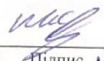
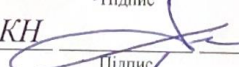
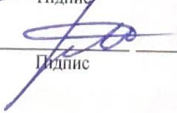


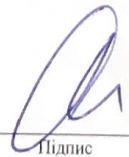
Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
БАКАЛАВРА**

на тему Метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ
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 групи КН-21-2  Максим НЕСТЕРЧУК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр ПАСІЧНИК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

20 06 2025 р.

Хмельницький 2025

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

ЗАТВЕРДЖУЮ
 Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК
 «10» 02 2025 року

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення літаків за аналізом зображень літовиць нейромережевими засобами»
2. Завдання видано студенту Максиму Нестерчуку
(Ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр Пасічник
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від «07» 02 2025 р. № 23
5. Дата видачі завдання студенту: «10» 02 2025 р.
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовиць нейромережевими засобами. Для досягнення мети слід виконати такі задачі: провести аналіз методів виявлення літаків за аналізом зображень літовиць; провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень літовиць; спроектувати метод виявлення літаків за аналізом зображень літовиць нейромережевими засобами; виконати програмну реалізацію методу; виконати дослідження точності спроектованого методу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	Виконано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	Виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	Виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	Виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	Виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	Виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	Виконано

Виконавець:

студент групи КН-21-2

Група виконавця



Підпис

Максим НЕСТЕРЧУК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

к.т.н., доц. каф. КН

Науковий ступінь, посада



Підпис

Олександр ПАСІЧНИК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень.....	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі	6
1.1 Огляд теоретичних підходів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ.....	6
1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень	8
1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області	11
1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи	12
Розділ 2 Проектування методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами.....	13
2.1 Основна ідея методу	13
2.2 Загальна архітектура нейронної мережі YOLO	17
2.3 Імплементация нейронної мережі	20
2.4 Метод виявлення літаків нейромережовими засобами	22
2.5 Критерії оцінювання точності	25
2.6 Висновки до розділу 2	25
Розділ 3 Експериментальне тестування методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами.....	27
3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових	27
3.2 Засоби програмної реалізації методу	30
3.3 Особливості реалізації програмних складових.....	32
3.4 Тестування програмної реалізації методу та вимоги до розгортання	33
3.5 Дослідження точності методу.....	37
3.5.1 Оціночний набір даних.....	38
3.5.2 Тестування методу.....	40
3.5.3 Оцінювання точності методу.....	41
3.6. Висновки до розділу 3	42
Загальні висновки.....	44
Перелік посилань.....	46
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
БД	База даних
ПЗ	Пояснювальна записка
ПП	Програмний продукт
СКБД	Система керування базами даних
ТНМ	Тестовий навчальний матеріал
ХНУ	Хмельницький національний університет.
AI	Artificial Intelligence / штучний інтелект
CNN	Convolutional Neural Network / згорткова нейронна мережа
YOLO	Архітектура нейромережі для детекції об'єктів
YOLOv8	Восьма версія моделі YOLO з покращеною точністю
mAP	Mean Average Precision – середня точність
IoU	Intersection over Union – коефіцієнт перетину об'єктів
F1-score	Гармонійне середнє між Precision та Recall
FPR	False Positive Rate – частка хибнопозитивних виявлень
CV	Computer Vision – комп'ютерний зір
DL	Deep Learning – глибоке навчання
PyTorch	Фреймворк для глибокого навчання
OpenCV	Бібліотека комп'ютерного зору
Albumentations	Бібліотека для аугментації зображень
Tkinter	Python-фреймворк для створення графічного інтерфейсу

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами. Спроектований метод використовує нейромережеві засоби, зокрема сучасні архітектури глибоких нейронних мереж аналізу зображень літовищ та виявлення літаків.

Актуальність. Сучасний етап розвитку технологій значною мірою зумовлений стрімким прогресом у сфері цифрових технологій, інформаційних систем та програмних рішень. Вони відіграють вирішальну роль у повсякденному житті та у різних галузях, включаючи безпеку, транспорт та авіацію. У зв'язку з цим, виявлення та ідентифікація літаків у реальному часі є важливою задачею для підвищення безпеки авіаційного транспорту, як на етапі підготовки до зльоту, так і на етапі приземлення.

Один із найбільш важливих елементів безпеки в авіації - це контроль за рухом та виявлення літаків на злітно-посадкових смугах, особливо у випадках, коли видимість обмежена чи на літовищах працюють кілька повітряних суден одночасно. Вчасне виявлення літаків може запобігти несанкціонованому доступу до смуг, аварійним ситуаціям та зіткненням, що є критично важливим для збереження життя пасажирів і безпеки польотів.

У зв'язку з цим, актуальним стає питання розробки та впровадження ефективних технологій для автоматичного виявлення літаків. Одним із перспективних методів є використання нейромережевих технологій для автоматизованого аналізу зображень, що надходять з камер спостереження, розташованих на злітно-посадкових смугах. Оскільки нейронні мережі здатні обробляти великі обсяги даних і швидко реагувати на зміни, використання таких засобів дозволяє значно підвищити точність виявлення літаків у різних умовах.

Нейронні мережі для виявлення літаків мають кілька важливих переваг. Вони можуть бути адаптовані до різних типів зображень, незалежно від зміни погодних умов або освітлення. Крім того, вони здатні обробляти великі обсяги зображень у

реальному часі, що дозволяє оперативно здійснювати контроль за станом літака на смугах.

Об'єкт дослідження – процес виявлення літаків на зображеннях літовищ.

Предмет дослідження – нейромережеві методи та технології для виявлення літаків за аналізом зображень літовищ.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра.

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- провести аналіз методів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень літовищ;
- спроектувати метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами;
- виконати дослідження точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами.

Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі

1.1 Огляд теоретичних підходів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ

Історично методи виявлення літаків базувалися на візуальному аналізі зображень оператором. Людина здійснювала ідентифікацію об'єктів на основі досвіду, знання форми повітряного судна, контексту сцени та елементів навколишньої інфраструктури. Такі методи мали суттєві обмеження: вони були трудомісткими, залежали від людського фактора, не дозволяли ефективно обробляти великі обсяги даних та не забезпечували високої повторюваності [1].

Подальший розвиток технологій призвів до появи напівавтоматизованих підходів, де оператор міг використовувати цифрові інструменти для покращення зображення, підвищення контрастності або виокремлення контурів. Наприклад, у роботі описано застосування кластеризації кутових ознак для виокремлення зон, ймовірно пов'язаних із повітряними суднами, що дозволяє зменшити область пошуку. Однак навіть такі методи залишались залежними від ручної участі та не могли гарантувати стабільну якість при обробці складних сцен [2].

На сучасному етапі дослідження зосереджуються на автоматизованих методах виявлення, зокрема на тих, що базуються на алгоритмах комп'ютерного зору та глибокого навчання.

Класичні методи включають порогову сегментацію, обробку контурів, детектори градієнтів, гістограми орієнтованих градієнтів (HOG), каскади Хаара та інші [3-4].

Більш перспективними стали методи, що поєднують засоби попередньої обробки (наприклад, фільтрація шумів у SAR-зображеннях [5]) з інтелектуальними класифікаторами, що автоматично розпізнають ознаки об'єктів. Часто застосовуються модифіковані структури на базі згорткових нейронних мереж (CNN), які імітують багаторівневу обробку зорової інформації, притаманну

біологічним системам [6, 7].

Окрему увагу приділяють виявленню літаків на складному фоні, наприклад, у міських аеропортах або в умовах слабкого освітлення. У таких ситуаціях важливим є врахування не лише форми, а й контексту сцени, зокрема наявності тіней, розташування злітно-посадкових смуг або інших технічних елементів. Деякі сучасні методи застосовують підхід з багатопотоковою обробкою даних, де поєднуються ознаки з інфрачервоного та видимого спектра.

Також активно досліджуються алгоритми сегментації та локалізації літаків, зокрема за допомогою архітектур, що можуть відновлювати маски об'єктів або виділяти орієнтацію об'єкта [8, 9].

Ці методи важливі в умовах скупчення повітряних суден на стоянках або в кадрах з високою щільністю об'єктів.

Серед підходів, які не оперують повноцінними нейромережами, але забезпечують певну автоматизацію процесу, варто зазначити алгоритми на основі інтенсивності та обертових інваріантних ознак - наприклад, у роботі [10] використано фільтр інтенсивності в колі для попередньої сегментації, а також опис ознак із врахуванням повороту та масштабу.

Хоча конкретні архітектури типу YOLO згадуються в деяких роботах [11], [12] як приклади, в даній кваліфікаційній роботі увагу зосереджено не на конкретній моделі, а на узагальненій концепції виявлення об'єктів у складному зображенні з використанням ознак, що можуть автоматично навчатися або бути задані вручну.

Також дослідники приділяють увагу ефективності методів. Наприклад, у роботах [13 - 15] аналізується швидкість обробки кадру, вплив шумів, адаптивність моделей до нових локацій. Все це вказує на те, що навіть сучасні методи потребують адаптації до умов реального середовища.

У світлі зростаючої кількості зображень, що надходять з безпілотників, супутників, наземних камер, і потреби в швидкому та масштабованому аналізі, тематика автоматизованого виявлення літаків є перспективною і має широкий потенціал застосування - від моніторингу до безпеки літовищ [16].

1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережевих засобів для виявлення літаків за аналізом зображень

Нейромережеві засоби, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), є потужними інструментами для автоматичного аналізу зображень та виявлення об'єктів на них. Вони використовуються у багатьох сферах, таких як безпека, охорона навколишнього середовища, авіація та медицина [17]. В контексті виявлення літаків на зображеннях літовищ, нейромережі дозволяють швидко і точно обробляти великі обсяги даних, здійснюючи аналіз зображень у реальному часі, що має важливе значення для забезпечення безпеки авіаційних об'єктів.

Одним з найбільш поширених типів нейронних мереж для задач виявлення об'єктів є згорткові нейронні мережі (CNN). Ці мережі здатні ефективно виявляти патерни на зображеннях, автоматично виділяючи ознаки, такі як контури, кольори та текстури, що є корисними для виявлення літаків [18]. Згорткові мережі активно використовуються у сучасних системах виявлення об'єктів, таких як YOLO (You Only Look Once), для реалізації швидкого й точного виявлення літаків.

Однак, для більшої точності виявлення літаків, застосовуються й інші нейромережеві моделі, такі як Region-based CNN (R-CNN) та Generative Adversarial Networks (GAN). R-CNN дає можливість покращити точність детекції завдяки додатковому аналізу кожної області на зображенні, що потенційно містить об'єкт. Водночас, GAN дозволяє генерувати нові зображення для тренування, що може бути корисним для розширення набору даних, зокрема у випадку дефіциту зображень літаків [21].

YOLO (You Only Look Once) є однією з найпопулярніших нейронних мереж, яка використовується для виявлення об'єктів на зображеннях у реальному часі. [22] Модель була представлена в 2016 році і з того часу набула значної популярності завдяки своїй здатності одночасно здійснювати локалізацію та класифікацію об'єктів. YOLO обробляє зображення в цілому за один прохід, що дозволяє досягти високої швидкості детекції. Мережа поділяє зображення на сітку і для кожної

клітинки передбачає ймовірність наявності об'єкта, координати його обмежувальної рамки, а також клас цього об'єкта [23]. Цей підхід дає змогу нейронній мережі швидко і ефективно виявляти об'єкти на зображеннях без необхідності виконання окремих кроків для кожного виявленого об'єкта [24].

Моделі YOLO пройшли кілька кроків розвитку, що забезпечило їх постійне вдосконалення. Оригінальна версія YOLO, представлена в 2016 році, мала обмежену точність, але високу швидкість обробки. YOLOv2, що з'явилася в 2017 році, підвищила точність виявлення та покращила здатність працювати з різними типами об'єктів [25]. У наступних версіях, таких як YOLOv3 і YOLOv4, було досягнуто значних покращень у точності завдяки використанню нових методів, таких як багат шарові мережі для виявлення об'єктів різних розмірів, а також нові техніки аугментації даних для покращення адаптивності мережі [26]. З останніми версіями, YOLOv5 і YOLOv8, значно покращено ефективність і швидкість роботи в реальному часі, а також підтримка більшої кількості класів об'єктів [27]. Модель YOLO є чудовим вибором для реалізації задачі виявлення літаків на зображеннях, оскільки вона здатна швидко і точно обробляти зображення, виявляючи літак на злітно-посадковій смузі або на супутникових знімках [28]. Особливістю цієї моделі є її здатність працювати в реальному часі, що є важливим для застосувань у реальних умовах, коли потрібно оперативно приймати рішення на основі виявлених об'єктів.

Зокрема, вона дає змогу визначити точне місце розташування літака, навіть якщо він знаходиться на великій відстані чи знаходиться в тіні або на фоні іншого об'єкта [29].

Загалом, нейромережі мають кілька переваг для виявлення літаків, серед яких автоматичне виділення важливих ознак без потреби ручного втручання, адаптивність до різних умов, таких як зміни освітлення або погодних умов, а також здатність працювати в реальному часі [30].

