


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

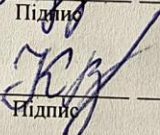
на тему Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

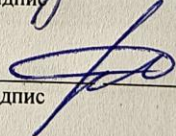
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань

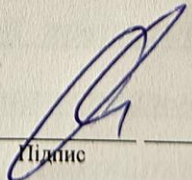
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності

Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-21-2  Ілля БАС
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент каф. КН  Валерія КЛІМЕНКО
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

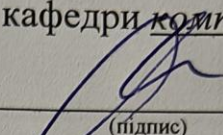
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

19 06 2025 р.

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 трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням»

2. Завдання видано студенту Іллі Басу
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи асистент каф. КН Валерія Кліменко
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23


5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

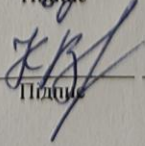
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Для досягнення мети необхідно виконати наступні завдання: виконати аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням; створити метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням; створити проектну архітектуру інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та виконати її прикладну програмну реалізацію; виконати експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

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  Ілля БАС
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент каф. КН  Валерія КЛІМЕНКО
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Ілля Бас

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент каф. КН Валерія Кліменко

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
51	22	2	42	5

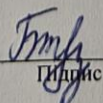
Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням за рахунок трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням. Для розробки інтелектуальної системи було використано мову програмування Python, бібліотеки TensorFlow, Keras та PyTorch. Розроблена інтелектуальна система призначена для використання авіаційними аналітичними центрами, дослідницькими установами, а також фахівцями в галузі автоматизованого моніторингу повітряного простору.

Напрямами практичного використання розробленої інтелектуальної системи є класифікації повітряних суден за зображенням.

Ключові слова: трансферне навчання, згорткова нейромережа, класифікація зображень, повітряні судна.

Виконавець: студент групи КН-21-2

Група виконавця


Підпис

Ілля БАС

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	6
1.1 Аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням	6
1.2 Засоби та методи класифікації повітряних суден за зображенням.....	9
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів нейромережевої класифікації зображень та сучасних наукових праць.....	13
1.4 Мета та задачі кваліфікаційної роботи	17
Розділ 2 Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням	18
2.1 Загальна ідея роботи	18
2.2 Схема та кроки методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден.....	19
2.3 Кроки отримання моделі для класифікації повітряних суден.....	21
2.4 Архітектура моделі згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням	23
2.5 Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням	25
2.6 Підготовка робочих вхідних даних для тонкого налаштування згорткової нейромережі трансферним методом	28
2.7 Особливості використання спеціалізованих програмних розширень	30
2.8 Метрики оцінювання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден	31
2.9 Висновки до розділу 2	32
Розділ 3 Експериментальне дослідження	33

3.2 Вибір засобів розробки інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням	33
3.3 Діаграма класів інтелектуальної системи.....	34
3.4 Особливості реалізації інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням	37
3.5 Результати експериментального дослідження методу	42
3.6 Висновки до розділу 3	45
Загальні висновки.....	46
Перелік посилань.....	47
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ІТ	Інформаційні технології
КН	Комп'ютерні науки
НМ	Нейронна мережа
ЗНМ	Згорткова нейронна мережа
ТН	Трансферне навчання
ЛА	Літальний апарат
ПЗ	Програмне забезпечення
КА	Контент-аналіз
ШІ	Штучний інтелект
КЗ	Комп'ютерний зір
FGVC	Fine-Grained Visual Classification
UI	User Interface
ACC	Accuracy
F1	F1-метрика

Вступ

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Для цього виконано розробку методу та відповідну інтелектуальну систему класифікації повітряних суден за зображенням.

Актуальність. У зв'язку зі зростанням інтенсивності авіаційного руху й необхідністю постійного моніторингу повітряного простору критично важливим є впровадження автоматизованих систем розпізнавання та класифікації літальних апаратів за зображенням, що надходять із камер спостереження, БПЛА та супутникових сенсорів. Ручні методи аналізу фотографій і відеопотоків виявляються недостатньо оперативними та схильними до людських помилок в умовах великої кількості об'єктів, різноманіття ракурсів і погодних умов. Автоматизована класифікація літаків, вертольотів, дронів і планерів дозволяє підвищити ефективність аеронавігаційної безпеки, прискорити процедури технічного обслуговування і виявлення пошкоджень у рамках попередніх візуальних інспекцій (GVI). Крім того, рішення на основі глибоких нейронних мереж інтегруються в системи охорони аеропортів, протикрадіжні платформи та автономні дрони для патрулювання, забезпечуючи високу точність розпізнавання навіть у складних умовах зйомки. Трансферне навчання згорткових нейромереж дозволяє ефективно використовувати попередньо натреновані моделі (наприклад, на ImageNet) та швидко адаптувати їх до специфіки класифікації повітряних суден, що значно знижує обчислювальні витрати та обсяг розмітки даних. Завдяки цьому підходу можна досягати високої точності класифікації з невеликою кількістю прикладів кожного класу, що є критичним для оперативних систем розпізнавання в авіації.

