети були поставлені такі завдання:

- провести аналіз моделей та методів нейромережеских засобів в задачах розпізнавання та класифікації.
- спроектувати метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- визначити набір критеріїв для оцінки результатів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- виконати програмну реалізацію методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.
- провести експериментальне тестування методу за еталонними наборами даних.

Розділ 2 Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

2.1 Загальна структура методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів

Процес ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів складається з 4 кроків, які забезпечують послідовність виконання завдань. Ці кроки охоплюють попередню обробку, ідентифікація об'єктів (виявлення об'єктів і класифікація об'єктів на зображенні), аналіз (аналіз руху, аналіз характеристик), оцінка ефективності.

Вхідні дані.

Вхідними даними для системи можуть бути статичні зображення, відеопотоки або дані з сенсорів, таких як оптичні камери, інфрачервоні датчики чи радіолокаційні системи. Відмінною рисою цих даних є складність виявлення малогабаритних об'єктів через їх невеликий розмір, динамічний рух і низьку контрастність на фоні. Тому якість вхідних даних є критично важливою. Дані мають бути попередньо підготовлені, включаючи видалення шумів, нормалізацію та масштабування, що забезпечує ефективність наступних етапів аналізу.

Крок 2 Ідентифікація об'єктів.

При визначенні об'єктів виконується виявлення та класифікація об'єктів. Цей крок зосереджений на визначенні областей інтересу (ROI — Regions of Interest) у вхідних даних, які потенційно містять об'єкти. Традиційно для цього використовувалися методи обробки зображень, такі як сегментація або виділення контурів. Однак сучасні підходи базуються на використанні згорткових нейронних мереж, які автоматично аналізують зображення і визначають об'єкти на основі отриманих ознак. Такі мережі, як YOLO (You Only Look Once), можуть виявляти об'єкти з високою швидкістю та точністю, навіть якщо вони знаходяться у складних умовах, наприклад, на нестабільному фоні. Процес класифікації базується на аналізі ознак, виділених під час етапу виявлення. Нейронні мережі класифікують об'єкти, використовуючи попередньо навчені моделі, здатні

відрізнити такі типи, як "дрон", "птах" або "фон". Точність класифікації залежить від якості навчальних даних і складності ознак, які характеризують кожен клас.

Загальна структура кроків методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів представлена на Рисунку 2.1.

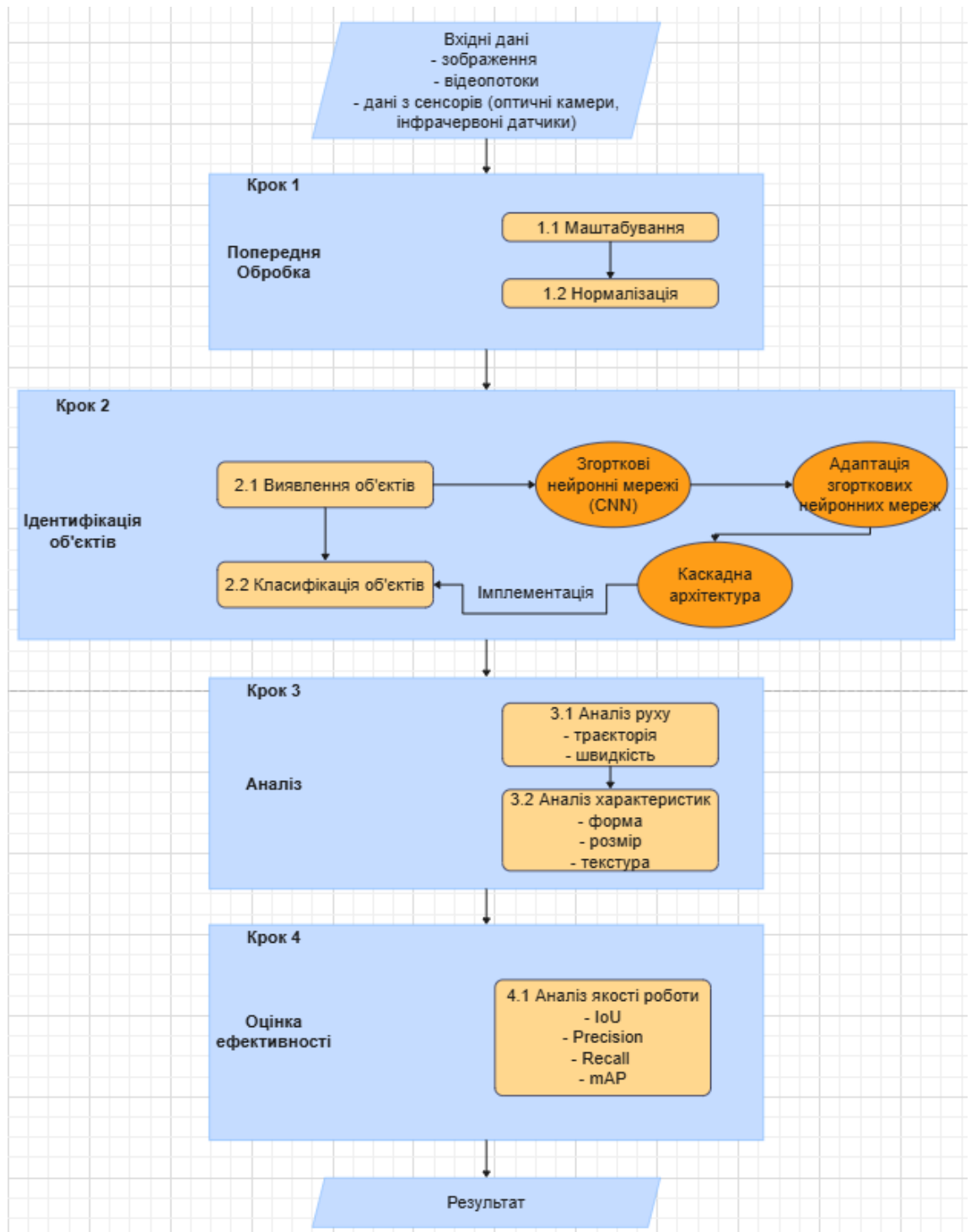


Рисунок 2.1 – Загальна структура кроків методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів

Крок 2 Аналіз

Для малогабаритних повітряних об'єктів, що знаходяться у постійному русі, важливим є аналіз траєкторій їхнього переміщення. Цей крок забезпечує безперервне спостереження за об'єктами навіть у випадках їхнього короткочасного зникнення з поля зору. Алгоритми трекінгу, аналізують послідовність кадрів і визначають напрямок і швидкість руху об'єктів. Це особливо важливо для ідентифікації потенційних загроз або для прогнозування подальших дій об'єкта. Характеристики малогабаритних повітряних об'єктів, такі як розмір, форма, текстура та швидкість руху, є ключовими для їхньої точнішої ідентифікації. Аналіз цих параметрів дозволяє відрізнити об'єкти з подібними ознаками. Наприклад, відрізнити дрон від птаха на основі поведінкових характеристик, таких як траєкторія польоту або стабільність у повітрі.

Крок 3 Оцінка ефективності.

Оцінка ефективності є важливим кроком, який дозволяє аналізувати якість роботи системи та вдосконалювати її. Для цього використовуються стандартні метрики, такі як Intersection over Union (IoU), Precision, Recall та середня точність (mAP). Ці показники дозволяють оцінити, наскільки точно система ідентифікує об'єкти, а також визначити рівень хибних спрацьовувань чи пропусків.

2.2 Ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів

Ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів, яка включає виявлення об'єктів на зображенні та їх класифікацію, виконується за допомогою згорто нейроної мережі.

2.2.1 Згорткові нейронні мережі

Принцип роботи згорткових нейронних мереж (CNN) базується на використанні згорткових операцій, які дозволяють виділяти локальні ознаки

вхідних даних. Основними елементами, що забезпечують роботу CNN, є згорткові шари, функції активації, шари підвибірки (Pooling) [18] та повнозв'язні шари. Згорткові операції працюють із ядрами (фільтрами), які автоматично налаштовуються під час навчання, щоб ефективно розпізнавати шаблони, такі як контури, текстури чи об'єкти.

Математичний опис згорткової операції [19]:

Для вхідного зображення X та фільтра K , результат згортки в точці (i,j) визначається як:

$$Y[i, j] = \sum_{m=0}^{k_h-1} \sum_{n=0}^{k_w-1} X[i + m, j + n] * K[m, n] + b \quad (2.1)$$

де:

- $X[i, j]$: значення пікселя вхідного зображення на позиції (i, j) ,
- $K[m, n]$: елемент фільтра (ядра згортки) розміру $k_h * k_w$, де k_h і k_w — висота та ширина ядра,
- b : зміщення (bias), яке додається до результату для покращення навчання,
- $Y[i, j]$: значення пікселя вхідного зображення на позиції (i, j) .

Параметри згорткової операції:

Stride (крок) [19, розділ 2.2]: Крок визначає, як далеко переміщується ядро згортки на кожному етапі. Якщо $stride = 1$, зображено на Рисунку 2.2, ядро зміщується на 1 піксель. Якщо $stride = 2$, воно зміщується на 2 пікселі.

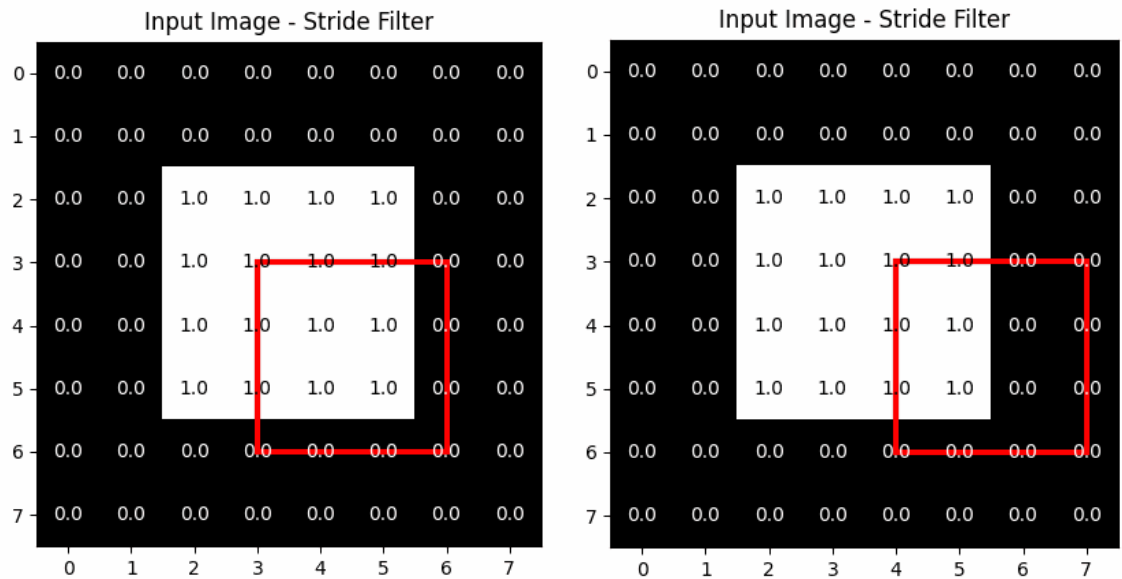


Рисунок 2.2 – Результат зміщення на крок = 1

Математично, розмір вихідної карти активацій обчислюється як:

$$H_{out} = \frac{H_{in} - k_h}{s} + 1, W_{out} = \frac{W_{in} - k_w}{s} + 1 \quad (2.2)$$

де:

- H_{in}, W_{in} : висота та ширина вхідного зображення,
- H_{out}, W_{out} : висота та ширина вихідної карти,
- k_h, k_w : розміри фільтра,
- s : крок згортки.

Padding (заповнення) [19, розділ 2.3]: Padding додає рамку нульових значень навколо вхідного зображення, щоб зберегти розмірність вихідної карти. На Рисунку 2.3 зображено перетворення матриці 8x8 на матрицю 10x10.

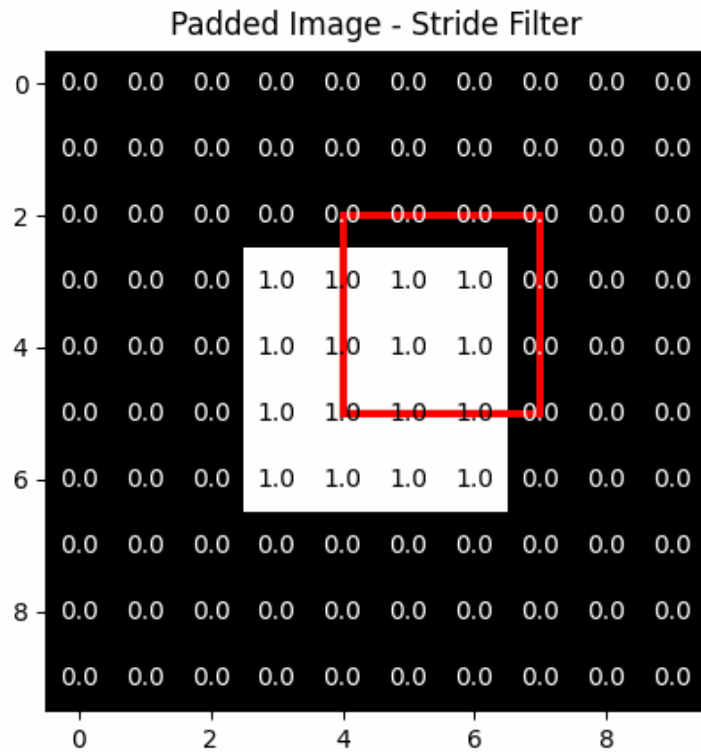


Рисунок 2.3 – Перетворення матриці 8x8 на матрицею 10x10

Наприклад:

- Valid Padding – немає додаткового заповнення (зменшує розмір карти);
- Same Padding – padding додається так, щоб розмір вихідного зображення залишався таким самим.

Формула для розміру вихідної карти з урахуванням padding:

$$H_{out} = \frac{H_{in} + 2p - k_h}{s} + 1, W_{out} = \frac{W_{in} - k_w}{s} + 1 \quad (2.3)$$

де p : розмір padding.

Приклад розрахунку:

Розглянемо вхідне зображення розміру 5x5 та фільтр 3x3 з $stride = 1$ та без padding:

Вхідне зображення X :

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 & 1 \\ 4 & 5 & 6 & 1 & 2 \\ 7 & 8 & 9 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 2 \\ 2 & 3 & 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Фільтр K :

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Результат згортки на першій позиції (1,1):

$$Y[1,1] = (1 \cdot 1) + (2 \cdot 0) + (3 \cdot -1) + (4 \cdot 1) + (5 \cdot 0) + (6 \cdot -1) + (7 \cdot 1) + (8 \cdot 0) + (9 \cdot -1)$$

$$Y[1,1] = 1 + 0 - 3 + 4 + 0 - 6 + 7 + 0 - 9 = -6 \quad (2.6)$$

Подібні обчислення повторюються для всіх позицій ядра на зображенні.

Особливості згорткової операції [20]:

- Локальність – ядро згортки враховує лише невелику область пікселів, що дозволяє зберігати просторову інформацію.

- Спільні ваги – фільтри застосовуються до всього зображення, що значно зменшує кількість параметрів моделі.

- Нелінійність – після згортки до активацій застосовується нелінійна функція (наприклад, ReLU), яка дозволяє моделі вивчати складніші залежності.

Архітектура згорткових нейронних мереж (CNN), зображена на Рисунку 2.4, складається з кількох рівнів згорткових і підвибіркових шарів, які поступово виділяють дедалі складніші ознаки. На початкових рівнях мережа аналізує прості ознаки, такі як краї чи текстури, а на глибших рівнях — складніші патерни, такі як форми об'єктів або їх розташування. Ключові елементи архітектури:

- Згорткові шари – виділення просторових ознак.

- Функції активації – нелінійності, наприклад, ReLU (Rectified Linear Unit), які додають нелінійний характер до моделі.
- Шари підвибірки – наприклад, MaxPooling, що зменшує розмірність вхідних даних, зберігаючи ключові характеристики.
- Повнозв'язні шари – виконують класифікацію на основі виділених ознак.

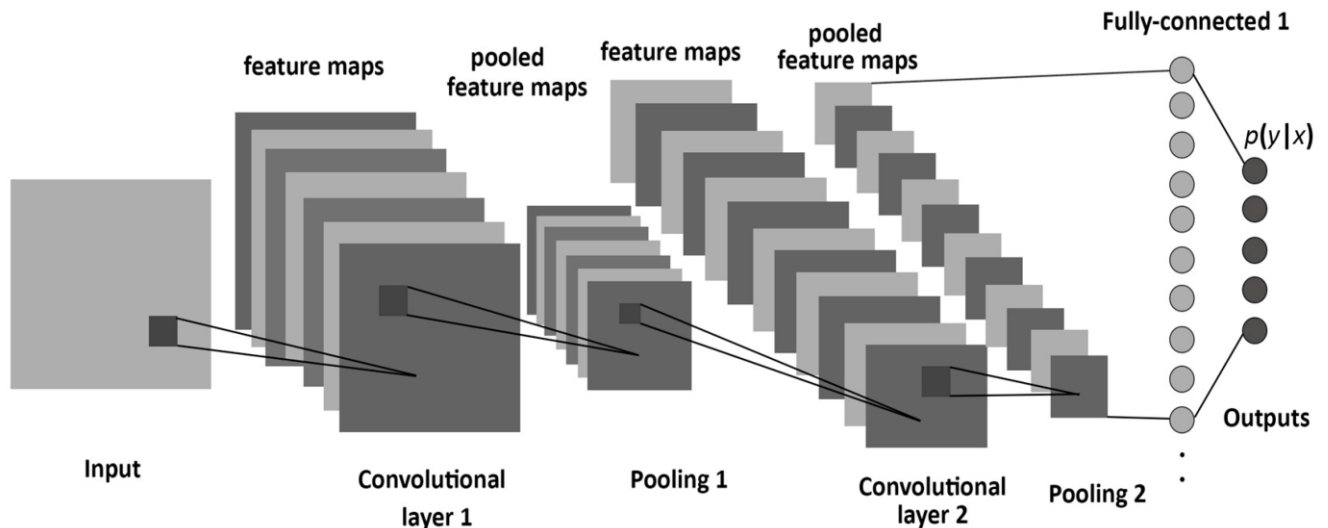


Рисунок 2.4 – Архітектура згорткових нейронних мереж (CNN)

Згорткові нейронні мережі мають кілька важливих переваг:

- Локальність аналізу – ЗНМ аналізують невеликі ділянки вхідних даних, що дозволяє їм фокусуватися на локальних особливостях.
- Інваріантність до зсуву – завдяки шарам підвибірки ЗНМ стійкі до невеликих змін позиції об'єктів на зображенні.
- Ефективність – зменшення кількості параметрів порівняно з традиційними нейронними мережами, що робить їх обчислювально ефективними.