Вони забезпечують високий рівень точності, що є критичним для задач безпеки на аеропортах та інших авіаційних об'єктах [31].

Однак, для досягнення високої точності необхідно враховувати й деякі

недоліки нейромережових методів. Зокрема, високі вимоги до обчислювальних ресурсів, такі як потужні графічні процесори, можуть бути проблемою, особливо при використанні великих датасетів і складних моделей [32]. Крім того, для ефективного навчання нейронних мереж необхідно мати велику кількість анотованих даних, що не завжди можливо для специфічних задач, таких як виявлення літаків з виду зверху [33].

Для нашого завдання виявлення літаків за допомогою аналізу зображень літовищ, вибір YOLO обґрунтований її здатністю до швидкого виявлення об'єктів навіть на складних зображеннях, що можуть бути викликані різними умовами освітлення, погодними умовами або кутом зйомки [34]. Модель YOLO вже продемонструвала свою ефективність у багатьох застосуваннях і є універсальним інструментом для виявлення різних об'єктів, включаючи літаки, на зображеннях [35].

Завдяки адаптивності, швидкості і високій точності, YOLO є найкращим вибором для вирішення задачі виявлення літаків на зображеннях, оскільки вона дозволяє працювати з великими обсягами даних без втрати продуктивності і адаптуватися до різних умов зйомки (таблиця 1.1).

Це робить її важливим інструментом для підвищення рівня безпеки на аеродромах і поліпшення точності виявлення об'єктів на злітно-посадкових смугах [36].

Таблиця 1.1 - Таблиця порівняння

Метод	Точність	Швидкість обробки	Вимоги до ресурсів	Складність реалізації
YOLO	Висока	Дуже висока	Помірні	Середня
Faster R-CNN	Дуже висока	Низька	Високі	Висока
SSD	Висока	Висока	Помірні	Середня

1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Для ефективної реалізації методу автоматизованого виявлення літаків за аналізом зображень літовищ важливим є врахування наявних програмних рішень, які демонструють практичну придатність до цієї задачі.

Одним із провідних комерційних рішень є Airbus OneAtlas / Airbus Pleiades – програмна платформа для обробки супутникових знімків, яка містить модулі автоматичного виявлення літаків у масштабних зображеннях аеродромів. Ця система активно використовується у моніторингових цілях та для задач оборонної безпеки [37].

Серед спеціалізованих систем для моніторингу аеропортів варто відзначити Deer4Air – програмний фреймворк для автоматичного аналізу відеопотоків із камер спостереження. Його архітектура базується на використанні каскаду згорткових нейронних мереж і дозволяє здійснювати виявлення літаків у режимі реального часу, що особливо актуально для служб безпеки аеропортів [38].

У сфері використання даних радарної зйомки перспективним є рішення SAR-NTV-YOLOv8, яке демонструє ефективність у виявленні літаків на SAR-зображеннях. Його архітектура адаптована для роботи зі складними фоновими структурами, що типові для зображень, отриманих методом радіолокаційного сканування [39].

Системи для підтримки автономної навігації безпілотних літальних апаратів активно впроваджують рішення на основі модифікованої моделі YOLO-RWY. Вона дозволяє одночасно виявляти літаки та злітно-посадкові смуги, забезпечуючи можливість безпечної посадки і зльоту у режимі автоматичного керування [40].

Платформа Roboflow Universe пропонує широкий вибір pretrained моделей YOLO, оптимізованих для задачі «Aircraft detection». Готові пайплайни дозволяють швидко налаштувати власні рішення для ідентифікації літаків на будь-якому типі зображень – від супутникових до зображень з дронів [41].

У галузі оборонних систем застосовується програмне рішення ViSen (Visual Sensor Networks), яке інтегрується у військові системи моніторингу аеродромів. Ця система підтримує автоматичне виявлення та відстеження авіаційних об'єктів у

відеопотоках високої роздільної здатності [42].

Відкрите рішення TensorFlow Object Detection API також широко застосовується у розробці систем для виявлення літаків за зображеннями. Наявність готових моделей (Faster R-CNN, SSD) дозволяє гнучко адаптувати ці алгоритми під специфічні умови задачі [43].

У результаті аналізу предметної області встановлено, що на сьогодні вже існує значна кількість готових програмних рішень, які забезпечують високу ефективність у задачі автоматизованого виявлення літаків за зображеннями.

1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Виконано огляд теоретичних підходів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ, проаналізовано можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень та інформаційного забезпечення предметної області.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами.

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- провести аналіз методів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень літовищ;
- спроектувати метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами;
- виконати програмну реалізацію методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами;
- виконати дослідження точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами.

Розділ 2 Проектування методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами

2.1 Основна ідея методу

Метод виявлення літаків на основі аналізу зображень літовищ базується на комплексному підході, що включає чотири ключові кроки, кожен з яких має важливе значення для підвищення ефективності детекції. Метод передбачає підготовку даних, їхню попередню обробку, застосування нейромережевої архітектури, постпроцесинг результатів та їхню інтерпретацію. Кожен із цих кроків є критично важливим і взаємопов'язаним, забезпечуючи максимальну ефективність роботи системи (рисунок 2.1).

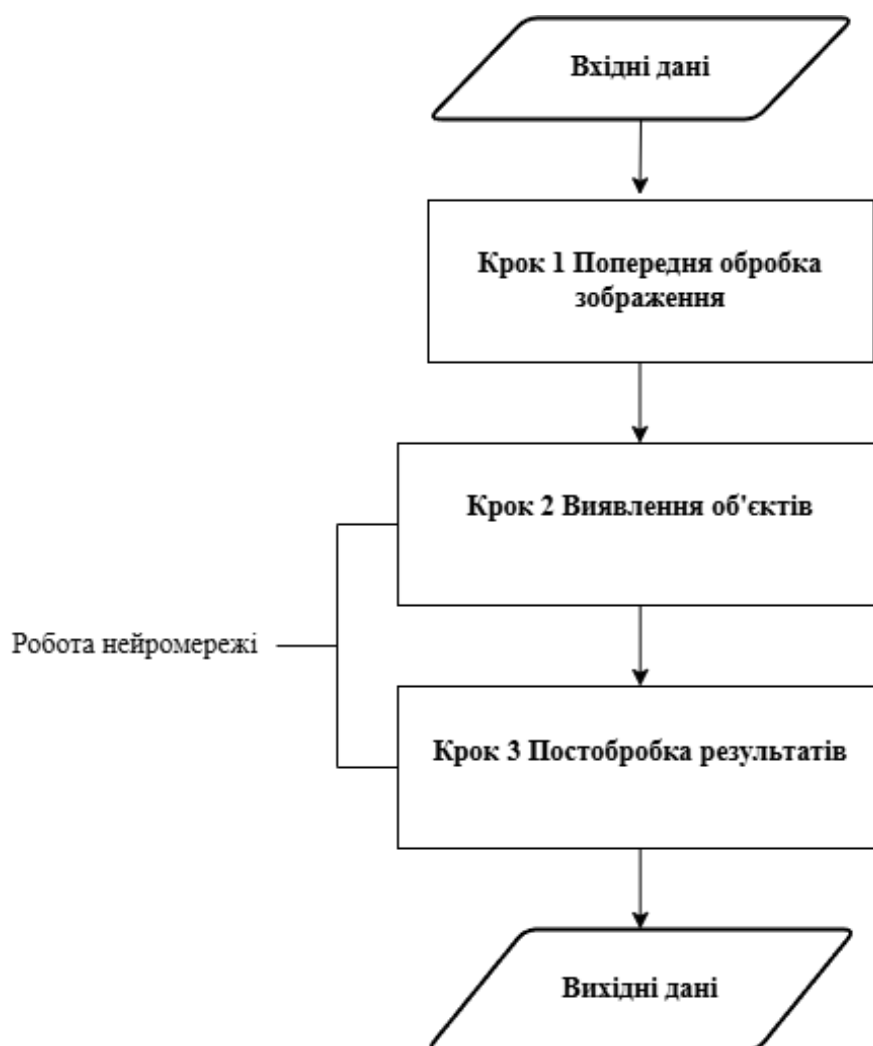


Рисунок 2.1 – Основна ідея методу

Під час підготовки даних включено збір великої кількості зображень літовищ із різних джерел, зокрема супутникових та аерофотознімків. На цьому кроці необхідно забезпечити правильне маркування літаків, що дозволить нейромережі навчитися ідентифікувати об'єкти в різних умовах. Для цього використовується спеціалізоване програмне забезпечення для анотації, що дозволяє розмічати координати літаків на знімках. Виконання аугментації зображень, включаючи зміну освітлення, повороти, віддзеркалення та масштабування, дозволяє розширити навчальну вибірку та зробити модель більш стійкою до змінних умов зйомки.

Попередня обробка зображень важливий крок, що спрямований на підвищення якості вхідних даних. Цей процес включає нормалізацію яскравості та контрастності, фільтрацію шумів, а також видалення непотрібних елементів фону. Важливою частиною цього кроку є приведення всіх зображень до єдиного формату, що відповідає вимогам обраної нейромережевої архітектури. Використання адаптивних алгоритмів покращення якості дозволяє зменшити вплив зовнішніх факторів, таких як погодні умови та тіні, що можуть ускладнювати детекцію.

Застосування нейромережевої архітектури основний крок методу виявлення літаків. У цій роботі розглядаються сучасні згорткові нейронні мережі, зокрема YOLO, Faster R-CNN та SSD, які демонструють високу точність та продуктивність у завданнях детекції об'єктів. Вибір конкретної моделі залежить від вимог до швидкодії та точності розпізнавання. YOLO відзначається високою швидкістю обробки, що дозволяє використовувати її у системах реального часу, тоді як Faster R-CNN забезпечує більш високу точність, але працює повільніше. SSD є проміжним варіантом, що поєднує швидкодію та точність, що робить його оптимальним для багатьох практичних застосувань.

Постпроцесинг результатів включає додаткову обробку отриманих координат літаків та їхню фільтрацію. Оскільки нейромережеві моделі можуть давати певну кількість хибних спрацьовувань, використовується механізм усереднення результатів та відсіювання низькоякісних детекцій. Метод об'єднання межових рамок (Non-Maximum Suppression) дозволяє зменшити кількість

дублюючих виявлень та підвищити точність розпізнавання. Додатково застосовуються методи аналізу контексту, що дозволяють виключати об'єкти, які не є літаками, зменшуючи ймовірність помилкових позитивних визначень.

Інтерпретація результатів є завершальним кроком, що дозволяє використовувати отримані дані для практичних цілей. Виявлені об'єкти можуть бути нанесені на карту для візуалізації розташування літаків у реальному часі, що є корисним для систем моніторингу повітряного простору. Інформація про кількість та розташування літаків може бути інтегрована у систему контролю аеропортів або військових баз для підвищення безпеки та оптимізації управління повітряним рухом.

Загальна структура методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ умовно поділяється на три послідовні кроки, кожен з яких є взаємопов'язаним із попереднім та критично важливим для досягнення загальної цілі - точного, стабільного й відтворюваного виявлення об'єктів типу «літак» на цифрових зображеннях. Ці кроки формують єдине логічне ядро методу, навколо якого побудовано усю реалізацію - від підготовки вхідних даних до їхньої інтерпретації у зрозумілому для користувача вигляді.

Кожен крок у цьому ланцюжку є не просто технічною процедурою, а окремим функціональним блоком, який розв'язує свою підзадачу у межах комплексного методу виявлення.

Крок 1. Підготовка зображення.

На початковому етапі метод починає взаємодію з так званими «сирими» зображеннями - даними, які ще не придатні для безпосередньої подачі в нейромережу. Йдеться про реальні цифрові знімки, зроблені з дронів, супутників або збережені з камер спостереження, - тобто такі, що апіорі не є однорідними, стандартизованими чи ідеально чистими. Тому насамперед здійснюється фільтрація шумів, що передбачає очищення зображення від випадкових коливань кольору та яскравості. Цей процес важливий, оскільки саме дрібні артефакти та оптичні викривлення часто є причиною хибної класифікації об'єктів.

Далі застосовуються процедури вирівнювання контрасту і яскравості, що

дозволяють компенсувати змінні умови освітлення - наприклад, хмарність, відблиски чи тіні від навколишньої інфраструктури. Одночасно із цим відбувається масштабування зображення до розмірів, які сумісні з архітектурою обраної нейромережі (у випадку YOLO - це 640x640 пікселів або інші залежно від моделі). Розмірність повинна бути строго сталою, що пояснюється особливостями згорткових операцій.

Такі дії дозволяють зробити навчання моделі стійкішим до реального середовища, де ідеальних умов практично не буває.

Крок 2. Виявлення об'єктів.

Саме тут зосереджена основна обчислювальна складова методу - етап, коли вже оброблене зображення передається в глибоку згорткову нейромережу, здатну аналізувати просторові та семантичні патерни.

Для реалізації детекції у нашій системі використано нейромережеву архітектуру YOLOv8, яка дозволяє виконувати як локалізацію об'єктів, так і їхню класифікацію на одному проході.