Об'єкт дослідження – процес класифікації повітряних суден за зображенням.

Предмет дослідження – методи та технології трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра полягає у проведенні аналізу інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням; створенні методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням; створенні проектної архітектури інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та виконанні її прикладної програмної реалізації; виконанні експериментального дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій

1.1 Аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням

Класифікація повітряних суден за зображенням це задача, яка належить до області комп'ютерного зору. Основна мета такого процесу полягає у виявленні типу, моделі або класу літального апарата на основі його візуального представлення, зокрема цифрового зображення, отриманого з відкритих джерел або сенсорів [1]. Ця задача має важливе прикладне значення у військовій справі, цивільній авіації, аерофотозніманні, охороні повітряного простору, а також у проектах з автоматичного аналізу супутникових зображень або відеопотоків. На рисунку 1.1 зображено різні види повітряних суден які були створені людством.

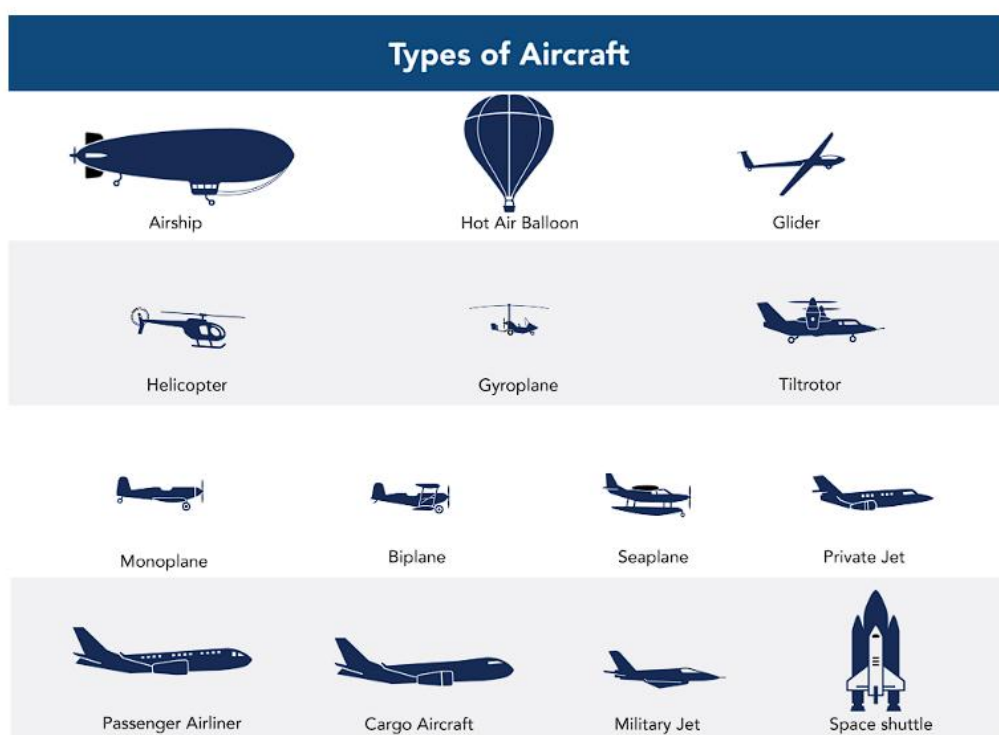


Рисунок 1.1 – Різновиди повітряних суден [2]

Предметна область класифікації повітряних суден охоплює велику кількість типів літальних апаратів: літаки цивільної та військової авіації,

вертольоти, дрони, планери тощо. Кожен тип має свої унікальні ознаки, які можуть бути виявлені та використані для класифікації. До таких ознак можна віднести форму фюзеляжу, конфігурацію крил, наявність двигунів, їх розміщення (наприклад, під крилами або на хвості), довжину та форму носової частини, кількість шасі, а також геометрію оперення [3]. Військові літаки, наприклад, часто мають характерні силуети (наприклад, трикутні крила або подвійне оперення), тоді як цивільні пасажирські літаки мають видовжену форму фюзеляжу та симетричне розміщення двигунів. Безпілотні літальні апарати (дрони) зазвичай мають більш компактні форми, мультикоптерну або фіксовану конфігурацію з різним розташуванням пропелерів [4].