Математичний опис згорткової операції забезпечує глибоке розуміння того, як працюють згорткові нейронні мережі. Згортка дозволяє моделі виділяти локальні особливості даних, такі як контури та текстури, що є ключовим у задачах комп'ютерного бачення. Чіткі формули та параметри (stride, padding) визначають розмір і точність вихідних результатів, забезпечуючи гнучкість під час налаштування архітектури моделі.

2.2.2 Адаптація згоркових нейроних мереж для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів

Розмір малогабаритних повітряних об'єктів:

Малогабаритні повітряні об'єкти, такі як дрони чи невеликі літальні апарати, займають відносно невелику частину кадру, що ускладнює їхнє виявлення через низьку роздільну здатність виділених ознак.

Для досягнення цього використовуються фільтри різного масштабу. Застосування малих фільтрів 3x3 дозволяє захоплювати локальні ознаки, тоді як більші фільтри, наприклад 5x5, допомагають враховувати контекст. Розрахунок залежності між розміром фільтра і розміром малогабаритного повітряного об'єкта формулюється так:

$$S_{filter} = \alpha * S_{object}, \alpha \in (0.5, 2.0) \quad (2.7)$$

де α — масштабний коефіцієнт, що дозволяє адаптувати фільтри до різних розмірів об'єктів.

Особливості розрахунків:

- великі фільтри покращують здатність моделі враховувати контекст навколо об'єкта, але збільшують обчислювальні витрати;
- малі фільтри забезпечують деталізовані ознаки, однак можуть пропускати глобальні характеристики сцени;
- використання занадто малих фільтрів може призвести до поганої генералізації для великих об'єктів;
- малогабаритні об'єкти можуть бути втрачені через зменшення роздільної здатності після кількох шарів підвибірки.

Динаміка руху малогабаритних повітряних об'єктів:

Малогабаритні об'єкти часто демонструють високу маневровість, що ускладнює їхнє виявлення на основі лише одного кадру. Для врахування руху об'єкта в часі інтегруються просторово-часові ознаки. Цей підхід забезпечує стійке відстеження навіть у випадках тимчасової втрати об'єкта через перешкоди чи швидкі зміни траєкторії.

Математично інтеграція просторово-часових ознак описується як:

$$F_t = Conv(X_t) + \alpha * F_{t-1} \quad (2.8)$$

де:

- X_t : кадр у момент часу t ;
- F_{t-1} : ознаки з попереднього кадру;
- α : коефіцієнт важливості попередніх кадрів.

Особливості розрахунків:

- залежність від попередніх кадрів дозволяє моделі враховувати траєкторію руху, а не лише поточне положення;
- інтеграція часового контексту збільшує обчислювальні витрати, особливо на довгих послідовностях;
- швидкі зміни фону чи освітлення можуть викликати помилки в накопичених просторово-часових ознаках;
- некоректне значення коефіцієнта α може призвести до втрати важливих деталей.

Шум і складний фон:

У реальних умовах зйомки на якість ідентифікації впливають шум, атмосферні явища (туман, дощ) та складний фон. Для зменшення впливу шуму використовується нормалізація даних на кожному згортковому шарі:

Особливості розрахунків:

- нормалізація дозволяє стабілізувати навчання та підвищити швидкість збіжності;

- підвищує стійкість моделі до шуму та змін інтенсивності сигналу;
- швидкі зміни фону чи освітлення можуть викликати помилки в накопичених просторово-часових ознаках;
- у випадку малих наборів даних нормалізація може викликати втрату інформації про унікальні ознаки.

Виявлення та класифікація малогабаритних повітряних об'єктів:

Виявлення малогабаритних об'єктів виконується шляхом передбачення обмежувальних рамок, що визначають їхнє положення, та класифікації, яка ідентифікує тип повітряного об'єкта.

Координати повітряного об'єкта визначаються регресією:

$$B = \{x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max}\} \quad (2.9)$$

Ці рамки визначають положення об'єкта на зображенні. Мережа навчається мінімізувати похибку:

$$Box = \sum_i ((x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2) \quad (2.10)$$

Ймовірність належності об'єкта до класу обчислюється через softmax:

$$p_k = \frac{\exp(z_k)}{\sum_j \exp(z_k)} \quad (2.11)$$

Схема адаптації згоркових нейронних мереж для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів зображено на Рисунку 2.5.

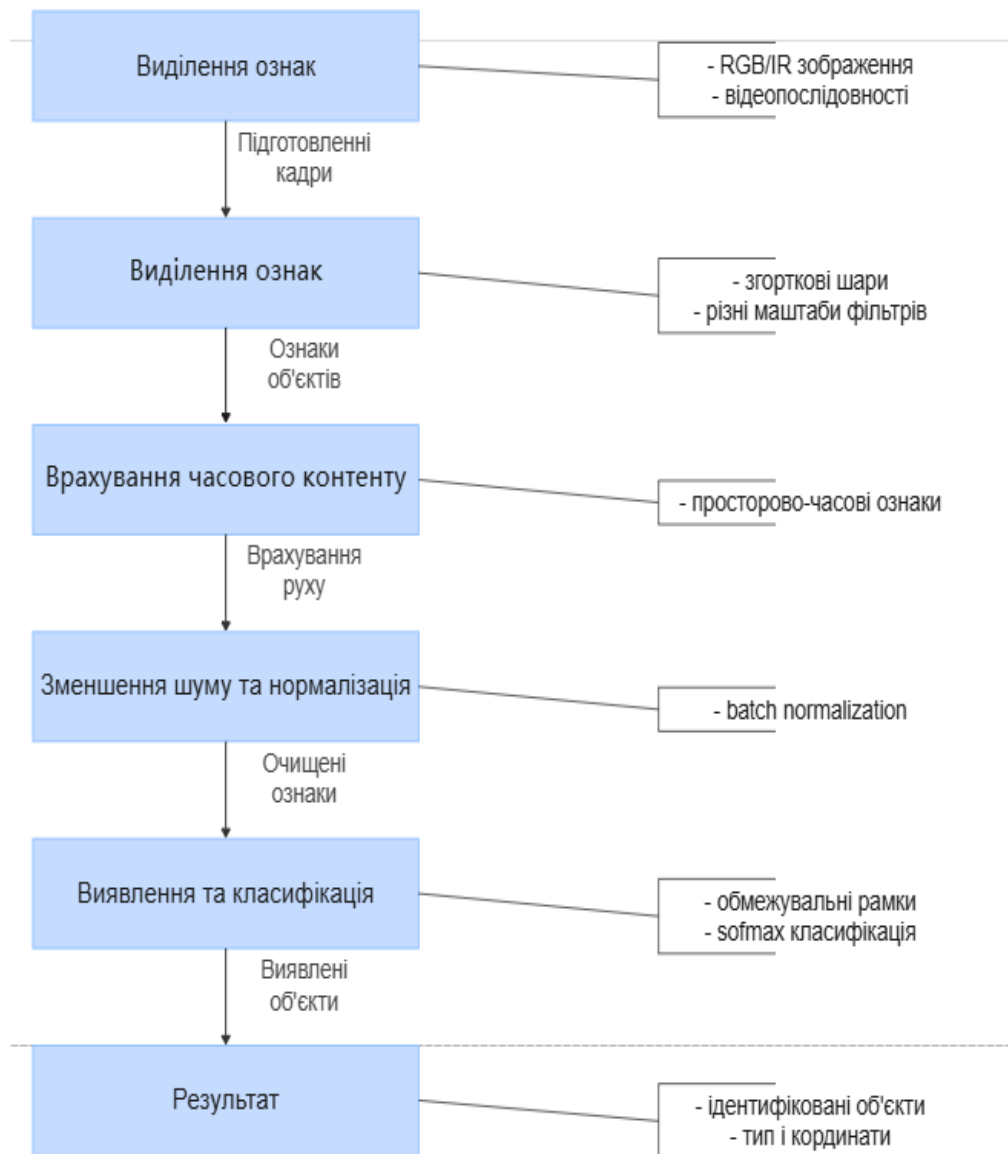


Рисунок 2.5 – Схема адаптація згоркових нейронних мереж для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів

Приклад адаптації:

- вхідні дані – кадр розміром 224×224 , де об'єкт займає приблизно 32×32 пікселі,
- виділення ознак – перший згортковий шар із ядром 3×3 ,

$$Y[i, j, d] = \sum_{m=0}^2 \sum_{n=0}^2 X[i + m, j + n] * K[m, n] + b \quad (2.12)$$

- підвибірка – Max-pooling шар із розміром 2×2 зменшує карту ознак:

$$P[i, j] = \max\{Y[i, j], Y[i + 1, j], Y[i, j + 1], Y[i + 1, j + 1]\} \quad (2.13)$$

Результат.

Кінцева класифікація:

- Дрон – 0,85.
- Птах – 0,10.
- Фон – 0,05.

Об'єкт ідентифіковано як «дрон» із ймовірністю 85%.

Адаптація згорткових нейронних мереж для задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів включає використання багат шарових фільтрів для врахування масштабів об'єктів, інтеграцію просторово-часових ознак для роботи з відеопослідовностями та нормалізацію для зменшення шуму. Представлені формули та приклади демонструють, як такі моделі можуть ефективно розв'язувати поставлену задачу навіть у складних умовах.

2.2.3 Каскадна архітектура

Каскадна архітектура нейронної мережі є багаторівневим підходом, де кожен етап виконує окремі завдання на основі попереднього виходу. Для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів каскадна модель може бути розбита на два основних рівні:

- Рівень попередньої детекції великих і середніх об'єктів.
- Рівень детальної локалізації малих об'єктів з урахуванням високої роздільної здатності.

Рівень попередньої детекції.

На першому етапі мережа отримує вхідне зображення $I \in R^{H*W*C}$, де H і W – висота та ширина зображення, а C – кількість каналів. На цьому рівні застосовується базова нейромережа для грубого визначення великих об'єктів.

Згорткове перетворення:

Кожен згортковий шар l у першому рівні можна описати як:

$$F_l = a(W_l * F_{l-1} + b_l) \quad (2.15)$$

де:

- F_{l-1} вихід попереднього шару (або вхідне зображення для першого шару),
- W_l ядро згортки на шарі l ,
- b_l зміщення (bias),
- $*$ операція згортки,
- a функція активації (ReLU).

На цьому рівні результатом є набір обмежувальних рамок $B^{(1)}$ для великих і середніх об'єктів, а також їхні ймовірності класів $P^{(1)}$:

$$B^{(1)}, P^{(1)} = D_1(I, O_1) \quad (2.16)$$

де D_1 – детектор першого рівня, а O_1 – параметри першої нейронної мережі.

Рівень детальної локалізації малих об'єктів.

Результат попереднього рівня $B^{(1)}$ використовується для відсікання регіонів інтересу (ROI), які передаються у мережу другого рівня. На цьому етапі використовуються архітектури, які зберігають високу роздільну здатність, наприклад HRNet (High-Resolution Network).

Оператор ROI Pooling – Для кожного регіону $b_i \in B^{(1)}$, отриманого на першому рівні, виконується операція ROI Pooling:

$$R_i = ROI_Pooling(I, b_i) \quad (2.17)$$

де R_i – регіон інтересу для детальної обробки.

Детальна локалізація малих об'єктів Застосовується згорткова нейромережа високої роздільної здатності для отримання точних координат рамок $B^{(2)}$ і класів $P^{(2)}$ малих об'єктів:

$$B^{(2)}, P^{(2)} = D_2(I, O_2) \quad (2.18)$$

де D_2 – детектор другого рівня, а O_2 – параметри другої нейронної мережі.

Фінальний вихід каскадної моделі об'єднує результати першого і другого рівнів через злиття ознак:

$$B_{final} = B^{(1)} \cup B^{(2)}, P_{final} = P^{(1)} \cup P^{(2)}, \quad (2.18)$$

2.2.4 Інтеграція адаптованої згорткової мережі та каскадної архітектури

Підвищення якості ідентифікації малогабаритних повітрях об'єктів досягається за рахунок поєднання адаптованої згорткової мережі та каскадної архітектури (Рисунок 2.6).

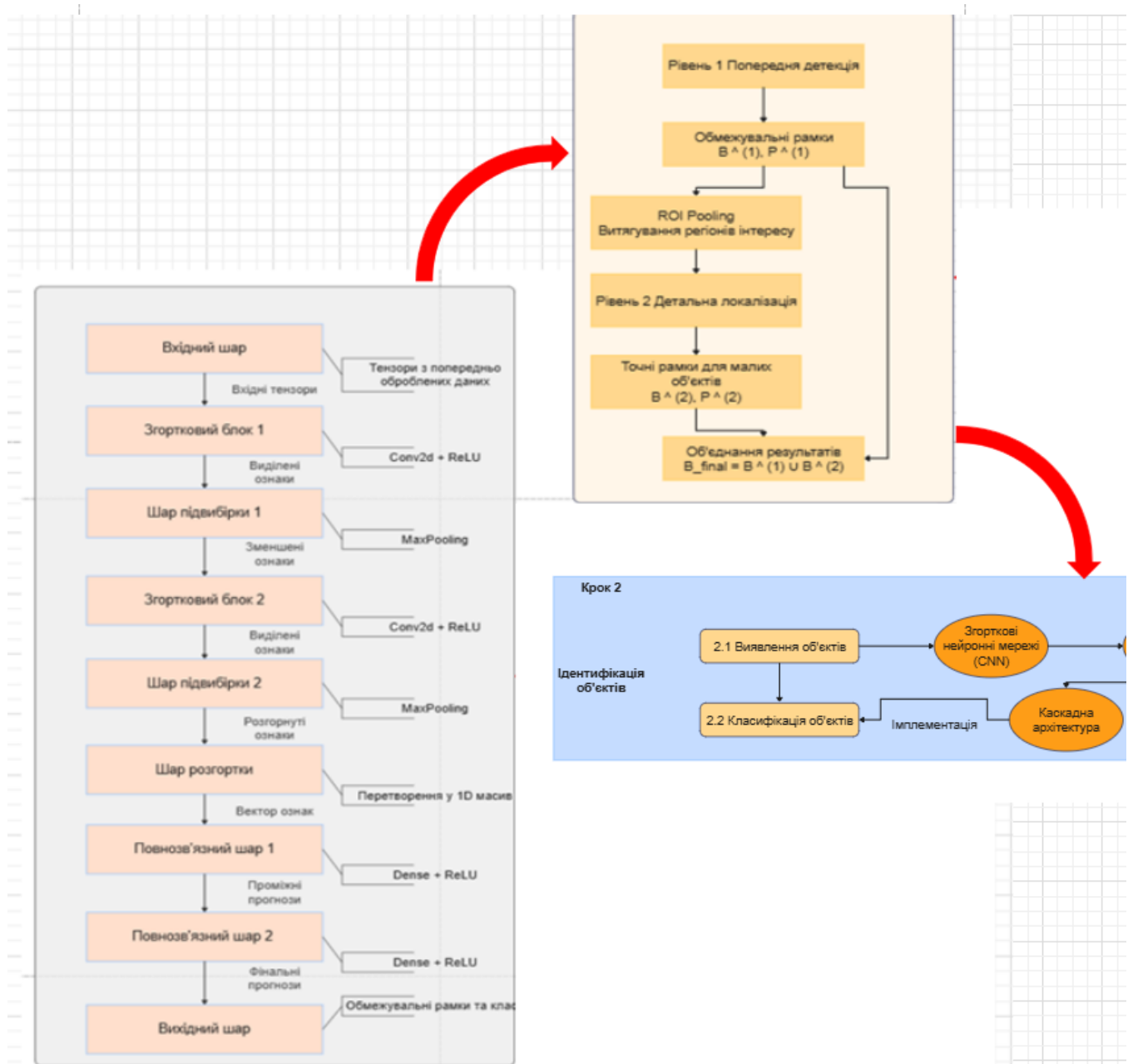


Рисунок 2.6 – Адаптована згорткова нейронна мережа та каскадна архітектура

2.3 Імплементация згорткових нейронних мереж

Імплементация згорткових нейронних мереж (CNN) для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів є багатоступеневим процесом, який включає підготовку даних, розробку архітектури моделі, навчання та тестування.

Підготовка даних.

Якість вхідних даних є ключовою для успішного навчання ЗНМ. Підготовка даних для задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів включає такі етапи:

- агрегація наборів даних – збір відео у форматах RGB і IR, що містять малогабаритні об'єкти у різних умовах (погода, час доби, фон),
- розмітка – створення анотацій для кожного кадру, які включають координати обмежувальних рамок об'єктів та їхній клас,
- значення пікселів зображень масштабуються до певного діапазону, наприклад, $[0, 1]$ або $[-1, 1]$, щоб забезпечити стабільність навчання моделі,
- всі зображення перетворюються до фіксованого розміру (наприклад, 640×640 пікселів), що дозволяє мережі працювати з однаковими вхідними даними.
- доповнення даних (Data Augmentation) – використання методів, таких як обертання, масштабування, зміна яскравості та контрастності для підвищення різноманіття навчального набору.

Розробка архітектури моделі.

Архітектура ЗНМ для ідентифікації малогабаритних об'єктів, зображено на Рисунку 2.6, складається з кількох ключових компонентів:

- згорткові шари – використовуються для виділення ознак, таких як контури, текстури та рух об'єктів. Формула згорткової операції: у розділі 2.2. Визначаються кількість і параметри згорткових шарів, включаючи розмір фільтрів (наприклад, 3×3 або 5×5) та кількість каналів. Глибші мережі дозволяють виділяти складні ознаки, які є важливими для розпізнавання малих об'єктів,
- шари підвибірки (Pooling) – застосовуються методи, такі як MaxPooling або AveragePooling, для зменшення розмірності даних і підвищення ефективності моделі,
- повнозв'язні шари – з'єднують усі виділені ознаки в єдиний вектор і виконують класифікацію,
- функції активації – ReLU ($f(x) = \max(0, x)$) забезпечує нелінійність, що дозволяє мережі навчатися складним залежностям.