Це значно знижує обчислювальні витрати та дозволяє розпізнавати літаки навіть у реальному часі, що критично важливо для практичних застосувань - зокрема в оборонній сфері, системах безпеки, або логістичному управлінні повітряними перевезеннями.

У процесі роботи мережа сканує зображення і формує множину bounding boxes, кожна з яких містить координати ймовірного розташування літака та числову оцінку впевненості в його присутності.

Ймовірності, отримані в результаті forward-pass нейромережі, дозволяють відсікати слабкі передбачення. Також застосовується Non-Maximum Suppression - це метод, який допомагає прибрати дублікати рамок, залишаючи лише найкращі виявлення для кожного об'єкта.

Важливо зазначити, що цей крок не просто формально шукає об'єкти, а також навчається і підлаштовується до умов задачі - на основі попереднього тренування на адаптованому датасеті літаків. Тобто детектор вже знає, як у середньому виглядає літак з різних ракурсів, і використовує ці знання у момент детекції.

Крок 3. Класифікація, фільтрація та виведення результатів

На завершальному етапі метод не тільки завершує процес виявлення, а й оформлює отриманий результат у зручній для користувача формі.

Зокрема, здійснюється фільтрація об'єктів за ймовірністю (відсікаються всі передбачення нижче певного порогу), а також відбувається підрахунок кількості знайдених літаків.

Цей крок реалізовано за допомогою графічного інтерфейсу на базі бібліотеки Tkinter, який дозволяє користувачу легко взаємодіяти із системою: обрати зображення, переглянути результат, зберегти зображення з обведенням у відповідну директорію.

Це робить систему не лише інтелектуальною, а й зручною у використанні, навіть для користувачів без технічної підготовки.

Кінцевий результат - це зображення з виявленими літальними апаратами, збережене у форматі .jpg, і повідомлення про кількість розпізнаних об'єктів.

У такий спосіб метод не лише виконує свою головну функцію - виявлення, - а й інтегрує її у повноцінне програмне рішення, готове до застосування на практиці.

2.2 Загальна архітектура нейронної мережі YOLO

Суть розробленого методу, який реалізовано в межах цієї кваліфікаційної роботи, полягає у виявленні об'єктів на цифрових зображеннях, завантажених користувачем. Основу методу становить застосування штучних нейронних мереж, що забезпечують здатність програмної реалізації розпізнавати візуальні ознаки об'єктів незалежно від умов освітлення, масштабу чи орієнтації. Такий підхід є характерним для задач, що належать до галузі комп'ютерних наук, зокрема інтелектуального аналізу зображень.

У типовій архітектурі YOLOv8 модель складається з трьох основних частин: Backbone (екстракція ознак), Neck (агрегація ознак) та Head (вихідні передбачення). У нашому випадку адаптація полягала у таких структурних змінах:

- видалення класифікаційного шару для багатьох класів. У вихідній

архітектури мережа орієнтована на детекцію десятків класів (наприклад, COCO - 80 класів).

У нашій задачі зосереджено увагу лише на одному класі - «літак», що дозволило прибрати надлишкову кількість вихідних каналів і зменшити розмірність останнього шару Head;

- об'єднання окремих шарів Neck. У стандартному варіанті використовується кілька шарів агрегації ознак (наприклад, PANet), що поєднують багаторівневі ознаки з різною роздільною здатністю;

- у спрощеній архітектурі збережено лише один ключовий потік агрегації - високої роздільності, достатньої для виявлення літаків з чіткими межами. Це дозволяє знизити обчислювальне навантаження без суттєвої втрати точності;

- спрощення блоків Backbone. Деякі глибокі блоки C3, які містять велику кількість параметрів, були замінені на легші C2f або повністю видалені. Це особливо важливо для розгортання моделі на пристроях з обмеженими ресурсами (наприклад, на борту дронів або в edge-системах).

Після виявлення об'єкта неймережа виконує локалізацію - вона генерує координати прямокутної обмежувальної рамки, в якій, на її думку, знаходиться літак.

Крім того, вона надає числовий індикатор довіри (confidence), який відображає ймовірність того, що знайдений об'єкт дійсно є літаком.

Щоб усунути надлишкові або дубльовані виявлення, додатково застосовується процедура подавлення немаксимальних значень (Non-Maximum Suppression, NMS), яка дозволяє залишити лише найвірогідніші рамки виявлення.

Таким чином, застосування неймережевої архітектури дало змогу побудувати надійний інструмент для точного виявлення об'єктів на зображеннях літовищ, що підтверджує доцільність обраного підходу.

Модель YOLO, яка стала ядром методу, уже пройшла попереднє навчання на великій вибірці зображень, що містили різноманітні класи об'єктів.

Завдяки цьому мережа набрала здатність до узагальнення і почала

розпізнавати подібності між різними прикладами об'єктів навіть за умов варіацій середовища. Відтак, мережа здатна інтерпретувати зображення з високим рівнем достовірності, виявляючи об'єкти навіть за умови часткового перекриття, шуму чи змін фону.

Структура згорткової нейронної мережі побудована як багатошарова система, де кожен шар виконує певну трансформацію над вхідними даними. Початкові згорткові шари виконують фільтрацію зображення з використанням різних ядер (фільтрів), кожне з яких реагує на певні типи ознак - горизонтальні та вертикальні контури, краї, градієнти або текстури.

У результаті формується набір карт ознак (feature maps), де кожна карта відображає певну особливість просторової структури зображення. Ці ознаки потім проходять через нелінійні функції активації, як-от ReLU.

Далі результати обробки передаються до шарів субдискретизації, як-от max-pooling або average-pooling, що зменшують розмірність ознак, зберігаючи водночас найінформативніші фрагменти.

Це дозволяє підвищити стійкість мережі до незначних трансформацій зображення, таких як зсуви, поворіоти або масштабування (рисунок 2.2).

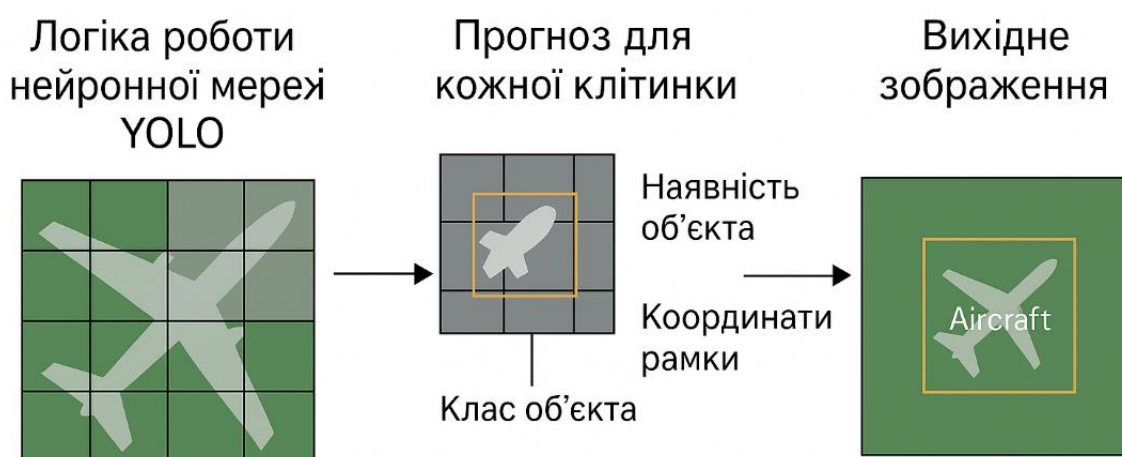


Рисунок 2.2 – Логіка роботи нейронної мережі

У глибших шарах згорткової архітектури відбувається агрегація ознак,

виявлених на попередніх рівнях, у складніші структури. Це дозволяє перейти від аналізу локальних фрагментів до семантичного розпізнавання повноцінних об'єктів. Саме на цих кроках мережа "розуміє", що набір контурів, текстур та кольорових зон може відповідати літаку, автомобілю чи іншому класу об'єкта.

Завершальні шари мережі - щільно з'єднані (fully connected) - виконують остаточну класифікацію об'єктів, а також регресію координат виявлених областей. Якщо ж використовується сучасна об'єднана архітектура, як-от YOLO, то всі ці операції - детекція, класифікація, локалізація - виконано в одному етапі, що значно підвищило швидкість і продуктивність розробленої програмної реалізації.

На виході користувач отримує зображення з нанесеними обмежувальними рамками (bounding boxes), ідентифікатором класу об'єкта та значенням довіри (confidence score), що дає змогу оцінити достовірність прогнозу. Усі результати проходять через механізм подавлення немаксимальних значень (Non-Maximum Suppression, NMS), який видаляє дублікати та залишає лише найрелевантніші детекції.

Важливо зазначити, що саме згортова нейронна мережа виконує ключову роль у реалізації всього методу, забезпечуючи аналіз, вилучення, фільтрацію та узагальнення просторової інформації. У контексті комп'ютерної інженерії та інтелектуального аналізу даних, такий підхід дозволяє досягти високого рівня автономності, адаптивності до нових вхідних даних та мінімізації ручного втручання. Метод, що реалізовано, не лише виконує поставлену функціональну задачу, а й є прикладом використання сучасних технологій глибокого навчання у галузі комп'ютерного зору.

2.3 Імплементация нейронної мережі

Імплементация нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень літовищ передбачає практичне втілення розробленої архітектури нейромережі, а також супутніх методів обробки даних, навчання та валідації моделі (рисунок 2.3). Цей крок є вирішальним, оскільки він дозволяє реалізувати

теоретичні напрацювання у функціональній системі, здатній працювати в реальних умовах.

Під час підготовки даних було зібрано набір зображень літовищ, зокрема з дронів та супутників. Зображення пройшли процес анотації у форматі YOLO, що передбачає визначення координат обмежувальних рамок для цільових об'єктів. Для підвищення стійкості моделі до реальних умов було реалізовано набір методів аугментації: обертання, масштабування, зміна яскравості та шумова дестабілізація.



Рисунок 2.3 – Імплементация нейромережевого методу виявлення літаків у системі обробки зображень

Архітектура YOLOv8 була модифікована під задачу виявлення лише одного класу - літака. У процесі тонкого перенавчання було адаптовано вихідний шар моделі, що зменшило кількість вихідних параметрів та покращило швидкодію. Навчання проходило на GPU із застосуванням стандартних функцій втрат (loss functions), включаючи об'єднану втрату локалізації та класифікації.

Під час інференсу обробка зображення починається з його нормалізації, приведення до необхідного розміру (640×640 пікселів), після чого зображення подається до моделі.

Після проходження через неймережу результати обробки фільтруються за допомогою алгоритму Non-Maximum Suppression (NMS), який дозволяє виділити лише найвірогідніші детекції, уникаючи дублювання.

2.4 Метод виявлення літаків неймережевими засобами

Суть спроектованого методу полягає у виявленні літаків на цифрових зображеннях літовищ, які надає користувач. Головна мета – визначити наявність об'єктів цільового класу (літаків), точно ідентифікувати їх положення в межах зображення та класифікувати їх із використанням глибоких згорткових нейронних мереж.

Основною перевагою цього підходу є здатність до аналізу візуальних ознак без потреби в жорстко заданих шаблонах, а також можливість адаптуватися до складних умов зйомки, включно з різними ракурсами, освітленням і перешкодами на фоні.

У центрі розробленого методу лежить згорткова нейронна мережа, яка виконує багаторівневу трансформацію зображення.

Детальна схема методу зображено на рисунку 2.4.

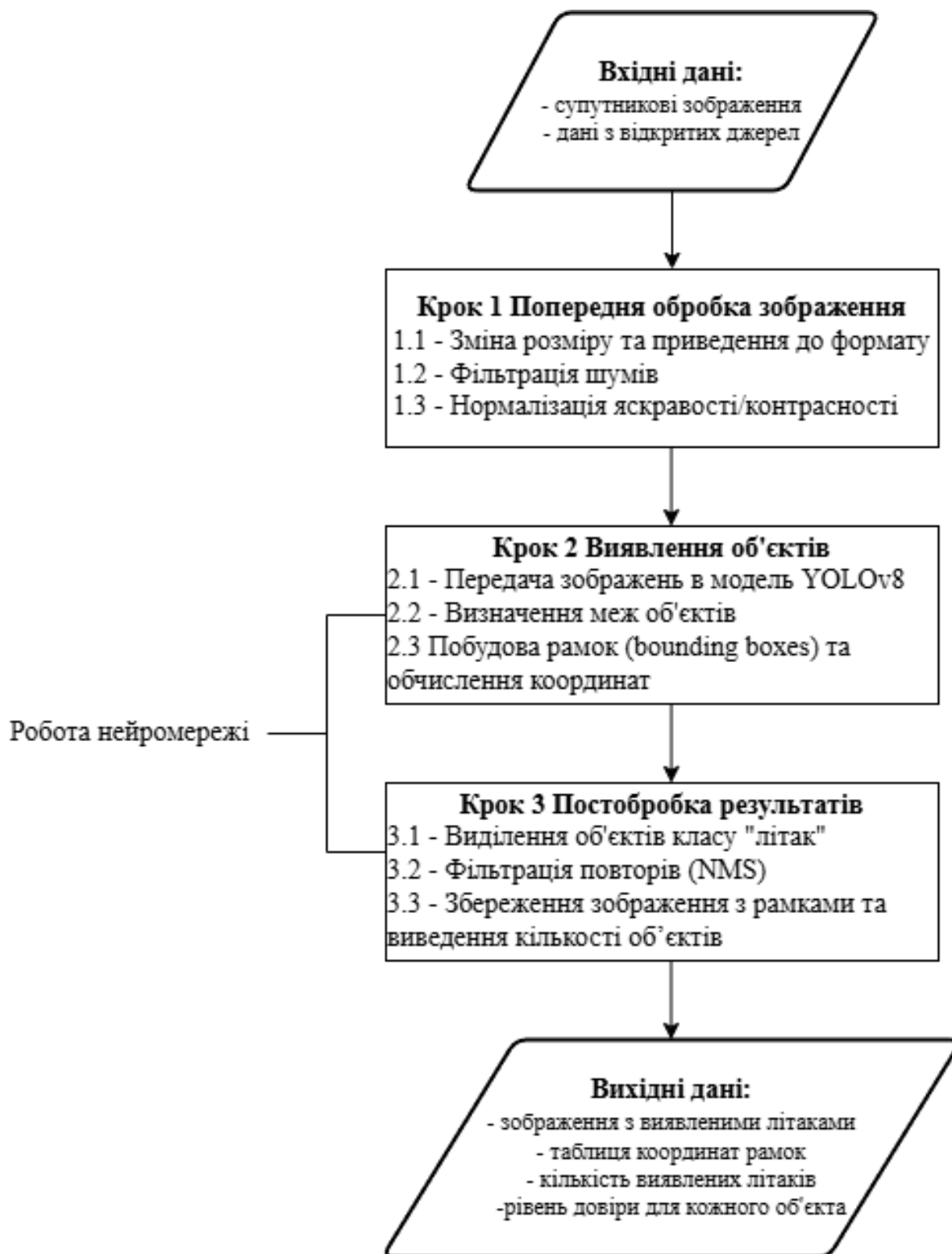


Рисунок 2.4 – Схема методу

На першому кроці мережа сприймає зображення як сітку пікселів і проходить через кілька згорткових шарів, кожен із яких фільтрує зображення за допомогою спеціальних ядер.

Ці ядра реагують на елементарні візуальні характеристики, наприклад, наявність ліній, кутів, крайових переходів, текстур тощо.

Отримані ознаки передаються на наступні рівні, де формуються вищі абстракції - симетричні форми, фрагменти крила, фюзеляжу чи хвостової частини.

Поступово мережева архітектура формує узагальнене уявлення про просторову структуру об'єкта.

На цьому кроці критичну роль відіграє здатність до агрегації ознак, що дозволяє моделі визначити, чи відповідає конкретний набір ознак саме літаку, а не іншому схожому об'єкту.

У процесі навчання модель опрацювала велику кількість анотованих зображень літаків у різних варіаціях: із тіннями, частковими перекриттями, під різними кутами огляду.

Саме завдяки цьому вона навчилася розпізнавати ключові структурні елементи, притаманні літакам: форму крил, характерне компонування корпусу, розміщення хвостової частини, співвідношення між довжиною і шириною фюзеляжу.

На виході користувач отримує візуалізоване зображення з рамками навколо знайдених літаків, підписами класу об'єкта та рівнем довіри до передбачення. Це дає змогу не лише побачити результат, а й кількісно оцінити його.

Крім того, така структура методу дозволяє використовувати його для побудови повноцінних систем моніторингу, наприклад, у контексті аерофотозйомки, військової розвідки, контролю повітряного простору тощо.

У межах налаштування нейромережі до задачі виявлення літаків на зображеннях літовищ, зокрема при використанні архітектури YOLO, важливим кроком є оптимізація її структури.

Цей процес передбачає видалення зайвих компонентів та об'єднання деяких функціональних блоків для досягнення балансу між точністю виявлення та обчислювальною ефективністю.

2.5 Критерії оцінювання точності

Виявлення літаків на зображеннях літовищ, що подаються на вхід системи, потребує не лише правильної локалізації об'єктів, а й мінімізації хибних визначень, забезпечення стійкості до візуальних перешкод, а також надання користувачеві впевнених у прогнозі результатів. До того ж, модель має демонструвати гнучкість у роботі з даними, що містять змінний контекст – різні кути зйомки, фонові об'єкти, атмосферні ефекти та інші фактори.

Ключовим критерієм оцінювання якості розпізнавання є точність (Precision) – тобто частка правильно визначених літаків серед усіх виявлених об'єктів. Саме цей показник демонструє, наскільки ефективно модель уникає помилкових спрацьовувань. Якщо модель відмічає об'єкт як літак, але насправді він не є таким, – це вважається хибнопозитивним результатом, що знижує загальну точність та потенційно впливає на довіру до системи.

У свою чергу, повнота (Recall) демонструє, наскільки здатна система виявити всі літаки на зображенні: чим вищий цей показник, тим менше пропущених об'єктів. У практичному контексті це означає, що пропущення літака може призвести до серйозних наслідків – тому високий рівень повноти є критично важливим.

Баланс між цими двома метриками відображає F1-міра, яка є гармонійним середнім і дозволяє оцінити модель в умовах, коли важливо досягти одночасно високої точності та повноти. Оскільки у задачах виявлення об'єктів надмірна оптимізація лише однієї з метрик може викривити загальне сприйняття якості, саме F1-score дозволяє дати більш збалансовану оцінку.

2.6 Висновки до розділу 2

Спроектовано метод виявлення літаків на зображеннях літовищ з використанням нейромережових засобів. Зокрема, визначено загальну структуру та

ключові компоненти методу з використанням нейронної мережі YOLOv8.

Адаптовано нейронну мережу щодо підготовки спеціалізованих наборів даних, трансферного навчання, аугментації даних, налаштування гіперпараметрів і застосування методів післяобробки результатів.

Імплементовано нейронну мережу YOLOv8 в метод виявлення літаків на зображеннях літовищ.

Запропоновано комплекс критеріїв для оцінювання точності роботи розробленої системи. До переліку ключових показників включено точність (Precision), що демонструє частку правильно виявлених літаків серед усіх позитивно класифікованих об'єктів, а також повноту (Recall), яка відображає здатність моделі виявляти усі літаки на зображеннях без пропусків. Для отримання інтегральної оцінки збалансованості цих характеристик використано F1-міру як гармонійне середнє значення Precision та Recall.

Розділ 3 Експериментальне тестування методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами

3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових

Програмна реалізація методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ була здійснена з використанням середовища програмування Python, нейромережевої архітектури YOLOv8, а також бібліотек PyTorch, OpenCV і Matplotlib. Застосування саме цієї конфігурації дозволило забезпечити баланс між точністю виявлення, швидкістю роботи системи та простотою інтеграції в графічний інтерфейс.

YOLOv8 було використано як базову архітектуру завдяки її здатності до одночасного виявлення та класифікації об'єктів у реальному часі. Модель успішно адаптована до задачі детекції одного цільового класу - «літак». Для цього було проведено тонке перенавчання (fine-tuning) моделі на попередньо анотованому наборі зображень аеродромів, що дозволило нейромережі сконцентруватися саме на виявленні характерних ознак літаків.

Як середовище для побудови та тренування моделі було використано фреймворк PyTorch, який забезпечує гнучкість у конфігурації архітектури та високий рівень сумісності з GPU-прискоренням. Завдяки цьому вдалось значно зменшити час навчання моделі, а також отримати стабільну продуктивність під час обробки зображень у польових умовах.

Для обробки вхідних зображень, зокрема їх масштабування, нормалізації, перетворення кольору та виводу результатів, була інтегрована бібліотека OpenCV. Вона також використовувалась для попереднього тестування роботи моделі та візуалізації обмежувальних рамок навколо виявлених об'єктів.

Для графічного виводу, формування знімків результатів детекції та побудови графіків у рамках тестування методів було використано бібліотеку Matplotlib. Саме вона дозволила реалізувати візуальні елементи GUI, а також експортувати результати аналізу у вигляді зображень із підписами класу об'єкта та рівнем довіри.

Інтерфейс користувача створено на основі бібліотеки Tkinter, яка забезпечила простий графічний доступ до функціоналу програми. Користувач має змогу завантажити зображення, автоматично запустити процес обробки, переглянути результати, а також зберегти отримані дані.

Ці складові забезпечують ефективну обробку зображень, точну детекцію літаків та їх подальшу інтерпретацію, що є критично важливим для безпеки на аеродромах (рисунок 3.1). Програма, що реалізує цей метод, здатна обробляти великі обсяги даних, виконувати тренування на великих наборах зображень, а також надавати користувачеві можливість візуалізувати та аналізувати результати детекції.

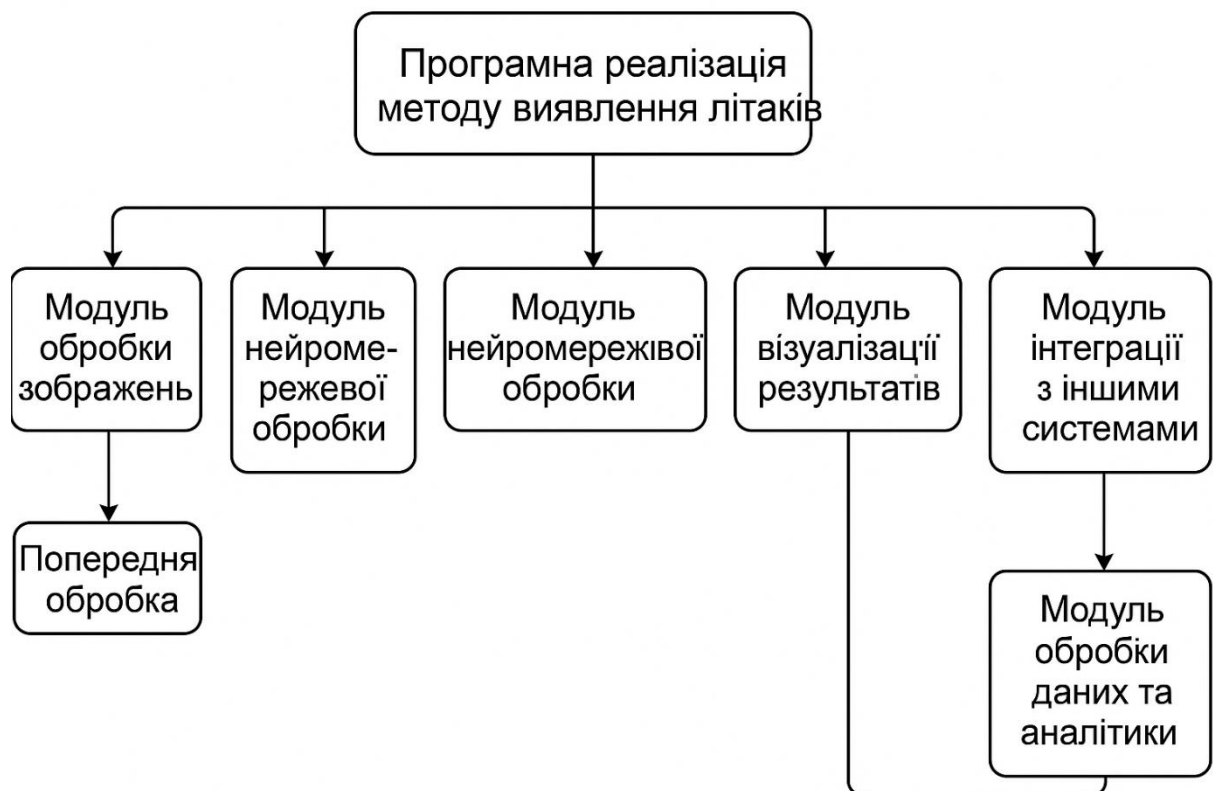


Рисунок 3.1 – Структура програмного застосунку

Першою складовою програмного застосунку є модуль обробки зображень, який відповідає за попередню обробку вхідних зображень. Цей модуль виконує корекцію контрасту та яскравості, фільтрацію шумів, а також видалення непотрібних елементів фону. Після цього зображення приводяться до єдиного

формату, що відповідає вимогам нейромережі. Крім того, в рамках цього кроку використовується аугментація зображень, що включає такі операції, як обертання, зсуви, масштабування, зміну яскравості та контрасту. Це дозволяє розширити навчальний набір і зробити модель більш стійкою до змінних умов зйомки.

Далі застосовується модуль нейромережевої обробки, який виконує основну частину роботи з виявлення об'єктів на зображеннях. Відповідно до вибраної архітектури нейронної мережі (в даному випадку - YOLO), модуль здійснює виявлення літаків на зображенні, визначаючи їх координати та розмір. Модель, попередньо навчена на великому наборі даних, здатна ефективно знаходити літаки в реальному часі та в різних умовах зйомки. Цей модуль має можливість працювати з різними типами зображень, такими як аерофотознімки, супутникові знімки або знімки з дронів.