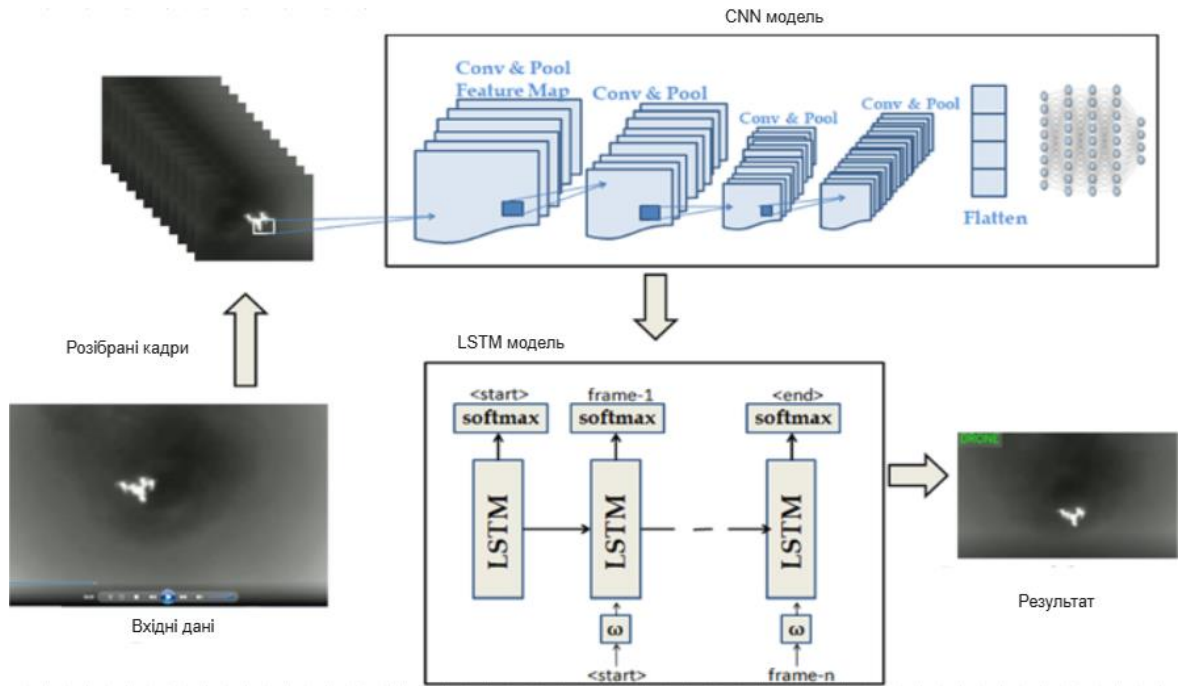


Рисунок 2.6 – Архітектура ЗНМ для ідентифікації малогабаритних об'єктів

Навчання моделі.

Навчання CNN виконується на GPU для обробки великих обсягів даних. Вхідні зображення та відеопотоки нормалізуються, масштабуються та проходять аугментацію, щоб забезпечити стійкість моделі до змінних умов. На етапі прямого проходу модель аналізує дані, виділяючи ознаки через згорткові, підвибіркові та повнозв'язні шари. Функція втрат визначає розбіжність між передбаченнями та реальними мітками, об'єднуючи класифікацію та локалізацію об'єктів. Зворотний прохід обчислює градієнти, а оптимізатори.

Оптимізатор – використовується Adam або SGD [21] для налаштування ваг моделі. Розмір міні-партії – підбирається відповідно до обмежень пам'яті GPU (наприклад, 16 або 32 зображення)

Регуляризація, зокрема Dropout і L2-регуляризація, зменшує ризик перенавчання. Під час навчання модель постійно перевіряється на валідаційних даних, а після досягнення стабільності тестується на окремій вибірці для оцінки продуктивності. Цей процес забезпечує оптимізацію параметрів моделі, що

дозволяє ефективно ідентифікувати малогабаритні об'єкти навіть у складних умовах.

Основні аспекти:

$$\varphi = \omega_{box} * \varphi_{box} + \varphi_{cls} * \omega_{cls} \quad (2.14)$$

де:

- φ_{box} помилка регресії рамок;
- φ_{cls} помилка класифікації;
- $\omega_{box}, \omega_{cls}$ вагові коефіцієнти.

Схема імплементация згоркових нейронних мереж для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів зображено на Рисунку 2.7.

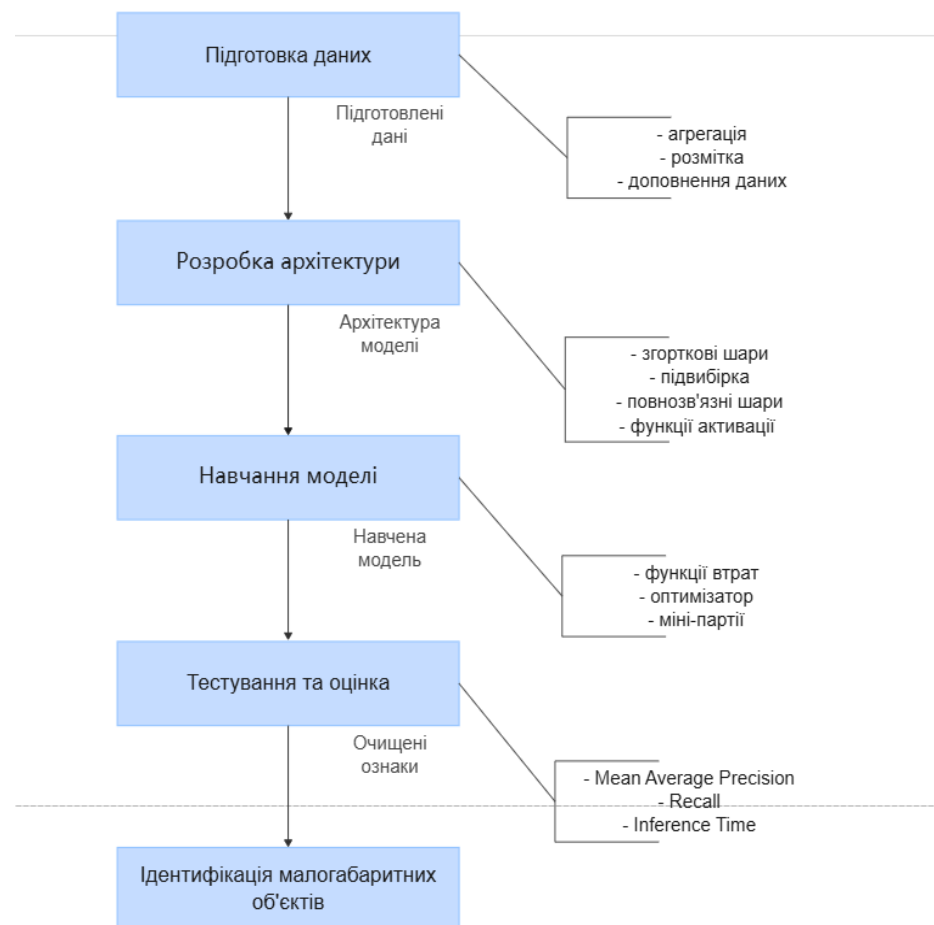


Рисунок 2.7 – Схема імплементация згоркових нейронних мереж для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів

2.4. Критерії оцінювання ідентифікації малогабаритних об'єктів

Ефективність моделей ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів оцінюється за допомогою низки кількісних і якісних метрик, які враховують точність виявлення, класифікації та продуктивність роботи системи у реальних умовах. Правильно обрані критерії дозволяють об'єктивно оцінити результати та визначити напрями для вдосконалення моделі.

Кількісні критерії оцінювання.

Mean Average Precision (mAP) [22] – метрика широко використовується у задачах виявлення об'єктів. Вона обчислює середню точність (AP) для кожного класу і знаходить середнє значення для всіх класів:

$$AP = \int_0^1 P(R)dR \quad (2.19)$$

де: $P(R)$: залежність точності P від повноти R .

Повнота (Recall) R – характеризує здатність системи знаходити всі реальні об'єкти. Якщо система пропускає багато об'єктів, навіть якщо передбачені об'єкти правильні, повнота буде низькою. Повнота є особливо важливою в ситуаціях, де пропуск об'єкта може призвести до серйозних наслідків, наприклад, у військових або моніторингових системах. Ця метрика розраховується за формулою:

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.20)$$

де:

- TP – кількість правильно виявлених об'єктів;
- FN: кількість пропущених об'єктів.

Точність виявлення (Precision) P – оцінює, наскільки правильно система класифікує об'єкти серед усіх знайдених. Вона визначає, скільки з передбачених

об'єктів є реальними. Наприклад, якщо система знаходить багато об'єктів, але більшість із них є хибними (тобто об'єктів насправді немає), точність буде низькою. Точність є критично важливою для уникнення хибних тривог у системах безпеки, наприклад, коли виявлення об'єкта має активувати додаткові заходи.

Математично точність визначається як:

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.21)$$

де:

– FP – кількість помилково виявлених об'єктів.

IoU (Intersection over Union) [23] – оцінює якість прогнозованих обмежувальних рамок, порівнюючи їх з істинними рамками. IoU є важливим критерієм для визначення того, наскільки точно модель локалізує об'єкти. Наприклад, для малих об'єктів навіть невелике відхилення рамки може суттєво вплинути на якість виявлення.

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} \quad (2.22)$$

Inference Time – час, необхідний для обробки одного кадру, визначає придатність моделі для роботи в реальному часі. Оптимальною вважається швидкість інференсу менш ніж 30 мс на кадр.

Якісні критерії оцінювання.

Стійкість до шуму – перевіряється здатність моделі правильно ідентифікувати об'єкти за наявності шуму, таких як атмосферні явища (туман, дощ) або складний фон.

Узагальнювальна здатність – модель тестується на наборах даних, які не використовувалися під час навчання, для перевірки її здатності працювати у нових сценаріях.

Робота в реальних умовах – модель оцінюється у польових випробуваннях, включаючи моніторинг у різний час доби, при різних погодних умовах, а також у складних середовищах (місто, ліс, відкритий простір).

Для задачі ідентифікації малогабаритних об'єктів важливо досягти високих значень метрик P , R , $F1$ та IoU , що свідчить про збалансовану продуктивність моделі. Занадто високий P із низьким R може свідчити про те, що модель не виявляє всі об'єкти, тоді як надмірно високий R із низьким P вказує на помилкові виявлення.

У реальних умовах модель повинна обробляти відеопотік у режимі реального часу. Для цього критичною є оптимізація часу обробки. Результати тестування за метриками повинні корелювати з реальними сценаріями, щоб модель була корисною у завданнях моніторингу та ідентифікації повітряних об'єктів.

2.5. Висновки до другого розділу

У другому розділі роботи розглянуто теоретичні основи, адаптацію та імплементацію згорткових нейронних мереж (CNN) для задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів. Представлено ключові особливості роботи CNN, математичні основи згорткової операції, а також адаптовано та імplementовано згорткові нейронні мережі (CNN) для задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів.

Описано основні етапи імплементації CNN, включаючи підготовку даних, розробку архітектури, навчання та тестування моделі. Визначено набір критеріїв для оцінки результатів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.

Особливу увагу приділено адаптації архітектури мереж для врахування розмірів об'єктів, їхньої динамічності та наявності шуму або складного фону у вхідних даних. Запропоновані методи, такі як інтеграція просторово-часових ознак, нормалізація та багатошарові фільтри, показують ефективність у задачах виявлення і класифікації.

Описано каскадну архітектуру нейронної мережі, яка дозволяє поетапно підвищувати точність ідентифікації.

Розділ 3 Програмна реалізація методу ідентифікацій малогабаритних повітряних об'єктів

3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових системи

Функціональне призначення системи – автоматичне виявлення, класифікації та відстеження малогабаритних повітряних об'єктів у відеопотоках та зображеннях. Вона дозволяє обробляти вхідні дані в реальному часі або з попередньо записаних матеріалів, забезпечуючи високу точність і надійність навіть у складних умовах, таких як змінне освітлення, перешкоди на фоні та атмосферні явища. Основне призначення системи полягає в забезпеченні безперервного моніторингу, ідентифікації та аналізу поведінки повітряних об'єктів.

Для виконання цих завдань система включає функції обробки вхідних даних, виявлення та класифікації об'єктів, аналізу їхніх траєкторій у послідовностях кадрів, а також збереження і візуалізації результатів. Усе це спрямовано на забезпечення ефективності роботи в реальних сценаріях, включаючи моніторинг повітряного простору, забезпечення безпеки та інші прикладні задачі.

Програмна система складається з кількох ключових модулів, кожен із яких виконує окремі завдання та взаємодіє з іншими компонентами для забезпечення повної функціональності системи.

Модуль обробки даних відповідає за завантаження та підготовку даних для подальшого аналізу. Він зчитує відео або зображення, перетворює їх у формат, сумісний із нейронною мережею, та виконує попередню обробку. Цей процес включає нормалізацію пікселів, зміну розмірів кадрів і аугментацію, що підвищує стійкість моделі до різних умов зйомки. Результатом роботи цього модуля є підготовлені тензори, які готові для подачі до нейронної мережі.

Модуль нейронної мережі є центральним компонентом системи, який реалізує згорткову нейронну мережу. Основними функціями цього модуля є виділення ознак, виявлення об'єктів та їхня класифікація. Архітектура модуля

включає згорткові шари для аналізу локальних ознак, шари підвибірки для зменшення розмірності даних і повнозв'язні шари для остаточної класифікації об'єктів.

Модуль відстеження відповідає за визначення траєкторій руху об'єктів у відеопотоках. Використовуючи результати нейронної мережі, цей модуль аналізує послідовності кадрів для визначення траєкторій. У ньому реалізовані алгоритми, такі як Kalman Filter або SORT, що забезпечують точне відстеження навіть у випадках переривання видимості об'єкта.

Модуль оцінки забезпечує аналіз продуктивності системи. Він використовує кількісні метрики, такі як Intersection over Union (IoU), точність, повнота та середня точність (mAP), для оцінки якості виявлення та класифікації об'єктів. Цей модуль також дозволяє визначити слабкі сторони системи та напрямки її вдосконалення.

Модуль візуалізації відповідає за графічне відображення результатів роботи системи. Він накладає обмежувальні рамки, мітки класів та траєкторії руху об'єктів на зображення чи відео, забезпечуючи наочне представлення результатів. Цей модуль може бути реалізований у вигляді графічного інтерфейсу або консольного відображення.

Модуль збереження даних забезпечує довготривале зберігання результатів роботи системи. Він дозволяє зберігати інформацію про ідентифіковані об'єкти, їхні координати, класи та траєкторії. Крім того, модуль підтримує інтеграцію з базами даних для подальшого аналізу чи використання в інших системах.

Програмна система складається з окремих модулів, кожен з яких виконує певну функцію та взаємодіє з іншими для забезпечення повного циклу ідентифікації, класифікації та відстеження малогабаритних повітряних об'єктів. Взаємодія між модулями є послідовною, але деякі процеси виконуються паралельно для підвищення продуктивності.

Модуль обробки даних – Модуль нейронної мережі.

Модуль обробки даних формує підготовлені тензори, що є вхідними даними для нейронної мережі. Після виконання таких операцій, як нормалізація, зміна

розміру та аугментація, дані у форматі, зручному для нейронної мережі, передаються для подальшого аналізу.

Модуль нейронної мережі – Модуль відстеження.

Модуль нейронної мережі аналізує підготовлені кадри, виділяючи ознаки та визначаючи об'єкти. Результати включають координати обмежувальних рамок і класифікацію кожного об'єкта. Ці результати передаються в модуль відстеження для визначення траєкторій об'єктів у послідовності кадрів.

Модуль відстеження – Модуль оцінки.

На основі результатів виявлення об'єктів модуль відстеження формує траєкторії руху. Ці дані передаються в модуль оцінки, який визначає, наскільки точно система виявляє та відстежує об'єкти, використовуючи метрики, такі як Intersection over Union (IoU) та середня точність (mAP).

Модуль оцінки – Модуль візуалізації та Модуль збереження.

Модуль оцінки передає результати аналізу як у модулі візуалізації, так і в модулі збереження. У модулі візуалізації результати відображаються у вигляді графічних елементів, таких як обмежувальні рамки та траєкторії на зображеннях і відео. Модуль збереження, своєю чергою, записує ці дані у форматах JSON або CSV для подальшого використання.

Модуль візуалізації – Модуль збереження.

Після створення графічного представлення результатів модуль візуалізації також передає підсумкові дані у модуль збереження для архівування або подальшого аналізу.

Особливості взаємодії:

- послідовність обробки – дані передаються між модулями у визначеному порядку, забезпечуючи логічний та структурований процес роботи;
- паралельна обробка – деякі модулі, наприклад, модулі оцінки та збереження, можуть працювати одночасно, використовуючи однакові результати;
- вхідні та вихідні формати – кожен модуль отримує дані у форматі, який відповідає його специфікації, забезпечуючи безперебійний обмін інформацією.

Схема взаємодії між модулями у системі зображено на Рисунку 3.1.

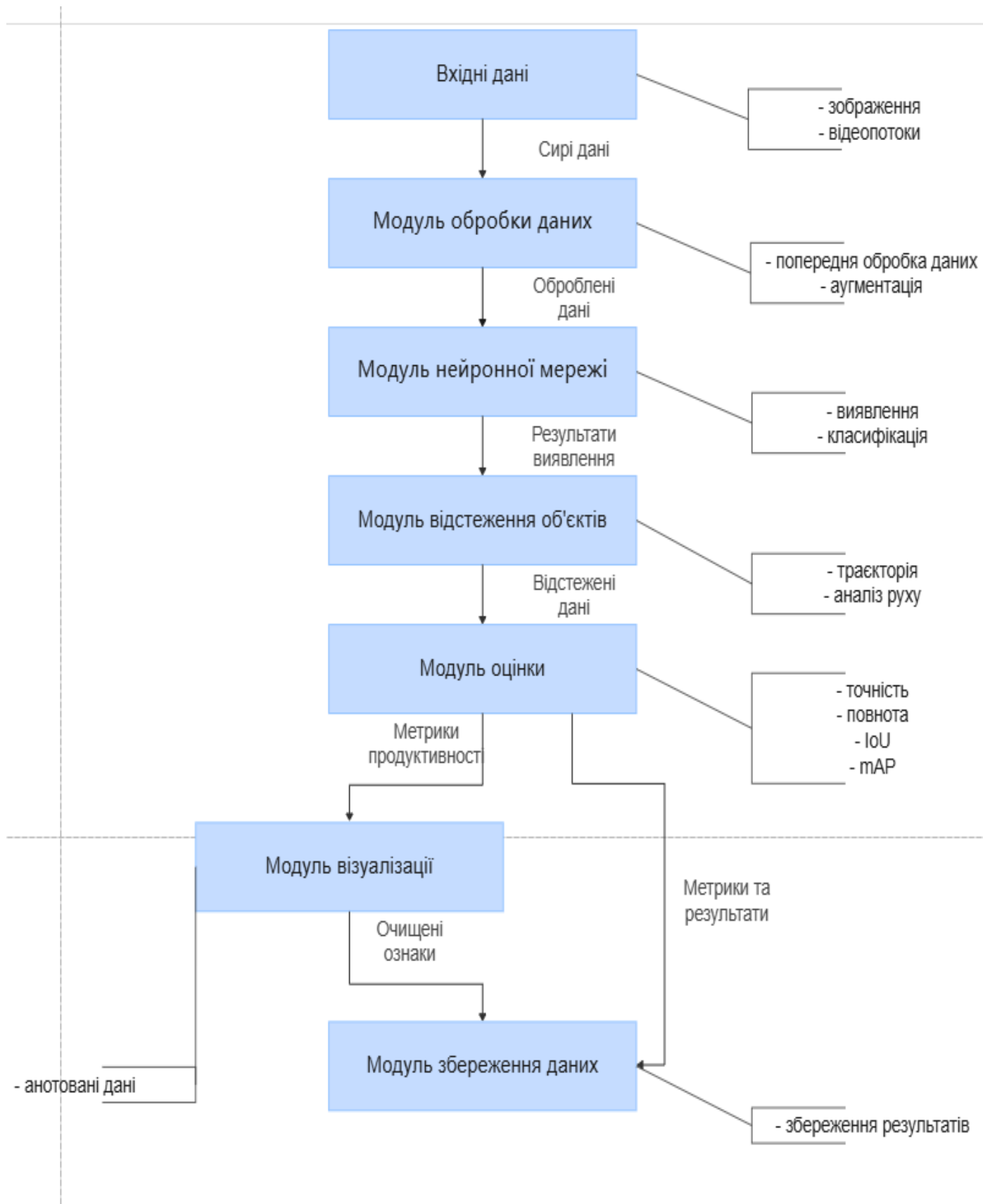


Рисунок 3.1 – Схема взаємодії між модулями у системі

3.2 Засоби розробки

Для створення інформаційної системи, що реалізує метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, необхідно обрати відповідні засоби розробки, які забезпечать ефективність, масштабованість та високу продуктивність системи. Вибір засобів ґрунтується на вимогах до системи, включаючи підтримку сучасних алгоритмів глибокого навчання, обробку великих обсягів даних, а також інтеграцію з іншими платформами.

Програмні засоби:

- Мова програмування – основною мовою програмування для розробки системи обрано Python. Це зумовлено її широкими можливостями у сфері машинного навчання, глибокого навчання та обробки даних. Python надає зручний синтаксис, що спрощує розробку складних алгоритмів, і має розвинену екосистему бібліотек. Додатковою перевагою Python є його гнучкість, яка дозволяє інтегрувати програму з іншими системами та платформами, зокрема через REST API.

- Фреймворки для глибокого навчання – для реалізації згорткових нейронних мереж обрано два провідних фреймворки: PyTorch і TensorFlow. PyTorch [24] – оптимізована тензорна бібліотека для глибокого навчання за допомогою графічних і центральних процесорів. Є зручним для досліджень і експериментів, оскільки підтримує динамічне обчислення градієнтів та інтерактивне середовище розробки. TensorFlow [25] надає можливість оптимізації моделей для роботи в продуктивному середовищі, включаючи серверні інфраструктури та мобільні пристрої. Обидва фреймворки забезпечують повноцінну підтримку GPU, що значно прискорює навчання моделі.

- Бібліотеки для обробки зображень – для підготовки та обробки вхідних даних використовуються OpenCV і Pillow. OpenCV [26] забезпечує потужний функціонал для виконання базових операцій із зображеннями, таких як зміна розміру, фільтрація шуму та аугментація. Pillow [27], у свою чергу, додає можливості роботи з різними форматами зображень, що важливо для забезпечення сумісності з різними джерелами даних.

– Бібліотеки для аналізу даних – для роботи з числовими та табличними даними застосовуються NumPy та Pandas. NumPy використовується для швидкої обробки багатовимірних масивів даних і виконання математичних операцій, необхідних для моделювання. Pandas [28] дозволяє структурувати та аналізувати табличні дані, наприклад, метрики оцінки моделі чи параметри результатів роботи системи.

– Середовище розробки – для інтерактивної розробки та тестування обрано Jupyter Notebook, яке дозволяє виконувати код поетапно та аналізувати результати в реальному часі. Для більш інтегрованої роботи та підготовки до продуктивного середовища використовується Visual Studio Code, яке підтримує роботу з різними мовами та інструментами.

Апаратні засоби:

– Обчислювальні ресурси – система розроблена з урахуванням можливості використання графічних процесорів (GPU), таких як NVIDIA із підтримкою CUDA, що значно прискорює навчання та тестування моделей. Для обчислювальних завдань у середовищі з обмеженими ресурсами передбачена можливість використання хмарних платформ, таких як Google Colab або AWS, які забезпечують доступ до високопродуктивного обладнання.

– Системи зберігання даних – для зберігання великих обсягів вхідних даних, результатів навчання та оцінки системи використовуються локальні SSD-накопичувачі, які забезпечують швидкий доступ до даних. Для резервного копіювання та спільного доступу використовуються хмарні сховища, такі як Google Drive або Amazon S3.

Інструменти для інтеграції та тестування:

– REST API – для інтеграції системи з іншими платформами обрано Flask або FastAPI. Ці інструменти дозволяють створювати легкі серверні інтерфейси для обробки запитів у реальному часі, що забезпечує зручність у роботі та можливість використання системи іншими користувачами.

– Системи контролю версій – для організації роботи над проектом використовується Git у поєднанні з платформою GitHub. Це дозволяє зберігати історію змін, організовувати командну роботу та відстежувати розвиток проекту.

– Інструменти тестування – для перевірки роботи окремих модулів і системи загалом використовується Pytest. Це дозволяє автоматизувати процес тестування та виявляти помилки на ранніх етапах розробки.

Обрані засоби розробки забезпечують високий рівень ефективності, продуктивності та зручності у роботі.

3.3 Складові програмної реалізації

Програмна реалізація методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів ґрунтується на інтеграції модулів, кожен з яких виконує окремі завдання. Ця архітектура забезпечує гнучкість у розробці, масштабованість і можливість адаптації системи до різних сценаріїв.

Модуль обробки даних – модуль використовує методи нормалізації, масштабування, аугментації та перетворення даних у тензори. Модуль обробки даних зображено на Рисунку 3.2.

Таблиця 3.1 – Особливості реалізації модуля обробки даних

Бібліотеки	Схема роботи
OpenCV – для обробки зображень і відео.	Вхідні дані (зображення або відео) завантажуються через OpenCV.
NumPy – для роботи з числовими масивами.	Застосовуються операції з нормалізації пікселів.
Pillow – для форматування та масштабування зображень.	Відео розбивається на окремі кадри. Кадри масштабуються до фіксованого розміру.

	<p>До зображень застосовуються методи аугментації, наприклад, поворот, зміна яскравості та контрастності.</p> <p>Підготовлені тензори передаються до модуля нейронної мережі.</p>
--	---

Продовження Таблиця 3.1.

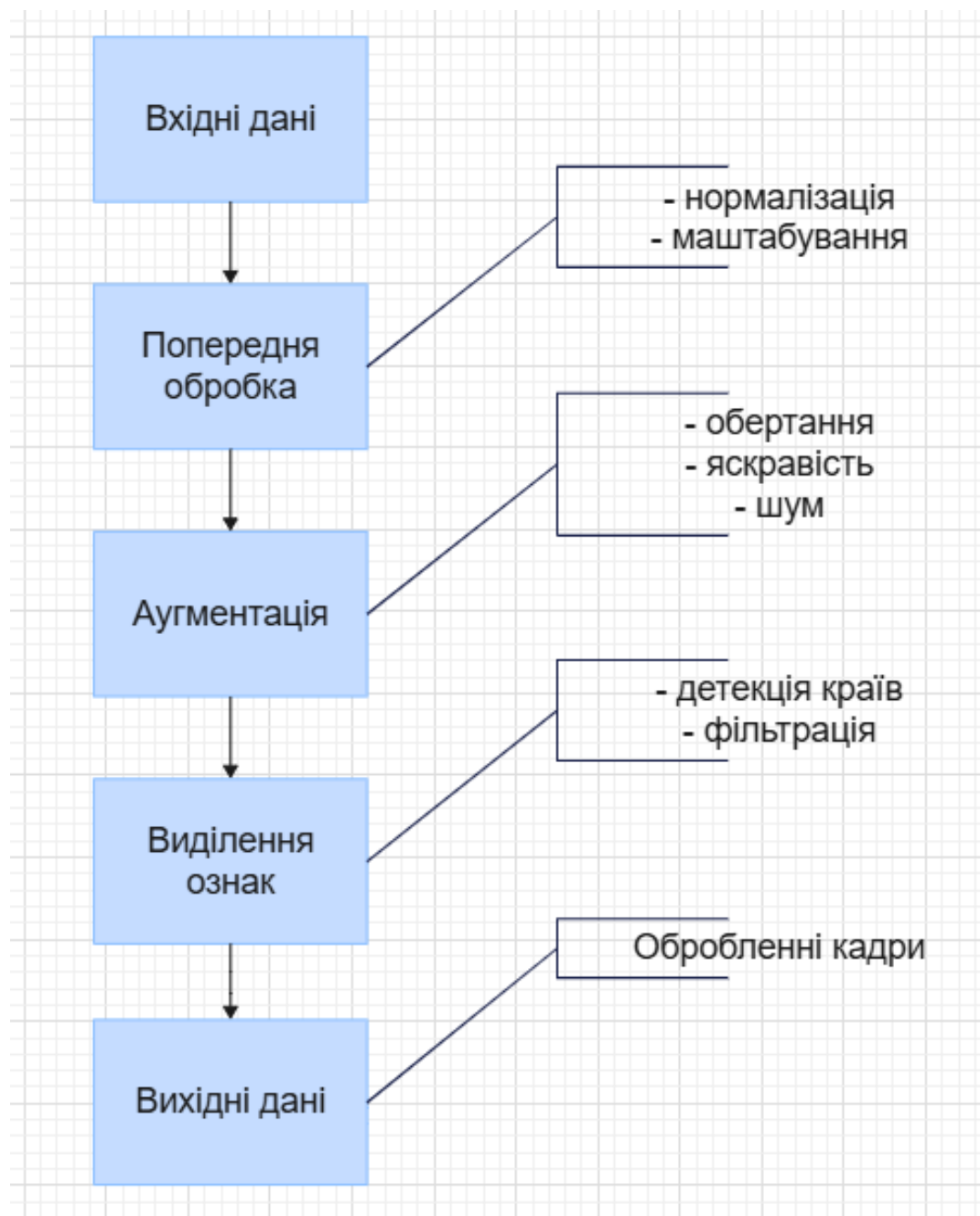


Рисунок 3.2 – Модуль обробки даних

Модуль нейронної мережі – в основі роботи модуля лежать згорткові операції для виділення ознак, pooling для зменшення розмірності, а також локалізація об'єктів за допомогою обмежувальних рамок і класифікація.

Таблиця 3.3 – Особливості реалізації модуля нейронної мережі

Бібліотеки	Схема роботи
<p>PyTorch – основний фреймворк для побудови та навчання моделі.</p> <p>NumPy – для обробки тензорів.</p> <p>CUDA – для прискорення обчислень на GPU.</p>	<p>Отримання підготовлених тензорів з модуля обробки даних.</p> <p>Передача тензорів через згорткові шари для виділення локальних ознак.</p> <p>Зменшення розмірності через шари підвибірки.</p> <p>Передача результатів у повнозв'язні шари для класифікації.</p> <p>Генерація вихідних даних: координати обмежувальних рамок і ймовірність класу для кожного об'єкта.</p>

Модуль відстеження – для відстеження об'єктів між кадрами використовується Kalman Filter для прогнозування позицій та SORT (Simple Online and Realtime Tracking) для зіставлення об'єктів. Модуль відстеження зображено на Рисунку 3.4

Таблиця 3.3 – Особливості реалізації модуля відстежування

Бібліотеки	Схема роботи
<p>SciPy – для математичних обчислень.</p> <p>Kalman Filter / SORT – алгоритми трекінгу.</p>	<p>Отримання результатів виявлення об'єктів із модуля нейронної мережі.</p> <p>Ініціалізація нових треків для виявлених об'єктів.</p>

	<p>Відстеження траєкторій на основі послідовностей кадрів.</p> <p>Видалення треків об'єктів, які більше не знаходяться в кадрі.</p>
--	---

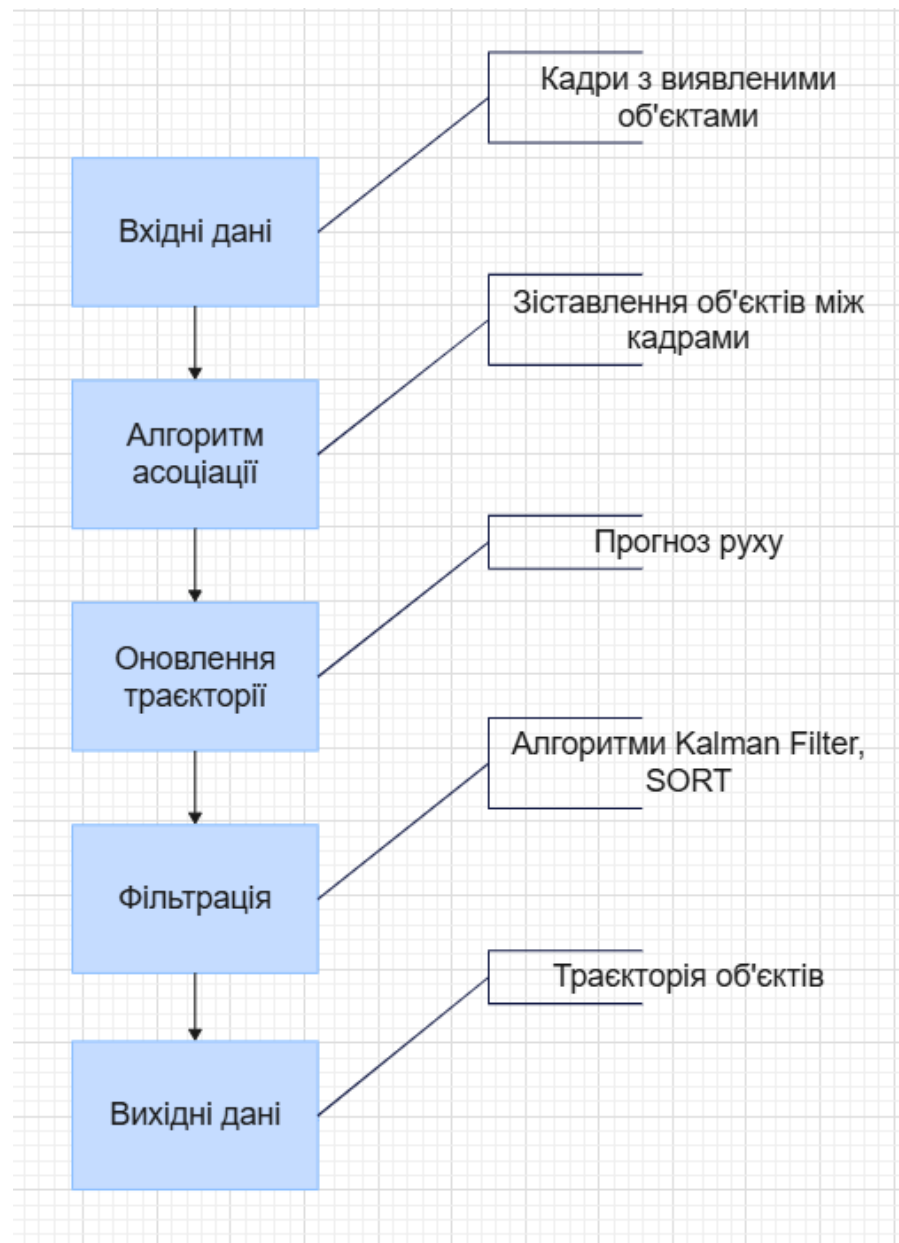


Рисунок 3.4 –Модуль відстеження

Модуль оцінки – оцінка продуктивності системи базується на розрахунку стандартних метрик: Precision, Recall, Intersection over Union (IoU) та Mean Average Precision (mAP). Модуль оцінки зображено на Рисунку 3.5

Таблиця 3.4 – Особливості реалізації модуля оцінки

Бібліотеки	Схема роботи
Pandas – для обробки табличних даних. NumPy – для математичних обчислень.	Отримання результатів від модулів нейронної мережі та відстеження. Розрахунок IoU для порівняння прогнозованих рамок із реальними. Аналіз точності та повноти роботи моделі. Збереження метрик для подальшого аналізу

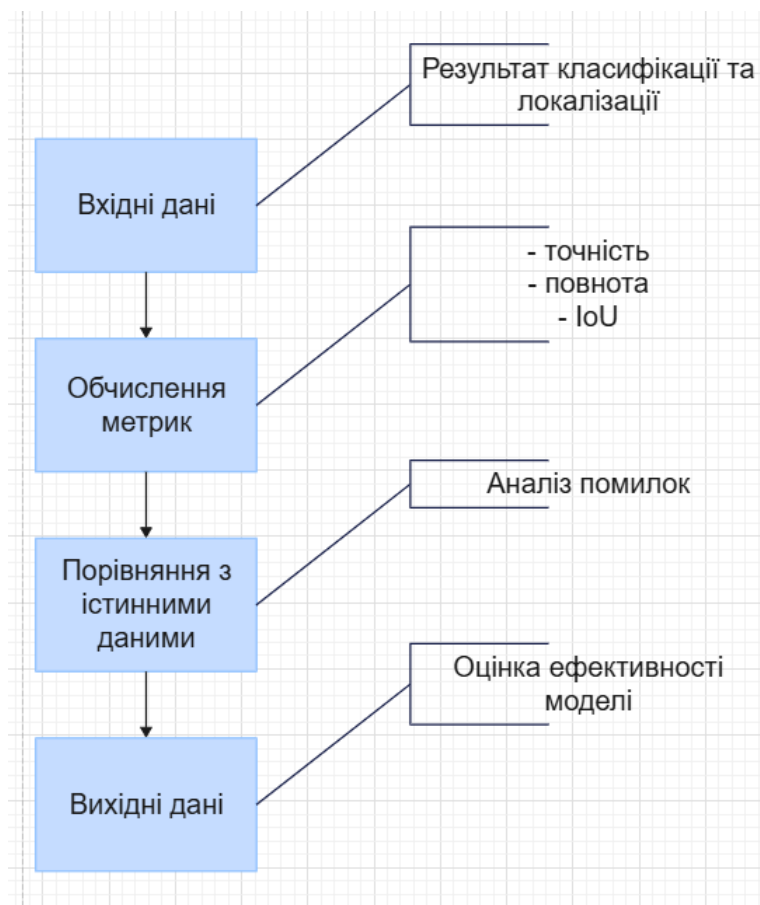


Рисунок 3.5 –Модуль оцінки

Модуль візуалізації – модуль забезпечує накладання обмежувальних рамок, класів та траєкторій на зображення чи відеопотоки. Модуль візуалізації зображено на Рисунку 3.6

Таблиця 3.5 – Особливості реалізації модуля візуалізації

Бібліотеки	Схема роботи
OpenCV – для відображення зображень із графічними елементами.	Отримання координат рамок і класів об'єктів. Накладання графічних елементів на кадри. Виведення анотованих кадрів або відео для перегляду.