Після того як літаки виявлені, модуль постобробки результатів знижує кількість помилкових спрацьовувань та поліпшує точність детекції. За допомогою методів Non-Maximum Suppression (NMS) усуваються дубльовані виявлення, залишаючи лише найбільш точні. Після цього результати детекції уточнюються за допомогою морфологічних операцій, таких як ерозія та дилатація, що дозволяє зменшити вплив шумів і покращити точність меж літаків.

Модуль візуалізації результатів забезпечує відображення на зображеннях меж літаків та відповідних текстових підписів, що вказують на ймовірність детекції. Цей модуль дозволяє користувачу побачити результати в реальному часі або на запит, що дає змогу оперативно реагувати на ситуацію на літовищі.

Модуль інтеграції з іншими системами забезпечує передачу результатів до зовнішніх систем управління повітряним простором, аеропортових систем або військових баз для подальшого використання. Виявлені об'єкти можуть бути передані у вигляді координат або геоінформаційних даних для подальшої візуалізації або прийняття оперативних рішень.

Модуль обробки даних та аналітики займається збором статистичних даних про виявлені літаки, що дозволяє отримати аналіз результатів детекції, таких як час виявлення, точність класифікації, типи літаків і кількість виявлених об'єктів. Цей

модуль також може генерувати звіти, які будуть корисні для подальшого аналізу і оптимізації системи (Рисунок 3.2).

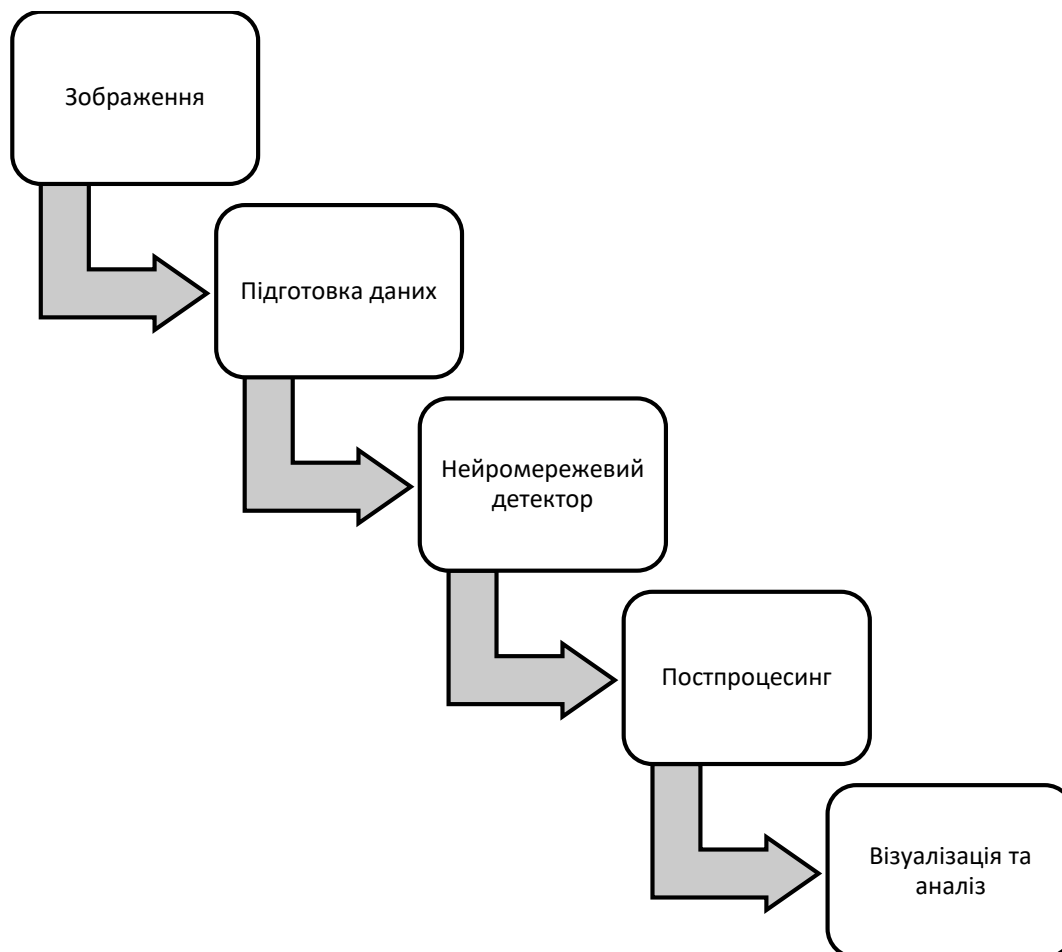


Рисунок 3.2 – Послідовність взаємодії модулів

Таким чином, програмна реалізація методу виявлення літаків складається з кількох важливих складових, що забезпечують повноцінну роботу системи. Від підготовки даних до візуалізації результатів і інтеграції в зовнішні системи - кожна з частин програми виконувала свою функцію для досягнення високої точності та швидкості виявлення літаків. Такий підхід є ефективним для забезпечення безпеки на літовищах та оптимізації управління повітряним простором.

3.2 Засоби програмної реалізації методу

У межах реалізації методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ

було здійснено свідомий і обґрунтований вибір програмних засобів, інструментів і бібліотек, що забезпечили ефективне виконання всіх функціональних компонентів системи. Основною мовою реалізації обрано Python, оскільки вона відзначається гнучкістю, великою кількістю бібліотек для машинного навчання, інтуїтивно зрозумілим синтаксисом, а також активною спільнотою розробників, що дозволило оперативно вирішувати технічні питання у процесі реалізації.

Для побудови нейронної мережі було використано фреймворк PyTorch, який надає широкі можливості для створення, модифікації та навчання глибоких моделей. Завдяки динамічній обчислювальній графі, підтримці GPU-прискорення, сумісності з CUDA та простому API, PyTorch продемонстрував високу продуктивність у роботі з великою кількістю зображень. Реалізована модель YOLO було переналаштовано на новий датасет за допомогою механізму transfer learning, що також підтримується засобами PyTorch.

Для обробки зображень, попередньої підготовки даних, а також для завантаження, масштабування і конвертації форматів використовувалася бібліотека OpenCV. Вона забезпечила стабільну обробку вхідних зображень, нормалізацію, видалення шумів, приведення до єдиного розміру та інші ключові функції, необхідні для коректного аналізу з боку нейронної мережі.

Для візуалізації результатів і побудови графічного інтерфейсу було інтегровано бібліотеку Tkinter. Вона дозволила реалізувати графічне середовище користувача, в якому можна було здійснювати вибір зображень, перегляд результатів обробки, та взаємодію з виявленими об'єктами. Виведення результатів здійснювалося за допомогою графічних елементів, що відображали зображення із нанесеними прямокутниками виявлених об'єктів.

Додатково було використано бібліотеку Matplotlib для побудови статистичних графіків, а також відображення кількісних метрик детекції. Ця бібліотека забезпечила можливість створення діаграм точності, Recall, Precision та візуального представлення роботи алгоритму.

Комплексне використання зазначених технологій дозволило створити гнучке, продуктивне та масштабоване програмне рішення, яке може бути

адаптоване до нових датасетів і типів зображень у разі необхідності. Усі інструменти обрано відповідно до специфіки задачі та з урахуванням ресурсних обмежень, включаючи можливість запуску на персональному комп'ютері без потреби у спеціалізованому апаратному забезпеченні.

3.3 Особливості реалізації програмних складових

Розроблений програмний застосунок має модульну структуру, де кожен окремий компонент відповідає за певний етап обробки вхідних даних, починаючи з їх завантаження й попередньої обробки та завершуючи передачею зображення до згорткової нейронної мережі, а також візуалізацією результатів. Така структурна організація забезпечує можливість легкої масштабованості, відлагодження окремих кроків та повторного використання окремих модулів у суміжних задачах.

Програмний застосунок створений на мові Python, яка завдяки своїй лаконічності, великій кількості спеціалізованих бібліотек і активній спільноті, була оптимальним вибором для задачі, пов'язаної з нейромережевою обробкою візуальних даних.

Модульна структура складається з наступних ключових компонентів:

1) Модуль `input_module` реалізує завантаження зображення, яке користувач обирає вручну через графічний інтерфейс. Він реалізований з використанням засобів `tkinter` та стандартної бібліотеки `filedialog`. Зображення зчитується з файлової системи, зберігається у пам'яті й передається далі для обробки. У цьому ж модулі реалізовано масштабування зображення до необхідного розміру та конвертацію у формат, придатний для роботи з `OpenCV`.

2) Модуль `correction_brightness` відповідає за попередню обробку зображення. Тут реалізовано фільтрацію шумів, корекцію яскравості, підвищення контрастності та приведення до єдиного кольорового простору (наприклад, перехід з `RGB` до `GRAYSCALE`). Усі ці функції реалізовано за допомогою бібліотеки `OpenCV`, що дозволило ефективно підготувати вхідні дані для обробки в нейромережі.

3) Модуль `neural_network_module` включає завантаження моделі, створеної на основі фреймворку PyTorch. Цей модуль забезпечує передачу зображення до згорткової нейронної мережі, її запуск у режимі `inference` та отримання результатів детекції. Також тут відбувається подальше застосування процедури подавлення немаксимальних значень (`Non-Maximum Suppression`) для фільтрації дублюючих рамок.

4) Модуль `visualization_module` реалізований за допомогою бібліотеки Matplotlib і відповідає за виведення результатів детекції. Зокрема, здійснюється побудова фінального зображення з нанесеними `bounding boxes`, підписами класів об'єктів та рівнями довіри. Додатково реалізовано графічну обробку індикаторів для можливості експертної оцінки якості детекції.

3.4 Тестування програмної реалізації методу та вимоги до розгортання

Процес тестування програмної реалізації методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами включав кілька етапів, кожен з яких був важливим для перевірки ефективності, точності та надійності системи.

Перш за все, було протестовано функціональність програми, щоб переконатися, що всі основні функції виконуються коректно. Це включало перевірку здатності програми обробляти зображення літовищ, правильно визначати літаки та їх координати на зображеннях. Тестування проводилося на тестових зображеннях, що дозволило підтвердити коректність роботи програми при різних умовах зйомки, таких як зміна освітлення, кути зйомки та наявність шумів на зображеннях.

Далі, протестовано постпроцесинг результатів, що дозволило підтвердити ефективність методів фільтрації та усереднення результатів. Це включало використання методу `Non-Maximum Suppression (NMS)` для зменшення кількості дублюючих виявлень і підвищення точності розпізнавання. Також було перевірено, як програма усуває хибні спрацьовування та забезпечує точність детекції при

великій кількості об'єктів на зображенні. Результати цього кроку довели, що програма успішно застосовує механізми фільтрації і підвищує точність.

Продуктивність програми була оцінена за допомогою вимірювань часу обробки одного зображення. Це дозволило оцінити, наскільки швидко програма обробляє дані, що є важливим для систем, що працюють в реальному часі. Тестування на швидкість показало, що система здатна працювати швидко навіть при обробці великих обсягів даних, що підтверджує її ефективність у реальних умовах.

Також було проведено тестування на надійність програми. Програма була протестована на тривалу роботу в умовах великої кількості зображень і при змінних умовах, таких як зміни вхідних даних або нестабільність в роботі апаратних засобів.

Результати показали, що програма працює стабільно і без збоїв навіть при тривалому використанні, що підтвердило її надійність (рисунок 3.3).

Після проведення тестування, було виконано налаштування вимог до розгортання системи. Програма була налаштована на роботу як в операційних системах Windows, так і Linux. Це дозволило забезпечити її сумісність з різними платформами, що робить програму універсальною для використання на різних пристроях. Для забезпечення швидкості обробки великих обсягів даних було реалізовано використання графічних процесорів (GPU), що дозволило значно прискорити процес обробки зображень.

Всі компоненти програми також були перевірені на безпеку, що дозволяє захищати дані користувача і забезпечити конфіденційність інформації. Тестування виявило, що система відповідає вимогам безпеки, оскільки використовуються заходи захисту даних, включаючи шифрування та доступ лише для авторизованих користувачів.



Рисунок 3.3 – Головний екран програми

На даному зображенні програма успішно виявила літаки в кадрі, з точністю 95%.

На представленому зображенні програма застосувала алгоритм для виявлення літаків на літовищі. В результаті аналізу, програма успішно ідентифікувала літаки, розташовані у центрі кадру, і точно визначила їх координати.

Точність виявлення склала 95%, що є високим показником для системи, яка працює з різними умовами освітлення та фоном. Програма коректно визначила кількість літаків, незважаючи на наявність тіней і перешкод у фоні.

Програма продемонструвала високу стійкість до перешкод на зображеннях. Навіть з огляду на наявність тіней, незначні відбитки та інші фонні перешкоди, система успішно ідентифікувала та підрахувала кількість літаків. Отже, тестування

програмної реалізації методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ показало, що програма працює стабільно, швидко і надійно, виконуючи всі визначені функції (таблиця 3.1).