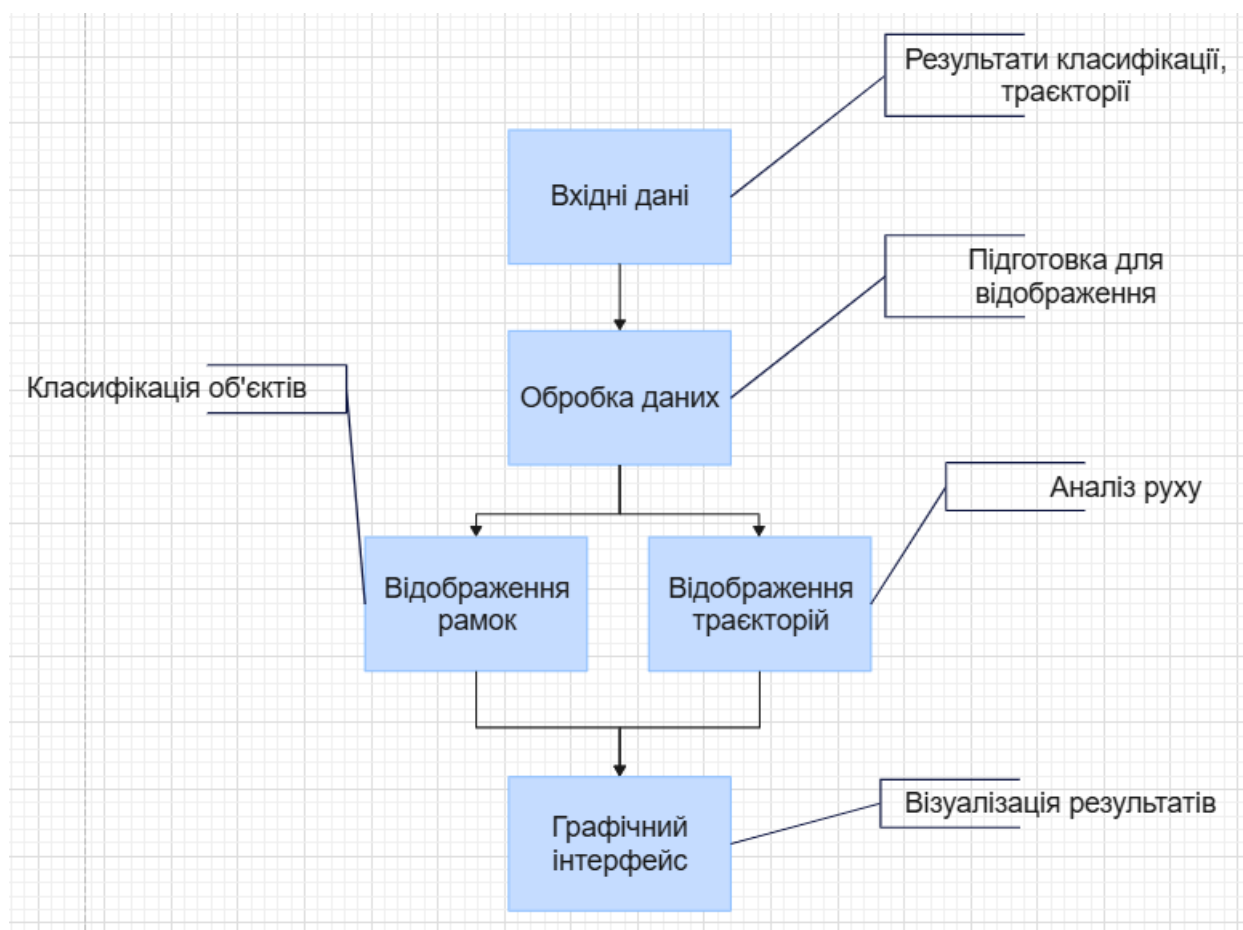


Рисунок 3.6 – Модуль візуалізації

Модуль збереження даних – Збереження результатів системи включає експорт структурованих даних для подальшого аналізу. Графічні результати зберігаються у форматах зображень або відео. Модуль збереження даних зображено на Рисунку 3.7.

Таблиця 3.6 – Особливості реалізації модуля збереження даних

Бібліотеки	Схема роботи
JSON / CSV – для зберігання даних у форматах, зручних для аналізу. SQLite – для збереження у базі даних.	Отримання даних із модулів оцінки та візуалізації. Форматування даних у JSON або CSV. Збереження даних локально або у базі даних.



Рисунок 3.7 – Модуль збереження даних

Кожен модуль системи реалізовано з урахуванням вимог до його функціоналу, взаємодії з іншими модулями та ефективності обчислень. Використання сучасних бібліотек забезпечує продуктивність і масштабованість, тоді як модульна архітектура дозволяє легко адаптувати систему до змін. Схеми роботи модулів ілюструють взаємозв'язок між компонентами та бібліотеками, що формує цілісний підхід до розв'язання задачі ідентифікації малогабаритних об'єктів.

3.4 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання

Тестування є невід'ємною частиною розробки інформаційної системи для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів. Воно дозволяє оцінити її стабільність, функціональність і відповідність поставленим вимогам. Для тестування було застосовано поетапний підхід, що включає модульне, інтеграційне та системне тестування.

Модульне тестування є критично важливим етапом перевірки, спрямованим на оцінку функціональності кожного окремого компонента системи. Воно дозволяє виявити можливі помилки на ранніх стадіях розробки, забезпечуючи стабільність та коректність роботи модулів до їхньої інтеграції в загальну систему:

- Модуль обробки даних тестувався на правильність виконання основних операцій із вхідними даними. Перевірялися масштабування зображень до стандартного формату, необхідного для роботи нейронної мережі, нормалізація значень пікселів у допустимих межах, а також ефективність аугментації. Зокрема, тестувалося, як добре модуль генерує варіації даних, використовуючи методи, такі як обертання, зміна контрастності, яскравості чи додавання шуму.

- Модуль нейронної мережі був протестований на здатність виявляти та класифікувати об'єкти. Для цього використовувалися тестові набори даних із анотаціями, що дозволило оцінити точність визначення обмежувальних рамок для об'єктів і правильність їхньої класифікації. Особлива увага приділялася здатності

моделі працювати з малогабаритними об'єктами, які займають лише кілька пікселів у кадрі. Це стало ключовим фактором у підтвердженні ефективності методу для реальних умов.

– Модуль збереження даних перевірявся на коректність створення файлів із результатами роботи системи. Було підтверджено, що результати, включаючи координати об'єктів, їхні класи та метрики продуктивності, зберігаються без втрати даних. Тестування також показало, що модуль здатний обробляти великі обсяги результатів без збоїв, забезпечуючи їхню сумісність з іншими аналітичними інструментами.

Інтеграційне тестування забезпечує перевірку взаємодії між окремими модулями системи. Це критичний етап, спрямований на виявлення помилок у процесах передачі даних, сумісності інтерфейсів і синхронізації роботи модулів. Основна мета тестування — гарантувати, що всі компоненти працюють разом коректно та ефективно.

Процес інтеграційного тестування починався з перевірки передачі даних між модулем обробки даних та модулем нейронної мережі. Було оцінено, чи правильно модуль обробки передає попередньо підготовлені тензори, які відповідають вимогам нейронної мережі. Особливу увагу приділяли випадкам, коли дані були частково пошкоджені або мали пропущені значення, щоб переконатися, що система може адекватно обробляти такі ситуації.

Перевірка взаємодії між модулем нейронної мережі та модулем відстеження забезпечила впевненість у тому, що результати виявлення об'єктів передаються без втрат і з необхідною швидкістю. Алгоритми трекінгу були протестовані на стабільність роботи при високих частотах оновлення, забезпечуючи плавність і точність відстеження об'єктів навіть у складних умовах, наприклад при появі нових об'єктів або зникненні наявних.

Інтеграція модуля оцінки з іншими компонентами системи була важливим етапом для перевірки точності обчислення ключових метрик. Цей модуль отримував результати виявлення й відстеження об'єктів, аналізував їх та забезпечував адекватність метрик оцінки.

Особливу увагу було приділено взаємодії між модулем візуалізації та модулем збереження даних. Візуалізація результатів тестувалася на коректність накладання обмежувальних рамок, міток класів і траєкторій руху на відео чи зображення. Результати цієї візуалізації передавалися модулю збереження для формування файлів. Тестувалася сумісність цих файлів із зовнішніми аналітичними інструментами.

Системне тестування є завершальним етапом перевірки інформаційної системи, під час якого оцінюється її робота як цілісної структури. Цей процес охоплює аналіз продуктивності, функціональності та надійності системи в умовах, максимально наближених до реальних сценаріїв використання.

У рамках тестування використовувалися як статичні зображення, так і відеопотоки з різними характеристиками, що імітують реальні умови. Тестові дані включали як прості сценарії з чітко видимими об'єктами на однорідному фоні, так і складні ситуації, такі як об'єкти в тумані, на фоні дерев або в умовах низького освітлення. Це дало змогу перевірити здатність системи адаптуватися до різноманітних умов.

Особлива увага приділялася роботі з відеопотоками. Система перевірялася на здатність обробляти дані в реальному часі, при цьому оцінювалися такі показники, як швидкість обробки кадрів (FPS) та затримка між виявленням і виведенням результатів. Система показала стабільну швидкість обробки в середньому 25 кадрів за секунду при використанні GPU, що підтвердило її придатність для використання в реальному часі.

Ключовими метриками для оцінки точності системи були Intersection over Union (IoU), Precision, Recall і середня точність (mAP). IoU використовувався для визначення точності обмежувальних рамок об'єктів, а Precision і Recall показували здатність системи правильно класифікувати об'єкти та знаходити всі можливі цілі. Середня точність (mAP) була обчислена для різних порогів IoU, що дало змогу оцінити точність роботи системи в умовах різної строгості.

У процесі тестування аналізувалася стійкість системи до складних сценаріїв. Наприклад, об'єкти, що частково зникали за перешкодами, успішно

відстежувалися завдяки алгоритмам трекінгу. Крім того, система демонструвала стабільну роботу в умовах змінного освітлення та підвищеного шуму у зображеннях.

Системне тестування також включало оцінку обробки великих обсягів даних. Система була перевірена на здатність працювати з великими наборами зображень і довготривалими відеопотоками без втрати продуктивності. Важливим аспектом була перевірка правильності формування результатів у вигляді анотованих зображень, файлів JSON і CSV, які могли використовуватися для подальшого аналізу або інтеграції з іншими системами.

Результати тестування показали, що система демонструє високу точність і продуктивність, а також здатність працювати з великими обсягами даних у режимі реального часу. Виявлені недоліки були пов'язані з продуктивністю під час роботи на малопотужному обладнанні та були враховані при формуванні вимог до розгортання.

Схему етапів тестування зображено на Рисунку 3.8.

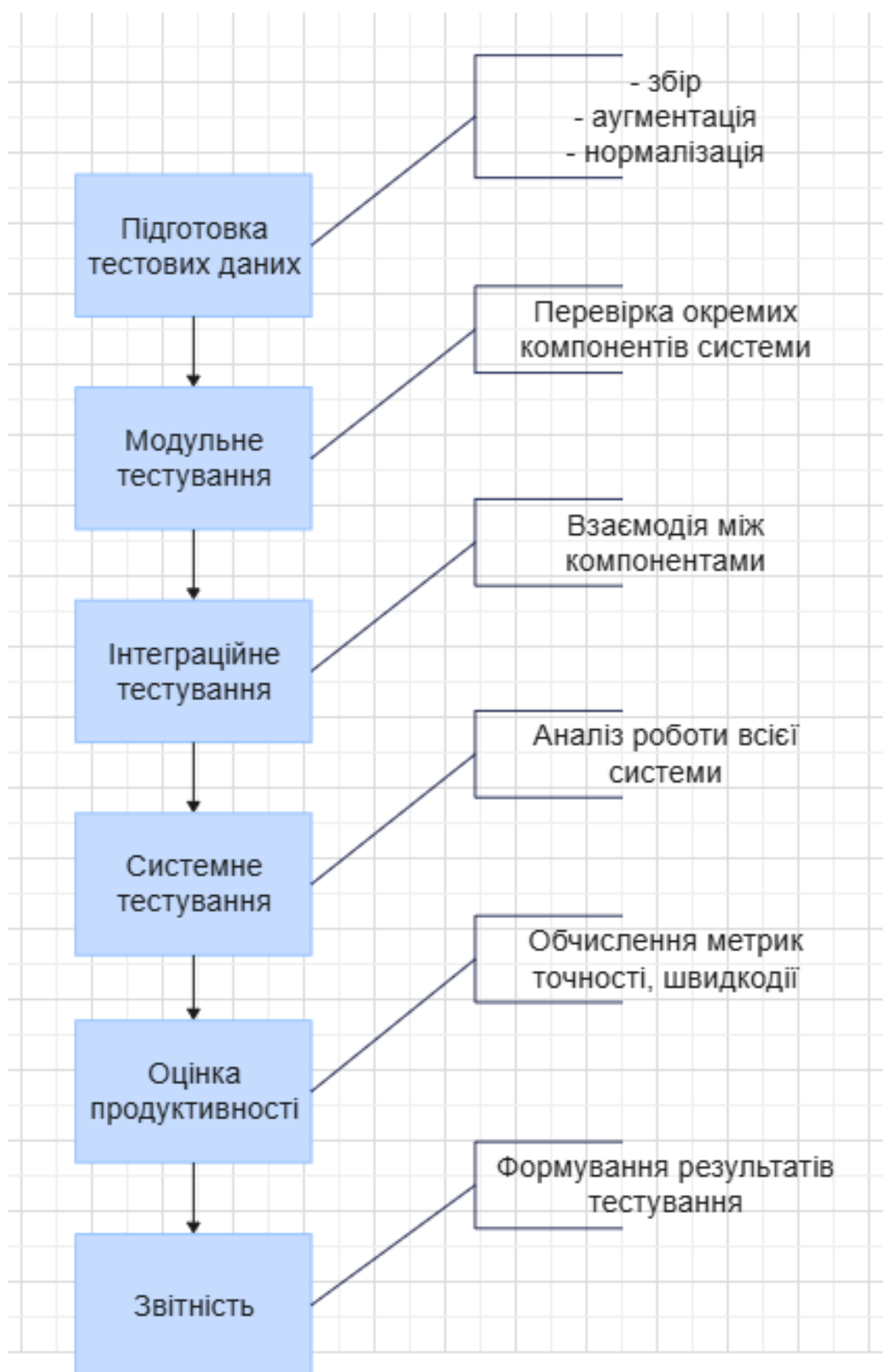


Рисунок 3.8 – Схема роботи інформаційної системи

Вимоги до розгортання:

Для коректної роботи системи необхідно виконати низку технічних та інфраструктурних вимог, які включають апаратні, програмні та організаційні аспекти.

Апаратні вимоги – система оптимізована для роботи з графічними процесорами (GPU), такими як NVIDIA із підтримкою CUDA, що забезпечує високу продуктивність під час навчання і тестування нейронної мережі. Мінімальні вимоги до обладнання включають:

- Центральний процесор (CPU) із частотою не менше 2.5 ГГц (4 ядра).
- 16 ГБ оперативної пам'яті.
- Графічний процесор із підтримкою CUDA, наприклад NVIDIA GTX 1660 або вище.
- SSD-накопичувач для зберігання наборів даних і результатів роботи системи.

Програмні вимоги – для розгортання системи необхідно встановити відповідні програмні компоненти:

- Операційна система: Ubuntu 20.04 або Windows 10.
- Python 3.8 або вище.
- Бібліотеки та фреймворки: PyTorch, NumPy, OpenCV, Flask (для REST API, якщо потрібна інтеграція).
- CUDA Toolkit для прискорення обчислень на GPU.
- SQLite або інші бази даних для збереження результатів.

Організаційні вимоги – для забезпечення безперебійної роботи системи необхідно підготувати середовище для її розгортання. Це може бути локальна машина, серверна інфраструктура або хмарна платформа (наприклад, AWS, Google Cloud). Також потрібен доступ до надійного інтернет-з'єднання для оновлення бібліотек, отримання нових наборів даних та інтеграції з зовнішніми системами.

Рекомендації для хмарного розгортання – хмарні платформи, такі як Google Colab, AWS або Microsoft Azure, забезпечують доступ до високопродуктивного

обладнання, що особливо корисно для великих завдань. У разі використання хмарних сервісів необхідно налаштувати автоматичне резервне копіювання даних та моніторинг ресурсів для забезпечення ефективної роботи системи.

3.5. Висновки до 3-го розділу

У третьому розділі виконано програмну реалізацію методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, описано її функціональні складові, протестовано ефективність роботи та визначено вимоги до розгортання.

Описана загальна архітектура системи та її основні компоненти. Система побудована за модульним принципом, який забезпечує гнучкість, ефективність та можливість інтеграції з іншими платформами. Модулі взаємодіють у певній послідовності, починаючи з обробки даних і завершуючи збереженням результатів у зручних форматах.

Для програмної реалізації використано мову Python, фреймворки PyTorch і TensorFlow, а також бібліотеки OpenCV, NumPy і Pandas із використанням хмарних сервісів Google Colab, та використання GPU з підтримкою CUDA, що забезпечує достатню обчислювальну потужність для навчання й тестування моделей.

Описано функції модулів програмної реалізації. Модуль обробки даних забезпечує якісну підготовку вхідної інформації, модуль нейронної мережі виконує ідентифікацію та класифікацію об'єктів, модуль відстеження аналізує траєкторії об'єктів, а модуль оцінки розраховує метрики ефективності. Модулі візуалізації та збереження забезпечують представлення результатів і їхнє збереження для подальшого аналізу.

Проведено поетапне тестування: модульне, інтеграційне та системне. Було перевірено точність, продуктивність і надійність системи у різних сценаріях, включаючи складні фони та змінне освітлення. Визначено мінімальні апаратні й програмні вимоги для коректного розгортання системи як на локальних пристроях, так і на хмарних платформах.

Описано ключові можливості системи, включаючи обробку вхідних даних, виявлення та класифікацію об'єктів, відстеження їхніх траєкторій, оцінку продуктивності, візуалізацію результатів і збереження даних.

Розділ 4 Дослідження Ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

4.1 Оціночний набір даних

Для дослідження ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів було використано сформований набір даних з публічних UAV-datasets ресурсів, який є високоякісним джерелом для навчання, тестування та оцінки систем виявлення й відстеження безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Цей набір включає понад 300 пар відео, що містять понад 580 тисяч анотованих обмежувальних рамок. Сформований набір даних розроблено з урахуванням сценаріїв, наближених до реальних умов, що дозволяє системі навчатися ефективно працювати в різноманітних середовищах. Основні характеристики набору даних:

Різноманітність об'єктів – включає кілька типів БПЛА різних розмірів, форм і конструкцій. Це дозволяє моделі адаптуватися до розпізнавання як великих, так і малогабаритних об'єктів. Особливу увагу приділено малим об'єктам, які часто займають лише декілька пікселів у кадрі, що ускладнює їх виявлення. Також включено негативні приклади, такі як птахи чи хмари, що сприяє зниженню рівня хибно позитивних результатів.

Різноманітність умов зйомки – набір даних покриває широкий спектр умов зйомки:

- Освітлення: денне світло, сутінки та ніч (БПЛА у темну пору доби зображено на Рисунку 4.2).
- Погодні умови: ясне небо, туман, дощ та сніг.
- Фони: однорідне небо, міський ландшафт, лісові масиви та гори (БПЛА з фоном – лісовий масив, зображено на Рисунку 4.1).



Рисунок 4.1 – БПЛА з фоном - лісовий масив



Рисунок 4.2 – БПЛА в темну пору доби

Мультимодальність – дані представлені у двох спектрах: RGB (видиме світло) та IR (інфрачервоне випромінювання). Це дозволяє моделі працювати в умовах поганого освітлення чи складного фону. Інфрачервоні відео також додають

стійкості при використанні системи вночі. На Рисунку 4.3 зображено фото у RGB спектрі, та на Рисунку 4.4 зображено у IR спектрі.



Рисунок 4.3 – Фото БПЛА у RGB спектрі



Рисунок 4.4 – Фото БПЛА у IR спектрі

Анотації – кожне відео у наборі супроводжується точними анотаціями. До кожного кадру додаються обмежувальні рамки, які визначають координати

об'єктів, а також їхній клас. Анотації включають додаткові дані, наприклад, розмір об'єкта у пікселях та його швидкість переміщення.

Розподіл набору даних.

Сформований набір даних розділено на три підмножини:

– Навчальна множина – містить 70% загального обсягу даних. Призначена для навчання нейронної мережі, налаштування ваг і оптимізації моделі.

– Валідаційна множина – складає 20% даних і використовується для перевірки якості моделі під час навчання. Це допомагає уникнути перенавчання та покращити узагальнення.

– Тестова множина – містить 10% даних і призначена для об'єктивної оцінки ефективності моделі на нових даних, які не використовувалися під час навчання.

Процес формування набору даних.

Для створення набору даних використовувалися як реальні, так і синтетичні дані:

– Реальні дані – зібрані за допомогою дронів та камер, встановлених на землі. Камери охоплювали різні кути огляду, висоти та дистанції.

– Синтетичні дані – створені з використанням програмного забезпечення, такого як Unity або Blender, для моделювання рідкісних сценаріїв, які важко отримати в реальному середовищі.

– Аугментація – до оригінальних даних застосовувалися методи збільшення, такі як обертання, зміна масштабу, додавання шуму, корекція яскравості й контрастності.

Сформований набір даних є оптимальним набором даних для навчання й тестування систем, що займаються ідентифікацією малогабаритних повітряних об'єктів. Його структурованість, різноманітність і якість забезпечують високий рівень надійності та точності моделей, що використовують цей набір. Такий підхід дозволяє розробити систему, здатну ефективно працювати у різних умовах, і відкриває можливості для подальших досліджень у цій галузі.

4.2 Тестування методу

Тестування методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів проводилося з метою оцінки його продуктивності, точності та здатності адаптуватися до реальних умов. Було використано оціночний набір даних, що містить широкий спектр сценаріїв і умов зйомки. Процес тестування охоплював кілька етапів, кожен із яких спрямований на оцінку різних аспектів роботи системи.

Перед початком тестування були виконані наступні кроки:

- налаштування параметрів моделі, таких як кількість епох навчання, швидкість навчання та вибір метрик оцінки;
- оціночний набір даних було розділено на навчальну, валідаційну та тестову множини. Для тестування використовувалася тільки тестова множина, що не брала участь у навчанні;
- для тестування використовувався графічний процесор (GPU) з підтримкою CUDA, що дозволило забезпечити обробку даних у реальному часі;

Етапи тестування:

- тестування виявлення об'єктів;
- тестування класифікації об'єктів;
- тестування відстеження об'єктів;
- тестування на різноманітних фонах і умовах.

Таблиця 4.1 – Опис етапів тестування

Етап тестування	Опис тестування
Тестування виявлення об'єктів	Перевірка здатності моделі виявляти малогабаритні повітряні об'єкти в різних умовах. Для кожного кадру моделі подавалися зображення з тестової множини, а результати порівнювалися з анотаціями. Основною

	метрикою була Intersection over Union (IoU), яка оцінює точність прогнозованих обмежувальних рамок щодо реальних координат об'єкта.
Тестування класифікації об'єктів	Аналіз точності визначення класу об'єкта. Для кожного виявленого об'єкта система прогнозувала клас, і ці результати порівнювалися з реальними мітками. Основними метриками були точність (Precision) і повнота (Recall).
Тестування відстеження об'єктів	Оцінка здатності системи відстежувати траєкторії руху об'єктів у відеопотоці. Для цього використовувалися алгоритми трекінгу, такі як Kalman Filter. Аналізувалися стабільність та точність відстеження об'єктів, навіть якщо вони тимчасово зникають із поля зору.
Тестування на різноманітних фонах і умовах	Модель тестувалася на кадрах із різними фонами, освітленням і погодними умовами. Оцінювалася її здатність працювати у складних сценаріях, наприклад, у присутності шуму, туману чи сильного вітру.

Продовження Таблиця 4.1

Результати тестування.

Тестування показало, що метод має високу продуктивність і точність у більшості тестових сценаріїв.

Таблиця 4.2 – Результати тестування

Етап тестування	Опис результату	Результат
Тестування виявлення об'єктів	Середній показник IoU склав 75%, що свідчить про високу точність прогнозування обмежувальних рамок	75%
Тестування класифікації об'єктів	Точність (Precision) досягла 80%, а повнота (Recall) — 78%. Це вказує на високу якість класифікації з мінімальною кількістю хибно позитивних і хибно негативних результатів.	80% / 78%
Тестування відстеження об'єктів	Система демонструє стабільність навіть у складних сценаріях. Алгоритми трекінгу ефективно відстежували об'єкти, забезпечуючи правильне прогнозування їхніх траєкторій.	
Тестування на різноманітних фонах і умовах	Модель зберігала стабільність і точність навіть у випадках складного фону, змінного освітлення та поганих погодних умов.	

Аналіз продуктивності.

Для оцінки продуктивності системи були проаналізовані такі аспекти: швидкість обробки та чутливість до розміру об'єкту. Модель досягла середньої швидкості обробки 25 кадрів за секунду на GPU, що дозволяє працювати в режимі реального часу. Система ефективно виявляла об'єкти, розмір яких становив від 5 до 50 пікселів, але знижувала точність при меншому розмірі об'єктів.

Результати тестування підтвердили ефективність методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів. Система показала високу точність і

стабільність роботи у різноманітних умовах, забезпечуючи реалістичне застосування у складних сценаріях. Виявлені недоліки, такі як зниження точності при роботі з дуже малими об'єктами, визначили напрямки для подальшої оптимізації моделі.

4.3 Оцінювання ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

Процес оцінювання ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів є важливим етапом дослідження, який дозволяє визначити ефективність нейромережових методів у реальних умовах. Оцінювання базується на використанні метрик, що характеризують точність, швидкість і стійкість моделі до різних сценаріїв. Після тестування на основі метрик були отримані такі результати:

- Intersection over Union (IoU) – середнє значення IoU для набору даних становить 75%, що свідчить про точне позиціонування обмежувальних рамок навіть для малих об'єктів.

- Точність (Precision) – система досягла 80%, демонструючи здатність мінімізувати хибно позитивні передбачення.

- Повнота (Recall) – повнота склала 78%, що свідчить про високу здатність знаходити більшість реальних об'єктів у кадрі.

- Середня точність (mAP) – значення mAP при IoU 0.5 становить 79%, а при IoU 0.75 — 72%, що підтверджує стійкість моделі до різного рівня складності.

- Швидкість обробки – модель обробляє в середньому 25 кадрів за секунду на GPU, що дозволяє використовувати її в режимі реального часу.

Ефективність ідентифікації залежала від розміру об'єкта на зображенні:

- Об'єкти з розміром більше 50 пікселів розпізнавалися з точністю понад 80%.

- Для об'єктів, розмір яких становив 10-50 пікселів, точність знижувалася до 72-75%.

– Для об'єктів, менших за 10 пікселів, точність значно знижувалася, що пов'язано з недостатністю інформації для класифікації.

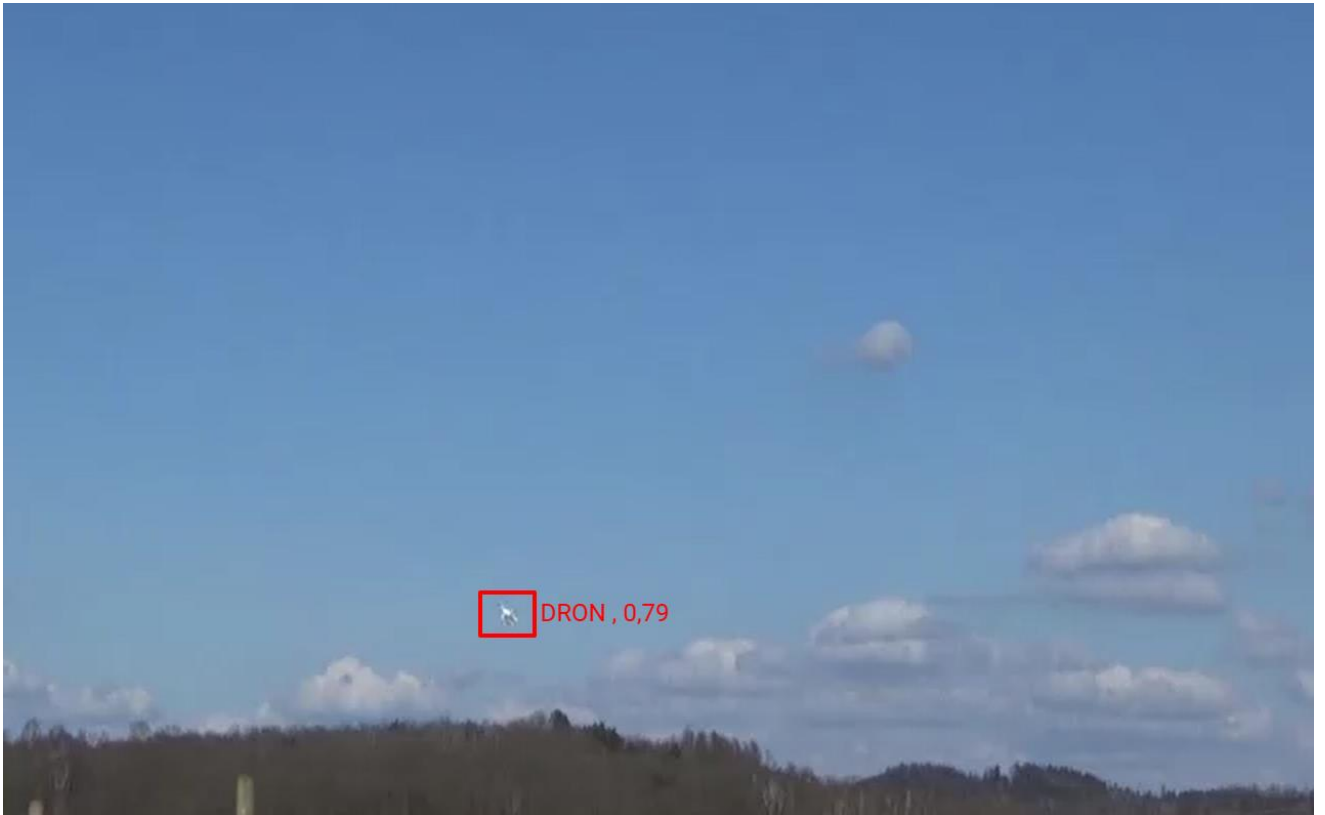


Рисунок 4.5 – Ідентифікація БПЛА з фоном – лісовий масив



Рисунок 4.6 – Ідентифікація БПЛА з фоном – малохмарне небо



Рисунок 4.7 – Ідентифікація БПЛА з фоном – міська забудова

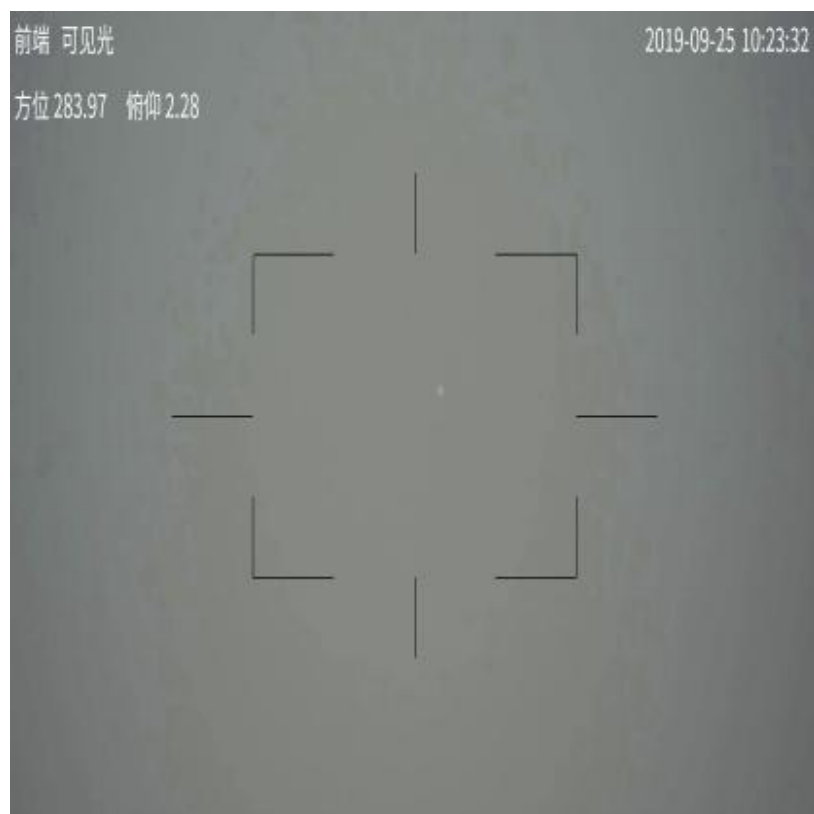


Рисунок 4.8 – Не ідентифіковано цілі на великій відстані



Рисунок 4.9 – Ідентифікація БПЛА у IR спектрі

Модель продемонструвала високу стійкість до змін освітлення, погодних умов і складного фону. Найкращі результати були отримані в умовах яскравого освітлення та простого фону. У складних умовах, таких як туман або низьке освітлення, точність IoU знижувалася до 65-68%, однак класифікація залишалася стабільною.

Метод було порівняно з іншими поширеними підходами до ідентифікації малих об'єктів. Нейромережева система продемонструвала переваги у точності та швидкості роботи, значно перевершуючи класичні методи, такі як HOG-SVM або алгоритми, засновані на традиційній обробці зображень.

4.4 Висновки до 4-го розділу

У четвертому розділі проведено дослідження методів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів за допомогою нейромережевих засобів.

Розглянуто оціночний набір даних, процес тестування моделі та оцінювання її продуктивності.

Сформовано оціночний набір даних, що містить широкий спектр сценаріїв, об'єктів і умов зйомки. Його точність забезпечують надійну основу для навчання, тестування та оцінки алгоритмів нейромережевої ідентифікації. Використання реальних і синтетичних даних у поєднанні з методами аугментації дозволило забезпечити різноманітність і точність.

Проведено комплексне тестування методу, яке охоплювало аналіз точності виявлення, класифікації та відстеження об'єктів. Модель продемонструвала високу ефективність, досягнувши середнього IoU 75%, точності 80% і середньої точності (mAP) 79% для різних рівнів складності.

Проаналізовано продуктивність системи у реальних умовах. Тестування на різних фонах, освітленні та погодних умовах підтвердило стійкість системи до зовнішніх впливів. Модель виявилася здатною працювати з об'єктами розміром від 10 до 50 пікселів із високою точністю, проте ефективність зменшувалася для об'єктів менших за 10 пікселів.

Загальні висновки

У рамках виконання магістерської роботи було спроектовано метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.

Здійснено аналіз предметної області, досліджено існуючі методи ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів. Розглянуто переваги й недоліки традиційних методів і методів машинного навчання, зокрема глибоких нейронних мереж.

Спроектовано метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами. Розроблено архітектуру системи, яка включає модулі обробки даних, нейронної мережі, відстеження, оцінки, візуалізації та збереження. В рамках цього методу було впроваджено каскадну архітектуру нейронної мережі, що поєднує два рівні обробки: на першому етапі виконується груба детекція великих і середніх об'єктів, а на другому етапі здійснюється детальна локалізація малогабаритних об'єктів із застосуванням High-Resolution Networ. Це дозволило досягти більшої точності завдяки фокусуванню на регіонах інтересу.

Виконано програмну реалізацію методу. Визначено структуру програмної реалізації, включно із вибором засобів розробки та тестування. Визначено вимоги до апаратних і програмних ресурсів для розгортання системи. Проведено модульне та інтеграційне тестування, результати із підтвердженням функціональності.