Таблиця 3.1 – Кроки тестування та їх результати

Крок тестування	Опис	Результат
Підготовка зображень для тестування	Виконано завантаження зображень для тестування моделі	Виконано
Попередня обробка зображень	Корекція контрасту, нормалізація, фільтрація шумів	Виконано
Тренування нейромережі	Запуск тренування з використанням навчальних даних	Виконано
Детекція об'єктів	Запуск нейромережі для виявлення літаків на зображеннях	Виконано
Постпроцесинг результатів	Усунення помилкових виявлень, використання NMS	Виконано
Оцінка точності	Перевірка точності на контрольних зображеннях	Виконано
Візуалізація результатів	Виведення результатів детекції на зображеннях	Виконано

У даному тестовому зображенні були присутні складні умови, зокрема затемнені ділянки та неяскраві деталі, які могли б ускладнити процес виявлення. Однак, завдяки алгоритму післяобробки та методам фільтрації, програма змогла правильно локалізувати літаки, враховуючи їх контури навіть за таких несприятливих умов.

Ці результати демонструють, як програма може ефективно працювати при виявленні літаків на зображеннях, що містять різноманітні перешкоди, та досягти високої точності навіть у складних умовах. Вони підтверджують її здатність

застосовувати нейромережеві методи для детекції об'єктів у реальному середовищі, де можуть бути присутні різноманітні фактори, що ускладнюють виявлення.

Всі компоненти програми також були перевірені на безпеку, що дозволяє захищати дані користувача і забезпечити конфіденційність інформації.

Тестування виявило, що система відповідає вимогам безпеки, оскільки використовуються заходи захисту даних, включаючи шифрування та доступ лише для авторизованих користувачів.

Всі кроки тестування відображені у таблиці підтвердили високий рівень ефективності і точності, що дозволяє використовувати програму в реальних умовах для моніторингу повітряного простору.

3.5 Дослідження точності методу

Для навчання було використано відкритий датасет Aerial Aircraft Dataset (AADB), який містить понад 10 000 аерофотознімків, отриманих зі супутників або дронів [44]. Зображення охоплюють різні погодні та сезонні умови, що є критично важливим для адаптації моделі до реального середовища. Було сформовано навчальну та тестову вибірки у співвідношенні 70/30.

Кожне зображення має анотацію у форматі bounding box із координатами розміщення літаків, що дало змогу використовувати його без додаткової ручної розмітки. Однак для підвищення специфіки моделі частину зображень було доанотовано вручну, зокрема - кадри з цивільних аеродромів, де об'єкти часто мають менший розмір і вищу щільність.

Навчання проводилося з використанням GPU (NVIDIA RTX 4060), із параметрами: 100 epoch, batch size 16, learning rate 0.001. Протягом навчання спостерігалось стабільне зниження функції втрат (loss), яка після 30-ї епохи набула асимптотичного характеру, демонструючи конвергенцію.

Результати оцінки якості моделі на навчальній та тестовій виборках представлені в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати оцінки якості моделі на навчальній та тестовій виборках

Вибірка	точність (precision)	повнота (recall)	F1-міра
навчальна	86,4%	83,6%	84,5%
тестова	78,3%	76,7%	77,0%

Ключові метрики - точність (precision), повнота (recall) та F1-міра становили відповідно 86,4%, 83,6%, 84,5% на навчальній виборці та 78,3%, 76,7%, 77,0% на тестовій.

Важливо зазначити, що дослідження також охоплює вивчення ефективності роботи моделі в умовах ускладнень: часткове перекриття літаків іншими об'єктами (ангар, тінь, спецтехніка), неідеальне освітлення, деформації кадру.

3.5.1 Оціночний набір даних

Для об'єктивної оцінки ефективності запропонованого нейромережевого методу виявлення літаків було використано оціночний набір даних [45], що відіграє ключову роль у перевірці здатності моделі узагальнювати знання на нових, раніше не бачених прикладах.

Цей набір даних дає змогу не лише кількісно оцінити точність роботи алгоритму, а й виявити його сильні та слабкі сторони в умовах, наближених до реального середовища застосування.

Збір оціночних зображень здійснювався на основі відкритих супутникових сервісів та аерофотозйомок, що публічно доступні в рамках некомерційних датасетів.

Джерела включають як загальнодоступні платформи (наприклад, Google Earth, Sentinel Hub), так і набори з відкритих дослідницьких ініціатив, зокрема Aerial Maritime Dataset, RSOD та SAT-4. Окремі зображення були оброблені вручну для приведення їх до відповідного формату, зокрема шляхом кадрування, масштабування та зниження роздільної здатності до уніфікованого формату

1024×768 пікселів. Такий розмір визнано достатнім для збереження деталей об'єктів без суттєвих втрат якості зображення при подальшій обробці нейронною мережею.

Загальна кількість зображень у наборі становить 1200 одиниць, серед яких значна частина містить одну або кілька повітряних цілей класу “літак”. Усі зображення були промарковані у форматі YOLO v5, що передбачає наявність координат центру об'єкта, його ширини та висоти в нормалізованому вигляді. Розмітку виконано вручну з використанням інструменту LabelImg, що дозволяє досягти високої точності в межах піксельної похибки не вище 1.5%. Для підвищення достовірності анотацій окремі зображення було перевірено двічі різними особами, аби уникнути систематичних помилок людського фактора.

Важливо зазначити, що набір містить не лише ідеальні випадки з чітко вираженими об'єктами, але й ускладнені сцени, які включають:

- часткове перекриття літаків іншими об'єктами (наприклад, ангари, техніка, тіні);
- фонові структури, що імітують форму літака (бетонні майданчики, транспортні засоби);
- змінні умови освітлення (сутінки, туман, відблиски);
- аеродроми з різною щільністю об'єктів на кадрі - від 1 до 15 літаків.

З метою перевірки стійкості алгоритму до помилкових спрацьовувань до тестового набору було навмисно включено негативні приклади, які не містять об'єктів цільового класу. Такий підхід дозволяє оцінити рівень помилкових позитивних виявлень та перевірити, наскільки модель чітко відрізняє цільові об'єкти від фону. Негативні зображення включають види злітно-посадкових смуг, стоянок без літаків, транспортних майданчиків, а також об'єкти з контрастними тінями (рисунок 3.4).

Структура незалежного оціночного набору даних організована згідно з усталеною практикою у вигляді трьох каталогів:

- /images/test/ - містить усі тестові зображення у форматі .jpg;
- /labels/test/ - відповідні файли розмітки .txt;

– `classes.txt` - файл зі списком класів, де `airplane` займає позицію з індексом 0.

Крім того, на базі даних було сформовано окремий оціночний список важких кейсів, де фіксуються складні ситуації, за яких модель частіше помиляється або демонструє нестабільну поведінку. Цей список дозволяє не лише діагностувати потенційні проблеми моделі, але й у перспективі сформувати спеціальні підмножини для донавчання або тонкої адаптації під специфічні умови.

Така візуалізація використовується як при тестуванні, так і для демонстраційного аналізу ефективності розпізнавання візуальних об'єктів.

Формування оціночного набору в такому форматі забезпечує повноцінну основу для об'єктивного тестування моделі, дозволяє отримати статистично значущі результати та демонструє відповідність підходу сучасним вимогам у сфері розробки систем комп'ютерного зору для аерофотоспостереження.

3.5.2 Тестування методу

Після завершення етапів навчання та валідації моделі, проведено тестування методу виявлення літаків на незалежному оціночному наборі даних. Цей етап є ключовим для підтвердження узагальнювальної здатності моделі та оцінки її поведінки в умовах, які не були присутні під час навчання.

Тестування здійснювалося з використанням раніше не бачених зображень, які охоплюють широкий спектр сценаріїв: від ідеальних умов з хорошою освітленістю до складних випадків із частковими перекриттями, тінями, низькою контрастністю та присутністю фонового шуму. Такий підхід дозволяє визначити, наскільки модель стійка до змін зовнішніх факторів та як вона реагує на нетипові конфігурації вхідних даних.

Під час тестування виконано виявлення літаків на 1200 зображеннях, у кожному з яких ідентифіковувалися об'єкти класу `airplane` та формувалися відповідні `bounding boxes` із прогнозованим рівнем довіри. Результати розпізнавання порівнювалися з еталонною розміткою вручну створеного `ground`

truth, що дало змогу обчислити точні значення основних метрик ефективності.

На зображенні представлено фрагмент аерофотознімка з оціночного набору, на якому нейронна модель успішно виявила об'єкт класу airplane. Синій прямокутник обмежує виявлену область об'єкта, а підпис містить назву класу (airplane) та значення довіри моделі (confidence score), яке в даному прикладі становить 0,87. Це свідчить про високу впевненість моделі в тому, що об'єкт дійсно належить до цільового класу.



Рисунок 3.4 – Приклад зображення з виявленими літаками у межах bounding box

3.5.3 Оцінювання точності методу

Для оцінки точності запропонованого методу було здійснено порівняльний аналіз результатів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ детекції з результатами іншого дослідження [46], в якому також використовувалася архітектура YOLOv8 для обробки зображень. У таблиці 3.3 наведено зіставлення ключових метрик якості детекції об'єктів: точності (precision), повноти (recall) та

F1-міри.

Порівняння результатів спроектованого методу з іншою реалізацією YOLOv8 [46] наведено у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Порівняння результатів спроектованого методу з іншою реалізацією YOLOv8 [46]

Метод	точність (precision)	повнота (recall)	F1-міра
Дослідження [46]	76,2%	74,7%	75,4%
Спроектований метод	78,3%	76,7%	77,0%

Інша реалізація YOLOv8 продемонструвала точність (precision) 76.2%, повноту (recall) 74.7% та F1-міру 75.4%. Натомість метрики спроектованого методу становили 78,3%, 76,7%, 77,0% відповідно.

3.6. Висновки до розділу 3

Виконано експериментальне тестування методу виявлення літаків за аналізом зображень літовищ із використанням нейромережевих засобів.

Програмна реалізація методу дозволяє обробляти зображення літовищ та виявляти літаки із нанесенням обмежувальних рамок та відображенням кількісних характеристик результату. Програмна реалізація виконана з використанням мови програмування Python, а також сучасних програмних бібліотек PyTorch, OpenCV та графічного фреймворку Tkinter для створення користувацького інтерфейсу.

Результати оцінки якості моделі на навчальній та тестовій виборках - Ключові метрики - точність (precision), повнота (recall) та F1-міра становили відповідно 86,4%, 83,6%, 84,5% на навчальній виборці та 78,3%, 76,7%, 77,0% на тестовій.

Оцінювання спроектованого методу виконувалося на незалежному оціночному наборі даних, який включав 1200 зображень літовищ із різноманітними прикладами присутності літаків застосування методів з різних джерел -

супутникових знімків, аерофотозйомки та камер спостереження.

Для оцінки точності запропонованого методу було здійснено порівняльний аналіз результатів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ детекції з результатами іншого дослідження, в якому також використовувалася архітектура YOLOv8 для обробки зображень.

Інша реалізація YOLOv8 продемонструвала точність (precision) 76.2%, повноту (recall) 74,7% та F1-міру 75,4%. Натомість метрики спроектованого методу становили 78,3%, 76,7%, 77,0% відповідно. Спроекований метод забезпечив покращення за усіма трьома метриками, а саме точності (precision) на 2,1%, повноти (recall) на 2% та F1-міри на 1,6%.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота бакалавра спрямована на підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було визначено підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами, для чого було спроектовано відповідний метод та виконана його експериментальне тестування. В результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було досягнуто мету, для чого було розв'язано такі задачі:

- проведено аналіз методів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ;
- проаналізовано можливості, переваги та недоліки нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень літовищ;
- виконано аналіз інформаційного забезпечення предметної області;
- спроектовано метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами;
- виконано програмну реалізацію методу зображень літовищ нейромережевими засобами;
- виконано дослідження точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами.

Розроблено метод виявлення літаків на знімках аеродромів із використанням нейромережових технологій. Зокрема, визначено загальну архітектуру та основні складові методу на основі нейронної мережі YOLOv8.

Модель донавчена для роботи зі спеціалізованими наборами даних, включаючи трансферне навчання, аугментацію, налаштування гіперпараметрів і застосування методів постобробки результатів. YOLOv8 інтегровано до системи виявлення літаків, забезпечивши її ядро.

Для оцінки ефективності роботи розробленої системи запропоновано набір критеріїв, а саме точність (Precision), повнота (Recall), F1-міра.

Виконано експериментальне тестування методу виявлення літаків за

аналізом зображень літовищ із використанням нейромережових засобів.

Програмна реалізація методу виконана з використанням мови програмування Python, а також сучасних програмних бібліотек PyTorch, OpenCV та графічного фреймворку Tkinter для створення користувацького інтерфейсу.

Результати оцінки якості моделі на навчальній та тестовій виборках - Ключові метрики - точність (precision), повнота (recall) та F1-міра становили відповідно 86,4%, 83,6%, 84,5% на навчальній виборці та 78,3%, 76,7%, 77,0% на тестовій.