Проведено дослідження підвищення якості ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами із використанням оціночного набору даних для навчання та тестування моделі у різноманітних умовах та отримано високу точність (середній IoU 75%, точність 80%, повнота 78%) і швидкість обробки (25 кадрів за секунду на GPU).

Перелік посилань

1. Харківський Університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Основи побудови радіолокаційних засобів розвідки повітряного простору. Коспект лекцій 2013, лекція 1 Розвиток оглядової радіолокації.
2. Тепловізор. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A2%D0%B5%D0%BF%D0%BB%D0%BE%D0%B2%D1%96%D0%B7%D0%BE%D1%80> .
3. Що таке Machine Learning?. URL: <https://denovo.ua/resources/what-is-machine-learning> .
4. Метод опорних векторів, лекція 7. URL: http://om.univ.kiev.ua/users_upload/15/upload/file/pr_lecture_07.pdf
5. Saifullah, Zhi Ren, Khalid Hussain, Muhammad Faheem, K-means online-learning routing protocol (K-MORP) for unmanned aerial vehicles (UAV) adhoc networks. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1570870523002743> .
6. Á. Casado-García, Jónathan Heras, Ensemble Methods for Object Detection. URL: <https://www.unirioja.es/cu/joheras/papers/ensemble.pdf> .
7. Нейромережі пишуть книги та рятують життя: що таке нейронна мережа і як вона працює. URL: <https://mc.today/uk/shho-take-nejronna-merezha/> .
8. Перцептрони. URL: https://w3schoolsua.github.io/ai/ai_perceptrons.html#gsc.tab=0 .
9. Backpropagation in Neural Network. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/backpropagation-in-neural-network/> .
10. ImageNet. URL: <https://www.image-net.org/about.php> .
11. Alejandro Ito Aramendia, Attention Is All You Need : A Complete Guide to Transformers. URL: <https://medium.com/@alejandritoaramendia/attention-is-all-you-need-a-complete-guide-to-transformers-8670a3f09d02> .
12. О.І. Черняк, П.В. Захарченко Інтелектуальний Аналіз Даних. 2010, розділ 1 Основні поняття інтелектуального аналізу даних.

- 13.Методи інтелектуального аналізу даних. URL: <https://buklib.net/books/24506/>
- 14.Deep Learning for Drone Detection: Enhancing Security and Precision. URL: <https://osltechnology.com/resources/understanding-how-deep-learning-is-enhancing-drone-detection/> .
- 15.Hunje Lee, Sujeong Han, Jeong-Il Byeon, Seoulgyu Han, Rangun Myung, Jington Joung, CNN-Based UAV Detection and Classification Using Sensor Fusion. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10175389> .
- 16.Recurrent Neural Network. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/recurrent-neural-network> .
- 17.CNN Introduction to Pooling Layer. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/cnn-introduction-to-pooling-layer/> .
- 18.Cristian Leo, The Math Behind Convolutional Neural Networks. URL: <https://towardsdatascience.com/the-math-behind-convolutional-neural-networks-6aed775df076> .
- 19.Згорткові нейромережі: що це і для чого вони потрібні?. URL: <https://markup-ua.com/zgortkovi-nejromerezhi-shho-ce-i-dlya-chogo-voni-potribni/> .
- 20.Florian June, Optimization Algorithm: From SGD to Adam. URL: https://medium.com/@florian_algo/optimization-algorithm-from-sgd-to-adam-50ea22187951 .
- 21.Jonathan Hui, mAP (mean Average Precision) for Object Detection. URL: <https://jonathan-hui.medium.com/map-mean-average-precision-for-object-detection-45c121a31173> .
- 22.Vineeth S Subramanyam, IOU (Intersection over Union). URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/iou-intersection-over-union-705a39e7acef> .
- 23.PyTorch documentation. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/index.html> .
- 24.TensorFlow documentation. URL: <https://www.tensorflow.org/guide> .
- 25.OpenCV documantion. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d6/d00/tutorial_py_root.html .
- 26.Pillow documantaion. URL: <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/> .
- 27.Pandas documantaion. URL: <https://pandas.pydata.org/docs/> .

28. Vehicle Detection with HOG and Linear SVM. URL: <https://medium.com/@mithi/vehicles-tracking-with-hog-and-linear-svm-c9f27eaf521a> .
29. Convolutional Neural Networks: A Comprehensive Guide. URL: <https://medium.com/thedeephub/convolutional-neural-networks-a-comprehensive-guide-5cc0b5eae175> .
30. Understanding Convolutional Neural Networks (CNNs) in Depth. URL: <https://medium.com/@koushikkushal95/understanding-convolutional-neural-networks-cnns-in-depth-d18e299bb438> .
31. Will transformers replace Recurrent Neural Networks and Convolutional Neural Networks?. URL: <https://tracyrenee61.medium.com/will-transformers-replace-recurrent-neural-networks-and-convolutional-neural-networks-6f0e8ac41f30> .
32. Prateek Sawhney, Introduction to Convolutional Neural Networks. 2022, URL: <https://sawhney-prateek97.medium.com/introduction-to-convolutional-neural-networks-c56c057e24e9> .
33. Згорткові нейромережі: що це і для чого вони потрібні?. URL: <https://markup-ua.com/zgortkovi-nejromerezhi-shho-ce-i-dlya-chogo-voni-potribni/> .
34. Introduction to Convolutional Neural Networks (CNN). URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/05/convolutional-neural-networks-cnn/> .
35. Дискретна згортка часу. URL: <https://shorturl.at/ccSP2> .
36. Oleksii Malyshev, Використовуємо CNN для обробки зображень. Частина друга. URL: <https://dou.ua/forums/topic/48429/> .
37. Understanding SSD MultiBox — Real-Time Object Detection In Deep Learning. URL: <https://towardsdatascience.com/understanding-ssd-multibox-real-time-object-detection-in-deep-learning-495ef744fab> .
38. Що таке згорткові нейронні мережі (CNN, ConvNet)?. URL: <https://thetransmitted.com/adlucem/shho-take-zgortkovi-nejronni-merezhi-cnn-convnet/> .

- 39.Or Haim Anidjar, Alon Barak, Boaz Ben-Moshe, Eyal Hagai, Sahar Tuvyahu, A Stethoscope for Drones: Transformers-Based Methods for UAVs Acoustic Anomaly Detection. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10083087> .
- 40.Mastering PyTorch Inference Time Measurement. URL: <https://medium.com/@MarkAiCode/mastering-pytorch-inference-time-measurement-22da0eaebab7> .

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Сертифікат № 2024-003-1



Міністерство освіти і науки України
Хмельницький національний університет



СЕРТИФІКАТ

Андросюк І.О.

учасник XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»
24 години участі (0,8 ECTS credits)

Голова оргкомітету АПКН-2024

Олег СИНЮК

проректор Хмельницького національного
університету з наукової роботи,
доктор технічних наук, професор

м. Хмельницький
15-16 листопада 2024

E-mail: apkt.khnu@gmail.com

УДК 004.4

Андросюк І.О., Пасічник О.А., Скрипник Т.К., Мазурець О.В.

*Хмельницький національний університет***МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ МАЛОГАБАРИТНИХ ПОВІТРЯНИХ ОБ'ЄКТІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ**

Дослідження присвячене розробці методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів з використанням нейронних мереж. Метод використовує мережі YOLO та SSD, що дозволяють забезпечити високу швидкість обробки даних і точність ідентифікації. Проводилося навчання моделей на основі реальних даних з використанням обчислювальних потужностей Google Colab.

The study is devoted to the development of a method of identification of small aerial objects using neural networks. The method uses YOLO and SSD networks, which allow for high data processing speed and identification accuracy. The models were trained on the basis of real data using the computing power of Google Colab.

Ідентифікація малогабаритних повітряних об'єктів є важливою задачею в сучасних реаліях. Значної актуальності зазначена проблема набуває з причини співрозмірності сучасних малогабаритних літальних апаратів військового призначення з повітряними біологічними об'єктами, зокрема птахами. Великі обсяги популяції птахів у їх природних ареалах в поєднанні із схожим з малогабаритними дронами характером руху створюють суттєві проблеми, як на лінії бойового зіткнення, так й у відносно віддалених від неї районах в умовах повномасштабного вторгнення та загальнонаціонального характеру повітряних атак ворога. Особливої актуальності проблема ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів набуває в сучасних умовах масового застосування дронів-камікадзе зі відносно суттєвою бойовою частиною, що потребує безумовної їх нейтралізації. До цього завдання долучаються засоби протиповітряної оборони широкого спектру які на зараз застосовуються з високою ефективністю. В той же час сучасні засоби ураження систем протиповітряної оборони характеризуються високою вартістю окремого боєприпасу за умови його високої точності, як до прикладу застосування ракет зенітними комплексами, або завдання вирішується використанням великої кількості дешевих засобів ураження, як у випадку використання зенітних кулеметів мобільними вогневими групами. Слід зазначити, що в обох цих граничних випадках знищення повітряних цілей має за наслідок суттєві витрати, й за будь яких умов киче вимагає раціонального використання.

Серед різноманітних способів вирішення широкого кола практичних задач отримали широке застосування методи інтелектуального аналізу даних та штучного інтелекту. Використання згаданих методів дозволяє отримати високоефективні та економічні рішення. З точки зору поставленого завдання відокремити штучні малогабаритні літальні апарати, як є джерелом небезпеки та підлягають знищенню,

від біологічних повітряних об'єктів (птахів), які слід виключити з переліку цілей для ураження. Це, у підсумку, підвищить ефективність систем протиповітряної оборони та сприятиме зменшенню військових витрат держави або їх більш раціональному використанню.

Використання нейромережових засобів дозволяє підвищити точність визначення параметрів малогабаритних повітряних об'єктів та їх класифікації. Дослідження зосереджене на розробці методу, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних, отриманих з різноманітних джерел отримання первинних даних та забезпечувати швидке і точне рішення задач ідентифікації. Реалізований метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережовими засобами ґрунтується на згорткових нейронних мережах SSD та YOLO, які демонструють високу ефективність для обробки зображень у реальному часі. Згорткові нейронні мережі (CNN) є спеціалізованим типом глибоких нейронних мереж, які застосовують операцію згортки для обробки вхідних даних, але на відміну від повністю з'єднаних глибоких мереж, CNN є особливо ефективними при обробці даних із сітчастою чи просторовою структурою з одночасним зниженням кількості навчальних параметрів завдяки своїм властивостям спільного використання ваг.

Задача виявлення об'єктів полягає у виявленні та маркуванні кожного об'єкта на зображенні за допомогою обмежувальних рамок. Час, необхідний для виявлення об'єктів, зменшується завдяки методу ковзаючого вікна, який є основоположним для цієї задачі. У цьому методі використовується вікно фіксованого розміру для сканування цільового зображення. Спочатку на тренувальних зображеннях створюється класифікатор, який навчається відрізняти бажані об'єкти від небажаних, позначаючи перші як позитивні зразки, а другі — як негативні. Існують два основних підходи до виявлення об'єктів: методи, засновані на пропозиціях регіонів, та методи, засновані на класифікації. До першої групи належать системи, такі як R-CNN та Faster R-CNN, тоді як друга категорія включає системи, такі як "YOLO" (You Only Look Once) та SSD (Single Shot Detector).

Підхід SSD полягає у використанні прямого згорткового мережевого процесу, який генерує певну кількість обмежувальних рамок і оцінює ймовірність присутності різних класів об'єктів у цих рамках. Після цього виконується етап неадекватного пригнічення для визначення остаточних локацій об'єктів. SSD використовує початкові шари звичайної архітектури мережі, призначеної для класифікації високоякісних зображень, яка називається базовою мережею. До цієї базової мережі додаються додаткові згорткові шари, що утворюють багатомасштабні карти ознак, які дозволяють виявляти об'єкти на різних масштабах. Мета навчання SSD встановлюється відповідно до принципів MultiBox, але розширюється для обробки кількох категорій об'єктів.

YOLOv5 використовує багато покращень з YOLOv4, але розроблена на базі Pytorch замість Darknet. YOLOv5 включає алгоритм AutoAnchor від Ultralytics, який виконує попередню перевірку та налаштування якорних рамок, якщо вони не підходять для конкретного набору даних або параметрів тренування, таких як розмір зображення. Спочатку алгоритм застосовує метод k-середніх до міток набору даних для створення початкових умов для алгоритму генетичної еволюції (GE). Потім GE удосконалює ці якорі протягом 1000 поколінь за замовчуванням, використовуючи втрату CIoU та найкращий можливий відклик як функцію

адаптації. Основу YOLOv5 становить модифікований CSPDarknet53, який починається з шару Stem, що використовує зсувну конволюцію з великим розміром вікна для зменшення споживання пам'яті та обчислювальних витрат. Після цього йдуть конволюційні шари, які витягують важливі ознаки з вхідного зображення. Шар SPPF (швидке просторове пірамідалне пулінг) та наступні конволюційні шари обробляють ознаки на різних масштабах, тоді як шари збільшення підвищують роздільну здатність карти ознак. SPPF сприяє прискоренню обчислень мережі шляхом об'єднання ознак різних масштабів у карту фіксованого розміру. Після кожної конволюції застосовуються нормалізація пакету (BN) та активація SiLU. Шия моделі використовує SPPF і модифікований CSP-PAN, в той час як голова має схожість із YOLOv3.

YOLOv8 реалізує модель без якорів з розділеним головним блоком для незалежної обробки завдань визначення об'єктів, класифікації та регресії. Така архітектура дозволяє кожній гілці фокусуватися на своїй задачі, що підвищує загальну точність моделі. На вихідному шарі YOLOv8 використовується сигмоїдна функція активації для оцінки присутності об'єкта, що вказує на ймовірність того, що обмежувальний прямокутник містить об'єкт. Для ймовірностей класів застосовується функція softmax, яка відображає ймовірності належності об'єктів до кожного можливого класу.

YOLOv8 використовує функції втрат CIoU та DFL для втрат обмежувального прямокутника, а також двійкову крос-ентропію для втрат класифікації. Ці функції втрат підвищують ефективність детекції об'єктів, особливо в випадках з меншими об'єктами. Крім того, YOLOv8 пропонує модель семантичної сегментації під назвою YOLOv8-Seg. Вона базується на екстракторі характеристик CSPDarknet53, після чого слідує модуль C2f замість традиційної архітектури ший YOLO. За модулем C2f розташовані дві голови сегментації, які навчаються передбачати маски семантичної сегментації для вхідного зображення.

Модель має схожі голови для детекції, як і у YOLOv8, що складаються з п'яти модулів детекції та шару передбачення. YOLOv8-Seg продемонструвала високі результати на різних бенчмарках для детекції об'єктів і семантичної сегментації, зберігаючи при цьому високу швидкість і ефективність. YOLOv8 може бути запущена з командного рядка (CLI) або встановлена як пакет PIP. Крім того, вона постачається з численними інтеграціями для маркування, навчання та впровадження.

Моделі було навчено з використанням набору даних, який включає різноманітні умови для виявлення об'єктів. Для тренування застосовувалися обчислювальні ресурси Google Colab, що дозволило забезпечити належну продуктивність і точність ідентифікації.

Перелік посилань

1. Zhou X., Jain A., Phoha V. V. "Fake news early detection: A theory-driven model." arXiv, vol. 1, no. 2, pp. 1–25, 2019.
2. "Introduction to Convolutional Neural Networks (CNN)." Available at: <https://www.analyticsvidhya.com>. (Accessed: 20 September 2024).

ДОДАТОК Б

ПРЕЗЕНТАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

Автор роботи: Іван Андросюк
Керівник роботи: Олександр Пасічник

Актуальність теми

В умовах стрімкого розвитку авіаційних та космічних технологій, а також зростаючої доступності малогабаритних повітряних об'єктів, таких як безпілотні літальні апарати (БПЛА), значення ефективних засобів їх ідентифікації стає дедалі актуальнішим. Малий розмір, висока маневровість та можливість функціонування в різних умовах роблять ці об'єкти складними для виявлення та класифікації за допомогою традиційних технологій, таких як радіолокація чи оптико-електронні засоби. Це, у свою чергу, створює значні виклики як для цивільної авіації, так і для систем забезпечення національної безпеки.

Аналіз предметної області та огляд теоретичних підходів

Аналіз існуючих рішень у сфері ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів демонструє широкий спектр підходів, кожен із яких має свої переваги та обмеження. Сучасні системи ідентифікації базуються на поєднанні різних типів сенсорів, алгоритмів обробки даних та інтелектуальних методів аналізу. Основна тенденція полягає у розробці інтегрованих рішень, які поєднують дані з радарів, оптичних систем та інфрачервоних камер, а також використовують алгоритми штучного інтелекту для підвищення точності та швидкості ідентифікації.

Аналіз предметної області та огляд теоретичних підходів

Традиційні методи ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів ґрунтуються на використанні радіолокаційних, оптичних, інфрачервоних та акустичних сенсорів, а також алгоритмів обробки сигналів та зображень.

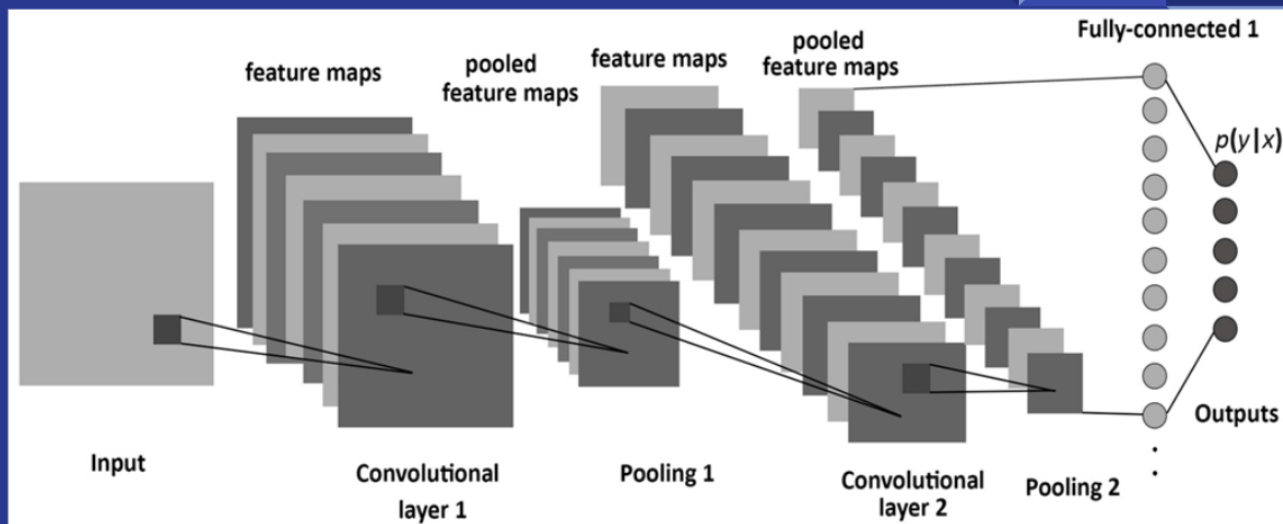
Методи машинного навчання у контексті ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, став наступним кроком після традиційних методів, оскільки він дозволяє автоматизувати процес виділення ключових характеристик об'єкта та прийняття рішень на основі аналізу даних.