Оцінювання спроектованого методу виконувалося на незалежному оціночному наборі даних, який включав 1200 зображень літовищ із різноманітними прикладами присутності літаків застосування методів з різних джерел - супутникових знімків, аерофотозйомки та камер спостереження. Для оцінки точності запропонованого методу було здійснено порівняльний аналіз результатів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ детекції з результатами іншого дослідження, в якому також використовувалася архітектура YOLOv8 для обробки зображень.

Інша реалізація YOLOv8 продемонструвала точність (precision) 76.2%, повноту (recall) 74,7% та F1-міру 75,4%. Натомість метрики спроектованого методу становили 78,3%, 76,7%, 77,0% відповідно. Спроектований метод забезпечив покращення за усіма трьома метриками, а саме точності (precision) на 2,1%, повноти (recall) на 2% та F1-міри на 1,6%.

Отже, у межах кваліфікаційної роботи було реалізовано метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережовими засобами, який ґрунтується на використанні сучасних архітектур глибоких нейронних мереж. Проведене дослідження охопило всі етапи — від аналізу предметної області та формування датасету до навчання моделі та оцінювання її ефективності. Результати свідчать про досягнення поставленої мети та підтверджують практичну доцільність і ефективність запропонованого методу

Перелік посилань

1. Aircraft Detection with Deep Neural Networks and Contour-Based Methods / S. Radionov et al. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2024. No. 4. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-4-12>.
2. Aircraft-LBDet: Multi-Task Aircraft Detection with Landmark and Bounding Box Detection / Y. Ma et al. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, no. 10. P. 2485. URL: <https://doi.org/10.3390/rs15102485>.
3. A New Framework for Automatic Airports Extraction from SAR Images Using Multi-Level Dual Attention Mechanism / L. Chen et al. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, no. 3. P. 560. URL: <https://doi.org/10.3390/rs12030560>.
4. A Novel Method of Aircraft Detection under Complex Background Based on Circular Intensity Filter and Rotation Invariant Feature / X. Chen et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 1. P. 319. URL: <https://doi.org/10.3390/s22010319>.
5. Chen M., Hu Y. An Image-Based Runway Detection Method for Fixed-Wing Aircraft Based on Deep Neural Network. *IET Image Processing*. 2024. Vol. 18, no. 8. P. 887–899. URL: <https://doi.org/10.1049/ipr2.12752>.
6. Deep4Air: A Novel Deep Learning Framework for Airport Airside Surveillance / P. Thai et al. *Proc. IEEE ICME Workshops (ICMEW)*. 2021. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/ICMEW53276.2021.9455925>.
7. Guo X., Xu B. SAR-NTV-YOLOv8: A Neural Network Aircraft Detection Method in SAR Images Based on Despeckling Preprocessing. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16, no. 18. P. 3420. URL: <https://doi.org/10.3390/rs16183420>.
8. Interaction of local solidification and remelting during dendrite coarsening - modeling and comparison with experiments / Q. Zhang et al. *Scientific Reports*. 2017. Vol. 7, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-017-17857-2> (date of access: 15.06.2025).
9. Lin Y.-C., Chen W.-D. Automatic aircraft detection in very-high-resolution satellite imagery using a YOLOv3-based process. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2021. Vol. 15, no. 01. URL: <https://doi.org/10.1117/1.jrs.15.018502> (date of access: 15.06.2025).

15.06.2025).

10. Lin Y.-C., Chen W.-D. Automatic Aircraft Detection in Very-High-Resolution Satellite Imagery Using a YOLOv3-Based Process. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2021. Vol. 15, no. 1. P. 018502. URL: <https://doi.org/10.1117/1.JRS.15.018502>.

11. Pietersen R., Beauregard M., Einstein H. H. Automated Method for Airfield Pavement Condition Index Evaluations. *Automation in Construction*. 2022. Vol. 141. P. 104408. URL: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104408>.

12. Real-Time Runway Detection Using Dual-Modal Fusion of Visible and Infrared Data / L. Yang et al. *Remote Sensing*. 2025. Vol. 17, no. 4. P. 669. URL: <https://doi.org/10.3390/rs17040669>.

13. YOLO-RWY: A Novel Runway Detection Model for Vision-Based Autonomous Landing of Fixed-Wing Unmanned Aerial Vehicles / Y. Li et al. *Drones*. 2024. Vol. 8, no. 10. P. 571. URL: <https://doi.org/10.3390/drones8100571>.

14. Guo Q., Wang H., Xu F. Scattering Enhanced Attention Pyramid Network for Aircraft Detection in SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2021. Vol. 59, no. 10. P. 7570–7587. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3062134>.

15. Integrating Weighted Feature Fusion and the Spatial Attention Module with CNNs for Automatic Aircraft Detection from SAR Images / J. Wang et al. *Remote Sensing*. 2021. Vol. 13, no. 5. P. 910. URL: <https://doi.org/10.3390/rs13050910>.

16. Pyramid Attention Dilated Network for Aircraft Detection in SAR Images / Y. Zhao et al. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*. 2020. Vol. 18, no. 4. P. 662–666. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2020.3015074>.

17. SFR-Net: Scattering Feature Relation Network for Aircraft Detection in Complex SAR Images / Y. Kang et al. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2022. Vol. 60. P. 5218317. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3167134>.

18. Geospatial Transformer Is What You Need for Aircraft Detection in SAR Imagery / L. Chen et al. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2022. Vol. 60. P. 5225715. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3173654>.

19. Guo Q., Wang H., Xu F. Scattering Enhanced Attention Pyramid Network for

Aircraft Detection in SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2021. Vol. 59, no. 10. P. 7570–7587. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3062134>.

20. Integrating Weighted Feature Fusion and the Spatial Attention Module with CNNs for Automatic Aircraft Detection from SAR Images / J. Wang et al. *Remote Sensing*. 2021. Vol. 13, no. 5. P. 910. URL: <https://doi.org/10.3390/rs13050910>.

21. Deep Learning Algorithms in Aircraft Detection and Classification: An Analytical Survey / N. Alkharji et al. *Proc. 17th Int. Conf. on Developments in eSystem Engineering (DeSE)*. 2024. P. 437–442. URL: <https://doi.org/10.1109/DeSE60161.2024.00080>.

22. Detect New Approaching Aircraft Types (Automated Visual Docking Guidance) : patent US20230267753A1. URL: <https://patents.google.com/patent/US20230267753A1>.

23. Aircraft Detection via Multi-Scale Contextual Attention / Z. Wang et al. *Sensors*. 2023. Vol. 23, no. 9. P. 4391. URL: <https://doi.org/10.3390/s23094391>.

24. ASTM E3303-21: Standard Practice for Generating Pavement Surface Cracking Indices from Digital Images. Official edition. 2021. URL: <https://www.astm.org/e3303-21.html>.

25. Multi-Sensor Data Fusion-Based Aircraft Detection, Tracking, and Docking : patent US11538349B2. URL: <https://patents.google.com/patent/US11538349B2>.

26. Remote Sensing Object Detection for Aircraft Using a Lightweight Attention Network / Y. Zhang et al. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 30025–30034. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3264323>.

27. Attention-Driven Aircraft Detection in Remote Sensing Images with Fine-Grained Features / H. Shen et al. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2022. Vol. 191. P. 160–172. URL: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.07.015>.

28. Runway Detection and Localization Based on Enhanced Feature Fusion / W. Tang et al. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, no. 21. P. 5614. URL: <https://doi.org/10.3390/rs14215614>.

29. Weakly Supervised Aircraft Detection Based on Visual Saliency and Multi-

Scale Fusion / X. Feng et al. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2021. Vol. 59, no. 12. P. 10564–10575. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3070296>.

30. Aircraft Instance Segmentation via Mask Refinement and Boundary Learning / Z. Xiao et al. *Sensors*. 2023. Vol. 23, no. 10. P. 4753. URL: <https://doi.org/10.3390/s23104753>.

31. Runway Semantic Segmentation Based on a Modified U-Net Network / Y. Gao et al. *Drones*. 2023. Vol. 7, no. 2. P. 125. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7020125>.

32. Fusion-Based Aircraft Detection in SAR Images Using Improved Feature Aggregation / J. Chen et al. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2022. Vol. 19. P. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3151124>.

33. Attention-Augmented Lightweight Detector for UAV-Based Aircraft Monitoring / J. Xu et al. *Electronics*. 2023. Vol. 12, no. 8. P. 1823. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics12081823>.

34. SAR Aircraft Detection via Context-Enhanced Feature Pyramid and Cascade Refinement / Z. He et al. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, no. 13. P. 3024. URL: <https://doi.org/10.3390/rs14133024>.

35. Aircraft Recognition from Satellite Images with Multi-Attention CNNs / C. Li et al. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, no. 9. P. 2343. URL: <https://doi.org/10.3390/rs15092343>.

36. Object Detection for Airport Scene with Cascaded CenterNet / H. Zheng et al. *Drones*. 2023. Vol. 7, no. 7. P. 360. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7070360>.

37. Low-Resolution Aircraft Detection with Scale-Adaptive Fusion and Feature Recalibration / X. Sun et al. *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15, no. 4. P. 980. URL: <https://doi.org/10.3390/rs15040980>.

38. Aircraft Orientation Detection Using Weak Supervision and Edge Features / Z. Zhou et al. *Sensors*. 2023. Vol. 23, no. 11. P. 5021. URL: <https://doi.org/10.3390/s23115021>.

39. Dual-Branch Feature Fusion Network for Aircraft Detection / Y. Zhang et al. *Electronics*. 2023. Vol. 12, no. 13. P. 2885.

URL: <https://doi.org/10.3390/electronics12132885>.

40. Spatiotemporal Contextual Attention for Aircraft Detection in Videos / M. Li et al. *Sensors*. 2023. Vol. 23, no. 12. P. 5539. URL: <https://doi.org/10.3390/s23125539>.

41. Кумар Н., Чопра М., Тулсі В. Принципи штучного інтелекту: нейронні мережі, глибоке навчання та розпізнавання образів. Делі : BPB Publications, 2019. 380 с.

42. Heaton J. Artificial Intelligence for Humans. Volume 3: Deep Learning and Neural Networks. St. Louis : Heaton Research, Inc., 2019. 250 p.

43. Patterson J., Gibson A. Deep Learning: A Practitioner's Approach. Sebastopol : O'Reilly Media, 2020. 532 p.

44. AADB Dataset. URL: <https://paperswithcode.com/dataset/aadb>(date of access: 10.03.2025).

45. Xia G.-S., others. DOTA: A Large-Scale Dataset for Object Detection in Aerial Images. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2018. P. 3974–3983. URL: <https://captain-whu.github.io/DOTA/dataset.html>.

46. Kim D., others. Multimodal Grounded Instruction Following with Long-Horizon Memory and Spatial Reasoning. *arXiv*. 2024. URL: <https://arxiv.org/html/2404.02877v1>.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Весь вихідний код, реалізований у межах дослідження, опубліковано у відкритому доступі на GitHub за посиланням: https://github.com/nester02/program_aircraft_work (актуально станом на: 10.06.2025).

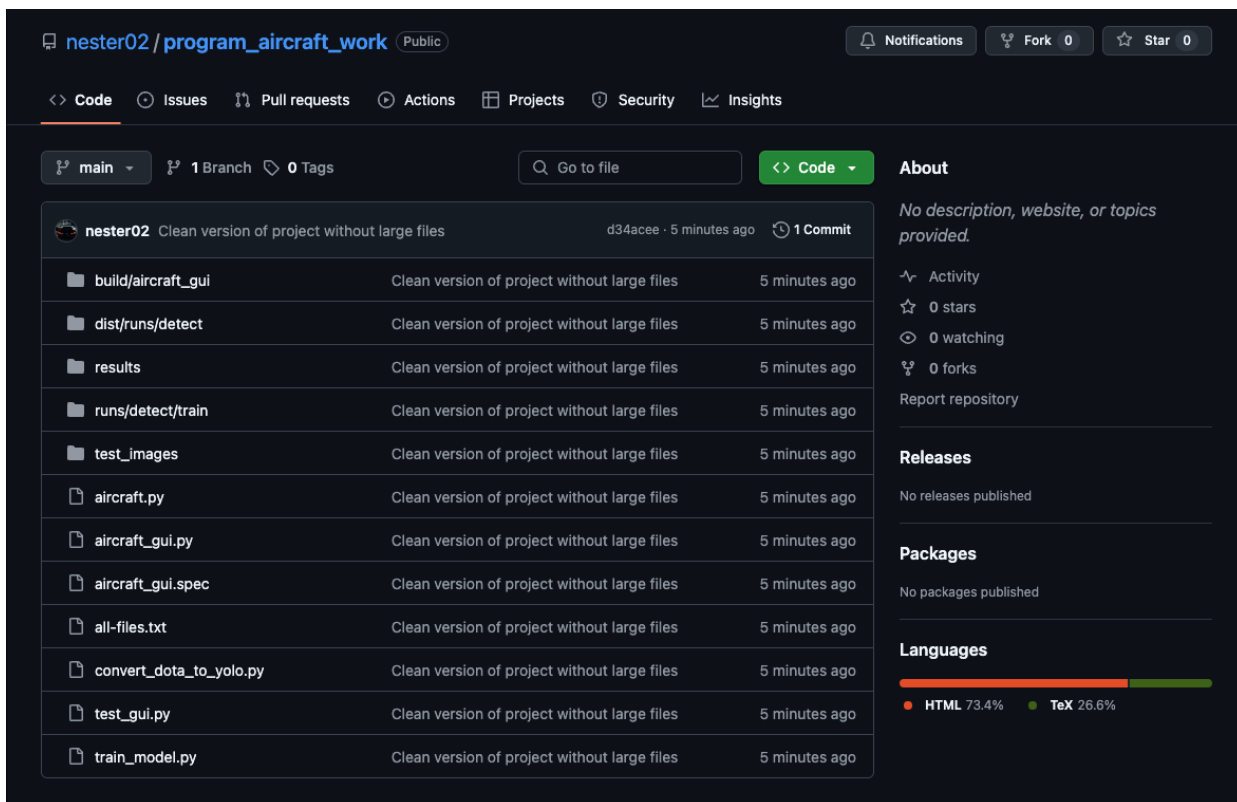


Рисунок А.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура організована за функціональними модулями та розділена на логічні частини:

- графічний інтерфейс користувача (GUI). Модулі `aircraft_gui.py` та `aircraft_gui_spec.py` містять віконну програму для взаємодії з користувачем.
- модуль навчання моделі. Скрипт `train_model.py` відповідає за тренування моделі виявлення літаків.
- Тестові вхідні дані. Папка `test_images` містить зображення що можна

використати для перевірки коректності роботи моделі та візуального аналізу її результатів.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

Кваліфікаційна Робота Бакалавра

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ЛІТАКІВ ЗА АНАЛІЗОМ ЗОБРАЖЕНЬ ЛІТОВИЩ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ

Виконав: студент 4 курсу, група КН-21-2
Максим **Нестерчук**

Керівник:
Олександр **Пасічник**

Актуальність

2

- Швидкий розвиток цифрових технологій змінює підходи до безпеки транспорту, зокрема — авіації.
- Виявлення літаків у реальному часі є критично важливим для уникнення інцидентів на злітно-посадкових смугах.
- Особливо це важливо при обмеженій видимості та інтенсивному трафіку на літовищах.
- Актуальним стає використання нейронних мереж для автоматичного аналізу відео з камер спостереження.
- Нейромережі забезпечують високу точність, швидку обробку та адаптивність до змін умов.

Об'єкт та предмет дослідження

3

- **Об'єкт дослідження:**
Процес виявлення літаків на зображеннях літовищ
- **Предмет дослідження:**
Нейромережеві методи та технології для виявлення літаків за зображеннями

Мета та завдання роботи

4

- **Мета роботи:**
Підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами.
- **Завдання роботи:**
 - Проаналізувати методи виявлення літаків на зображеннях літовищ
 - Дослідити переваги та недоліки нейромережових засобів
 - Розробити метод виявлення літаків з використанням нейронних мереж
 - Реалізувати програмне рішення
 - Провести експериментальне тестування
 - Оцінити підвищення точності методу

Аналіз предметної області

5

- Огляд теоретичних підходів виявлення літаків за аналізом зображень літовищ
- Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для виявлення літаків за аналізом зображень
- Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Сьогодні існує низка ефективних програмних систем для автоматизованого виявлення літаків за зображеннями.

Серед них – комерційна платформа Airbus OneAtlas, система відеоаналізу Deep4Air, а також відкриті фреймворки, зокрема TensorFlow Object Detection API та Roboflow Universe.

Вони демонструють практичну придатність до задач моніторингу та безпеки у різних умовах.

Метод виявлення літаків

на основі аналізу зображень нейромережовими засобами

- Основні етапи методу:

1. Попередня обробка зображення
 1. Фільтрація шумів
 2. Нормалізація контрасту та яскравості
 3. Масштабування до розміру моделі
2. Виявлення об'єктів
 1. Передача зображення в нейромережу YOLOv8
 2. Детекція літаків на основі ознак
 3. Формування *bounding boxes* з рівнем впевненості
3. Постобробка результатів
 1. Фільтрація за точністю (NMS)
 2. Виведення координат і класів об'єктів



Метод працює у реальному часі, демонструючи високу швидкість і надійність в умовах змінного середовища.

Логіка роботи нейронної мережі

7

- Нейронна мережа:
 - Використовує багат шарову згорткову архітектуру
 - Обробляє ознаки (краї, текстури, контури)
 - Адаптується до шуму, перекриттів, зміни освітлення
- YOLOv8 забезпечує:
 - Одночасну класифікацію та локалізацію об'єктів
 - Високу швидкість обробки зображень
 - Роботу в реальному часі



Навчання моделі

8

- Для навчання було використано відкритий датасет Aerial Aircraft Dataset (AADB), який містить понад 10 000 аерофотознімків, отриманих зі супутників або дронів
- Зображення охоплюють різні погодні та сезонні умови, що є критично важливим для адаптації моделі до реального середовища.
- Під час тестування виконано виявлення літаків на 1200 зображеннях, у кожному з яких ідентифікувалися об'єкти класу *airplane* та формувалися відповідні bounding boxes із прогнозованим рівнем довіри.

Критерії оцінювання точності

9

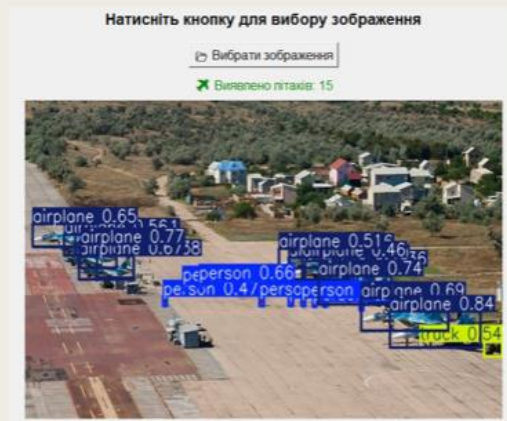
- Для ефективного виявлення літаків система має забезпечувати:
 - правильну локалізацію об'єктів;
 - стійкість до візуальних перешкод;
 - гнучкість до змін фону, кута зйомки, погоди.

- Основні метрики оцінювання точності:
 - Precision — частка правильно визначених літаків серед усіх виявлених.
 - Recall — здатність виявити всі літаки на зображенні.
 - F1-score — гармонійне середнє між Precision і Recall, що дає збалансовану оцінку якості моделі.

Експериментальне тестування методу виявлення літаків

10

за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами



Головний екран програми

Результати тестування

11

Результати оцінки якості моделі на навчальній та тестовій вибірках

Вибірка	точність (precision)	повнота (recall)	F1-міра
навчальна	86,4%	83,6%	84,5%
тестова	78,3%	76,7%	77,0%

Порівняння результатів спроектованого методу з іншою реалізацією YOLOv8

Метод	точність (precision)	повнота (recall)	F1-міра
Стороннє дослідження	76,2%	74,7%	75,4%
Спроекований метод	78,3%	76,7%	77,0%

Результати тестування

12

- У ході тестування була проведена порівняльна оцінка спроектованого методу з іншою реалізацією YOLOv8.
- Спроекований в ході роботи метод продемонстрував вищі показники точності, повноти та F1-міри на незалежному наборі з 1200 зображень літовищ, що містили різні типи даних – супутникові знімки, аерофото та відео з камер спостереження.
- У порівнянні з іншою реалізацією YOLOv8, спроекований метод показав:
 - +2,1% покращення точності (precision)
 - +2,0% підвищення повноти (recall)
 - +1,6% зростання F1-міри

Загальні висновки

13

- Кваліфікаційна робота бакалавра спрямована на підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами. Для досягнення поставленої мети було виконано аналіз існуючих методів виявлення літаків, розглянуто переваги та недоліки нейромережових засобів, а також проаналізовано інформаційне забезпечення предметної області.
- У межах роботи спроектовано метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ із використанням нейромережових технологій. Визначено загальну архітектуру та основні складові методу на основі моделі YOLOv8. Модель була донавчена із використанням спеціалізованих наборів даних, а також застосовано трансферне навчання, аугментацію, налаштування гіперпараметрів і методи постобробки результатів.

Дякую за увагу

15



Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 4.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. Errors in the documents: 13%

ID: 247067 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами Added in a DB: 2025-06-19 Authors: Максим НЕСТЕРЧУК Heads: Олександр ПАСІЧНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	69822	1002	4115 (6%)	59 (6%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

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: Максим НЕСТЕРЧУК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережевими засобами

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

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 9.1%

Коефіцієнт подібності 2: 3.1%

Мікропроблі: 0

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Білі знаки: 2

Дата створення звіту: 2025-06-20 03:19:08.0

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:

2025-06-20

Дата

експерт

Дк Леоніда Р. Р.

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

Назва кваліфікаційної роботи Метод виявлення літаків за аналізом зображень літових нейронмережевими засобами

Автор студент групи КН-21-2 Максим Нестерчук

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. комп'ютерних наук Олександр Пасічник

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

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

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Максима Нестерчука, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

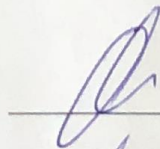
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 9,1%, КП2: 3,1%.

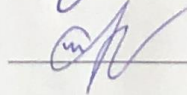
20.06.2025

Завідувач кафедри



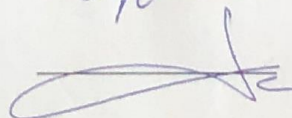
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Максима Нестерчука

за темою Метод виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережесевими засобами

1. Актуальність теми

Сучасний етап розвитку технологій значною мірою зумовлений стрімким прогресом у сфері цифрових технологій, інформаційних систем та програмних рішень. Вони відіграють вирішальну роль у повсякденному житті та у різних галузях, включаючи безпеку, транспорт та авіацію. У зв'язку з цим, виявлення та ідентифікація літаків у реальному часі є важливою задачею для підвищення безпеки авіаційного транспорту, як на етапі підготовки до зльоту, так і на етапі приземлення.

Один із найбільш важливих елементів безпеки в авіації - це контроль за рухом та виявлення літаків на злітно-посадкових смугах, особливо у випадках, коли видимість обмежена чи на літовищах працюють кілька повітряних суден одночасно. Вчасне виявлення літаків може запобігти несанкціонованому доступу до смуг, аварійним ситуаціям та зіткненням, що є критично важливим для збереження життя пасажирів і безпеки польотів.

У зв'язку з цим, актуальним стає питання розробки та впровадження ефективних технологій для автоматичного виявлення літаків.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення та діяльності є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів та методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою роботи саме є підвищення точності виявлення літаків за аналізом зображень літовищ нейромережесевими засобами. При вирішенні поставленої задачі використано математичні моделі, методи та алгоритми розв'язання теоретичних і прикладних задач, що виникають при розробці інформаційних технологій. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

При виконанні кваліфікаційної роботи бакалавра Максим Нестерчук проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи поставлені етапи дослідження, виявив достатні для одержання успішного результату компетентності.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Одержані в роботі результати є наслідком особистої діяльності студента, який самостійно виконував всі поставлені задачі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи показав достатній рівень компетентностей та володіння необхідними інструментами та обладнанням, методами, методиками та технологіями предметної області комп'ютерних наук.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та виконано експериментальне тестування спроектованого метода.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.


8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Спроекований метод та його програмна реалізація може бути використаний службами керування повітряним рухом та аеродромними службами для підвищення точності ідентифікації літаків та визначення ступеня завантаження літовищ.

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

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник



к.т.н., доц. каф. КН Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-2 Нестерчука Максима*

за темою: Метод виявлення літаків за аналізом зображень літовиць нейромережевими засобами

1. Актуальність обраної теми

Сучасний розвиток технологій значною мірою визначається швидким поступом у галузі цифрових рішень, інформаційних систем та програмного забезпечення. Ці напрями відіграють ключову роль як у повсякденному житті, так і в різних сферах діяльності, зокрема у транспорті, безпеці та авіації. Тому особливого значення набуває задача виявлення та ідентифікації літаків у реальному часі для підвищення рівня безпеки авіаційних перевезень як під час підготовки до зльоту, так і під час посадки. Одним із найважливіших аспектів авіаційної безпеки є контроль за переміщенням повітряних суден та їх своєчасне виявлення на злітно-посадкових смугах, особливо в умовах обмеженої видимості або при одночасному функціонуванні кількох літаків.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи розкрита повністю, всі завдання виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі виконано аналіз сучасних підходів до вирішення завдань предметної області та сучасного стан. Визначено мету роботи та виконано постановку завдань. В другому розділі спроектовано метод виявлення літаків за аналізом зображень літовиць нейромережевими засобами. Визначено критерії оцінки точності. В третьому розділі виконано експериментальне тестування методу та виконано оцінку точності ідентифікації.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод виявлення літаків за аналізом зображень літовиць нейромережевими засобами ідентифікації може бути використаний у сфері керування повітряним рухом.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

В роботі використано кілька критеріїв для оцінки точності, але не зазначено чи є цей перелік вичерпним.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Рецензент

Максим К. Фр.-м.н. доц Наталія ПЕЦЬКА