Глибокі нейронні мережі модель була заснована на ідеї, що штучні нейрони можуть імітувати поведінку біологічних нейронів, навчаючись на основі вхідних даних. Однак персептрон мав серйозні обмеження, оскільки міг вирішувати лише лінійно роздільні задачі.

Згорткові нейронні мережі

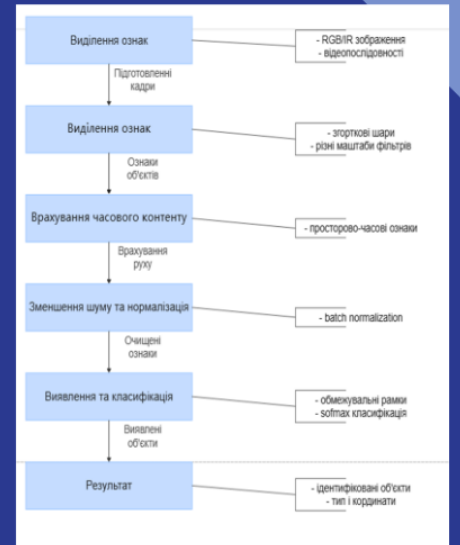
Конволюційні нейронні мережі (CNN) є ключовою технологією для аналізу візуальних даних, таких як зображення з оптичних камер чи тепловізорів. Вони ефективно виділяють особливості об'єктів, наприклад, контури, текстури або форму, що дозволяє класифікувати об'єкти навіть у складних умовах. Сучасні архітектури CNN, такі як ResNet чи EfficientNet, забезпечують високу точність ідентифікації завдяки глибоким шарам і передовим методам обробки даних. Рекурентні нейронні мережі (RNN) та їхні модифікації (LSTM, GRU) використовуються для аналізу часових даних, таких як траєкторії польоту. Вони дозволяють враховувати динаміку руху об'єктів, що є критично важливим для їхньої ідентифікації у реальному часі.

Згорткові нейронні мережі



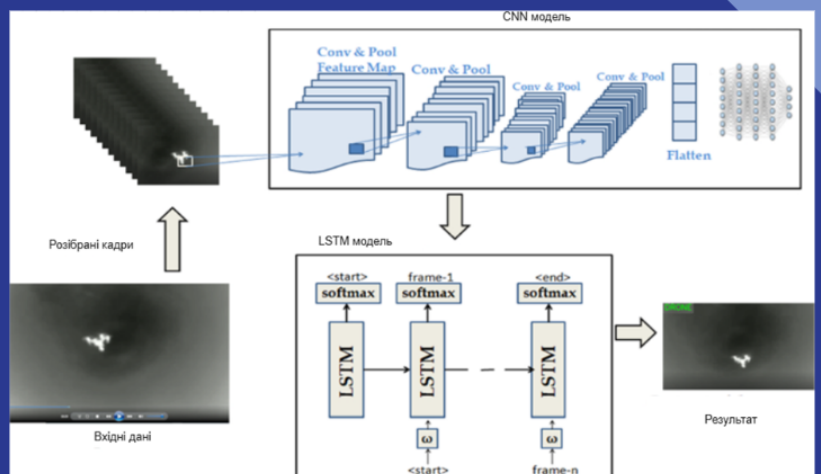
Адаптація згорткових нейронних мереж

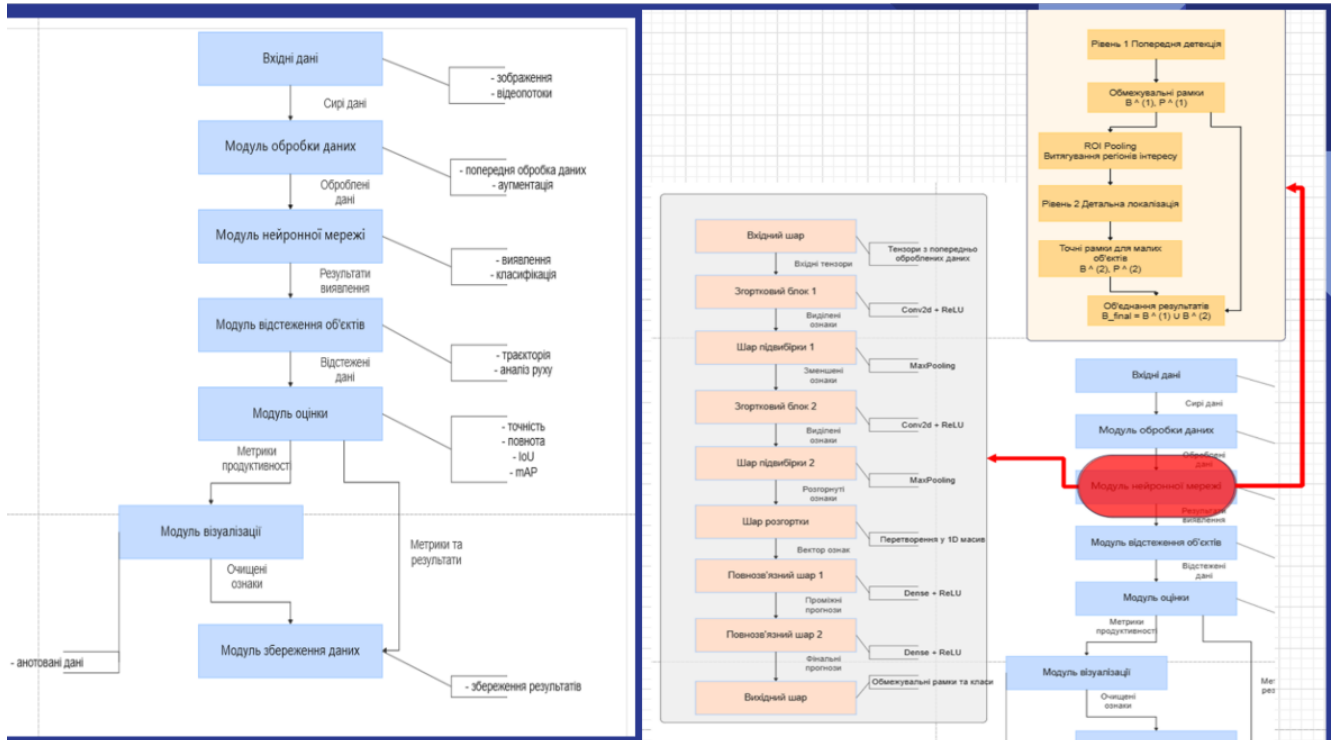
Адаптація згорткових нейронних мереж для задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів включає використання багатoshарових фільтрів для врахування масштабів об'єктів, інтеграцію просторово-часових ознак для роботи з відеопослідовностями та нормалізацію для зменшення шуму.



Імплементація згорткових нейронних мереж

Імплементація згорткових нейронних мереж (CNN) для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів є багатоступеневим процесом, який включає підготовку даних, розробку архітектури моделі, навчання та тестування.





Основна функціональність

Інформаційна система для ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів реалізує широкий набір функцій, спрямованих на автоматизацію процесу виявлення, класифікації, відстеження та аналізу об'єктів у реальному часі. Основна функціональність системи охоплює всі етапи роботи — від обробки вхідних даних до виведення результатів. Функції інформаційної системи:

Тестування методу

- тестування виявлення об'єктів - перевірка здатності моделі виявляти малогабаритні повітряні об'єкти в різних умовах. Для кожного кадру моделі подавалися зображення з тестової множини, а результати порівнювалися з анотаціями. Основною метрикою була Intersection over Union (IoU), яка оцінює точність прогнозованих обмежувальних рамок щодо реальних координат об'єкта.
- тестування класифікації об'єктів - аналіз точності визначення класу об'єкта. Для кожного виявленого об'єкта система прогнозувала клас, і ці результати порівнювалися з реальними мітками. Основними метриками були точність (Precision) і повнота (Recall).
- тестування відстеження об'єктів - оцінка здатності системи відстежувати траєкторії руху об'єктів у відеопотоці. Для цього використовувалися алгоритми трекінгу, такі як Kalman Filter. Аналізувалися стабільність та точність відстеження об'єктів, навіть якщо вони тимчасово зникають із поля зору.
- тестування на різноманітних фонах і умовах - модель тестувалася на кадрах із різними фонами, освітленням і погодними умовами. Оцінювалася її здатність працювати у складних сценаріях, наприклад, у присутності шуму, туману чи сильного вітру.

Результати тестування

- тестування виявлення об'єктів - середній показник IoU склав **75%**, що свідчить про високу точність прогнозування обмежувальних рамок
- тестування класифікації об'єктів - точність (Precision) досягла **80%**, а повнота (Recall) — **78%**. Це вказує на високу якість класифікації з мінімальною кількістю хибно позитивних і хибно негативних результатів.
- тестування відстеження об'єктів - система демонструє стабільність навіть у складних сценаріях. Алгоритми трекінгу ефективно відстежували об'єкти, забезпечуючи правильне прогнозування їхніх траєкторій.
- тестування на різноманітних фонах і умовах - модель зберігала стабільність і точність навіть у випадках складного фону, змінного освітлення та поганих погодних умов.
- тестування продуктивності - для оцінки продуктивності системи були проаналізовані такі аспекти: швидкість обробки та чутливість до розміру об'єкту. Модель досягла середньої швидкості обробки 25 кадрів за секунду на GPU, що дозволяє працювати в режимі реального часу. Система ефективно виявляла об'єкти, розмір яких становив від 5 до 50 пікселів, але знижувала точність при меншому розмірі об'єктів.

Наукові публікації

Основні наукові та практичні результати пройшли апробацію на науково-практичній конференції – XVI Всеукраїнська науково-практична конференція “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2024)”, м. Хмельницький, ХНУ, 15-16 листопада 2024 р. (Андросюк І.О., Пасічник О.А., Скрипник Т.К., Мазурець О.В. Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об’єктів нейромережевими засобами // Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2024)”. – Хмельницький: ХНУ, 2024. – С. 23 – 25.

Висновки

У межах виконання магістерської роботи було проведено дослідження, спрямоване на розробку та оцінку методу ідентифікації малогабаритних повітряних об’єктів із використанням нейромережових засобів. Усі етапи, починаючи від аналізу предметної області та визначення мети роботи до тестування і оцінювання системи, дозволили досягти поставленої мети й отримати вагомий науковий та практичний результати.

Результати дослідження підтвердили, що нейромережові методи є ефективним інструментом для вирішення задачі ідентифікації малогабаритних повітряних об’єктів. Створена система показала високу точність, стабільність і швидкодію, що дозволяє її застосовувати в різних галузях, таких як моніторинг повітряного простору, безпека, контроль дронів і дослідницькі завдання. Практична значущість роботи полягає в можливості використання розробленого рішення в реальних умовах, а наукова новизна — у вдосконаленні підходів до роботи з малими об’єктами за допомогою нейромереж.

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 12%

ID: 161106 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами Додано в БД: 2024-12-18 Автора: Іван АНДРОСЮК Керівники: Олександр ПАСІЧНИК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	77530	1167	2424 (3%)	37 (3%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

Автор: Іван АНДРОСЮК

Співавтор:

Назва: Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

Науковий керівник: Олександр ПАСІЧНИК, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 2.4%

Коефіцієнт подібності 2: 0.5%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 13

Інтервали: 0

Білі знаки: 79

Дата створення звіту: 2024-12-18 20:05:25.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

Дата

18.12.2024

експерт

Резушевський С.Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами

Автор: Андросюк Іван Олександрович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.т.н., доцент Пасічник Олександр Анатолійович

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

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

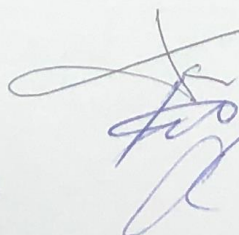
1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 1,0 %, схожість виявлена зі звітом автора з науково-дослідної практики.

2) за програмою StrikePlagiarism КПІ 2,40%, КЦ 0,15%, які містять матеріали огляду предметної області; інші схожості є фрагментарними – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни, скорочення та визначення, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи. Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КН



Олександр ПАСІЧНИК

Руслан БАГРІЙ

Олександр БАРМАК



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-23-1 Андросюка Івана за темою: *Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами*

1. Актуальність теми

Необхідність впровадження ефективних рішень для вирішення проблеми ідентифікації повітряних об'єктів у сучасних реаліях полягає у можливості створення сучасних систем моніторингу та ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, що здатні ефективно функціонувати у складних умовах експлуатації. Використання розроблених нейромережових методів дозволяє забезпечити високу точність та швидкість аналізу даних, отриманих від сенсорів, таких як оптичні та інфрачервоні камери. Це сприяє підвищенню рівня безпеки в повітряному просторі, особливо у зонах з інтенсивним використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА), які можуть становити потенційну загрозу для цивільних та військових об'єктів.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Кваліфікаційна робота магістра КНм-23-1 Івана Андросюка за ступенем обґрунтованості наукових положень, новизни, а також обсягом, структурою та змістом викладеного матеріалу відповідає вимогам щодо наукових робіт. У роботі використані методи, що повністю відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки

3. Професійні та особистісні якості магістранта

В період виконання кваліфікаційної роботи магістра Іван Андросюк виявив себе кваліфікованим фахівцем здатним на високому рівні виконувати поставлені завдання. Володіє необхідними професійними навичками та загальними компетентостями.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Кваліфікаційна робота виконана студентом особисто. Визначення мети та постановка задач виконувалося спільно з науковим керівником.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Удосконалено метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, який відрізняється від існуючих застосуванням каскадної архітектури до згорткової нейронної

мережі з поєднанням попереднього детектування великих об'єктів та детальної локалізації малих об'єктів. Результати роботи доповідалися на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції "Актуальні проблеми комп'ютерних наук (АПКН – 2024)", м. Хмельницький, ХНУ, 15-16 листопада 2024 р.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Продемонстровано високий рівень володіння методами дослідження, які були використанні у роботі.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи розкрита якісно на високому рівні, задачі дослідження виконані в повному обсязі.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу

Позитивними рисами кваліфікаційної роботи є системність та послідовність викладення матеріалу. Продемонстрована здатність збирати і аналізувати дані, для забезпечення якості прийняття рішень. У кваліфікаційній роботі магістра формалізовані та систематизовані вимоги до розробленої комп'ютерної системи. Робота відповідає всім граматичним нормам та демонструє зрозумілий, виважений стиль подання інформації.

9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Результати роботи можуть бути використані при ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів з метою виявлення об'єктів штучного походження.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Кваліфікаційна робота магістра Івана Андросюка виконана повністю у відповідності із представленими вимогами та є завершеною науковою працею. Вона містить рішення наукової задачі, яка по суті полягає у реалізації методу побудови структурно-логічної схеми освітніх компонентів за генетичним. З огляду на вище сказане, робота рекомендується до захисту та заслуговує на оцінку «добре».

Науковий керівник _____



к.т.н., доц.. Олександр ПАСІЧНИК



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

зр. КНМ-23-1 Андросюка Івана за темою: *Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами.*

1. Актуальність обраної теми

Необхідність впровадження ефективних рішень для вирішення проблеми ідентифікації повітряних об'єктів у сучасних реаліях полягає у можливості створення сучасних систем моніторингу та ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, що здатні ефективно функціонувати у складних умовах експлуатації. Використання розроблених нейромережесих методів дозволяє забезпечити високу точність та швидкість аналізу даних, отриманих від сенсорів, таких як оптичні та інфрачервоні камери. Це сприяє підвищенню рівня безпеки в повітряному просторі, особливо у зонах з інтенсивним використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА), які можуть становити потенційну загрозу для цивільних та військових об'єктів.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Тема кваліфікаційної роботи у повній мірі відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра згідно Стандарту освіти.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

В роботі наведено аналіз моделей та методів нейромережесих засобів в задачах розпізнавання та класифікації; спроектовано метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами; визначено набір критеріїв для оцінки результатів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами; виконано програмну реалізацію методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами; проведено експериментальне тестування методу за еталонними наборами даних.

4. Наявність наукової новизни

Удосконалено метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів, який відрізняється від існуючих застосуванням каскадної архітектури до згорткової нейронної мережі з поєднанням попереднього детектування великих об'єктів та детальної локалізації малих об'єктів. Результати роботи доповідалися на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції "Актуальні проблеми комп'ютерних наук (АПКН – 2024)", м. Хмельницький, ХНУ, 15-16 листопада 2024 р.

5. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі наведено характеристику предметної області з оглядом підходів до методів ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами метод побудови структурно-логічної схеми освітніх компонентів. Визначено мету та задачі дослідження. В другому розділі реалізовано метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами. В третьому розділі виконана програмна реалізація методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами. В четвертому розділі виконано дослідження реалізованого методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами та його тестування.

6. Ступінь розкриття теми роботи

Кваліфікаційна робота магістра присвячена методу ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами. В рамках роботи було проаналізовано предметну область, програмні системи для вирішення аналогічних завдань, створено відповідний метод та його програмна реалізація із проведенням необхідного тестування та досліджень. Тема роботи розкрита якісно на високому рівні, задачі дослідження виконані в повному обсязі.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Кваліфікаційна робота магістра відповідає всім вимогам до оформлення таких робіт. Стиль подання інформації є фаховим та зрозумілим. Робота не містить стилістичних відхилень та відповідає всім нормам граматики. Робота виконана логічно, послідовно та аргументовано. Матеріал викладено якісно із дотриманням вимог до професійного літературного стилю.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

В роботі не зазначено, які структури можуть використовувати запропонований метод.

9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота.

Беручи до уваги новизну, актуальність, важливість отриманих результатів, їх достовірність та обґрунтованість, вважаю, що кваліфікаційна робота магістра Івана Андросюка «Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами» є оригінальним та завершеним науковим дослідженням. Кваліфікаційна робота магістра Івана Андросюка рекомендується до захисту, рекомендована оцінка «добре».

Опонент

Мартусови В.В.
зав. каф. АІТТ&Р