Різноманіття форм фюзеляжу, типів крил і конфігурацій двигунів обумовлює потребу в інформаційних моделях, здатних враховувати геометричні та текстурні ознаки об'єктів. До таких ознак належать форма і розмір фюзеляжу, розташування двигунів (під крилом чи на хвості), конфігурація хвостового оперення та співвідношення довжини крила до фюзеляжу

Практичне розпізнавання літаків стикається з низкою викликів. По-перше, різні умови освітлення (сонячні відблиски, тіні, нічна зйомка) можуть істотно змінювати сприйняття фактури й кольору корпусу. По-друге, зміна кута зйомки призводить до спотворення знайомих контурів: крила, фюзеляж чи хвіст можуть бути частково приховані або побачені збоку, що ускладнює процедуру ідентифікації. По-третє, фон зображення (небо, хмари, будівлі) часто містить складні текстурні патерни, що ускладнює алгоритмам виділення області інтересу. Водночас підвішені на крилах паливні баки чи інші додаткові модулі можуть змінювати силует літака, спотворюючи очікувані ознаки [5].

У предметній області виділяють кілька категорій повітряних суден, що виходять за межі традиційних літаків та вертольотів. Повітряні кулі й дирижаблі, наприклад, мають об'ємні оболонки з легких газів і керовані зміною баласту чи об'єму газу, тож їх силует суттєво відрізняється від жорсткої металевої конструкції літаків. Планери вирізняються відсутністю двигунів та видовженими крилами з великою розмахом, що забезпечує максимальну підйомну силу при

польоті за рахунок підніжного потоку. Безпілотні літальні апарати (дрони) бувають як мультикоптерні, із чотирма або більше пропелерами, так і фіксованокрила, що за формою наближаються до мініатюрних літаків. Рисунок 1.2 показує вже не популярні способи повітряного пересування якими люди майже не користуються.



Рисунок 1.2 – Повітряні кулі та дирижаблі [6]

Крім того, до повітряних суден належать амфібійні апарати й гідролітак, які можуть сідати на воду завдяки спеціальним поплавкам або посиленому днищу. Повітряні кулі й дирижаблі здебільшого мають сферичні або овальні шумопоглинаючі панелі з тонкого матеріалу, а гвинтові гелікоптери – вертикальний підйом і зависання, що проявляється в коротких, але широких лопатях ротора. Такі конструктивні відмінності визначають різні набір ознак на зображенні: від фактури оболонки кулі або текстури поплавків до контурів лопатей і фюзеляжу [7].

Отже, у сучасному цифровому середовищі, де постійно зростає обсяг візуальних даних, класифікація повітряних суден за зображенням є актуальним завданням, що дозволяє ефективно розпізнавати, ідентифікувати та аналізувати різноманітні повітряні судна. Інформаційні моделі в цій області ґрунтуються на аналізі характерних візуальних ознак повітряних суден, що дозволяє засобами сучасних ІТ систем досягати високого рівня автоматизації в процесі ідентифікації. Це створює передумови для подальшого застосування методів глибокого навчання та трансферного навчання для підвищення точності класифікації повітряних суден.

1.2 Засоби та методи класифікації повітряних суден за зображенням

Класифікація повітряних суден за зображенням є складним завданням комп'ютерного зору, яке передбачає точне розпізнавання типу, моделі або класу літального апарата на основі вхідного візуального контенту. Для вирішення таких задач активно використовуються сучасні методи штучного інтелекту, зокрема алгоритми машинного навчання та глибокого навчання, адаптовані до особливостей обробки зображень, як знаходження спеціальних послідовностей чи виразних особливостей предметів для їх класифікації.

Ці візуальні патерни можна векторизувати за допомогою класичних дескрипторів – HOG, SIFT, колірних гістограм та контурних описів – які потім використовуються як вхідні ознаки для методів SVM чи Random Forest [8].

Автоматизація класифікації повітряних суден потребує перетворення зображення в структуру, яку можна обробляти засобами інформаційних технологій. Основним кроком є векторизація зображення, тобто перетворення його у числове представлення [9]. Традиційно для цього використовували ручне виділення ознак (feature engineering), де зображення проходило попередню обробку (нормалізацію, детекцію контурів, виділення ключових точок тощо), а далі перетворювалось у вектор фіксованої довжини, що описував форму,

текстуру, градієнти або інші характеристики об'єкта [10]. Загальне пояснення векторизації показано на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Просте пояснення векторизації [11]

З поширенням глибокого навчання ручне виділення ознак було замінено автоматичними методами, однак в основі все ще лежить уявлення об'єкта як набору числових характеристик. Наприклад, модель отримує зображення літального апарата розміром 224×224 пікселі з трьома кольоровими каналами (RGB), що перетворюється на вектор розміром $224 \times 224 \times 3$. Далі через послідовність операцій (згортки, активації, нормалізації, субдискретизації) формується набір ознак, які можуть містити інформацію про контур фюзеляжу, симетрію крила, розташування двигунів тощо.

Таким чином, побудова ефективної інформаційної моделі для задачі класифікації повітряних суден за зображенням включає:

- вивчення характерних візуальних ознак об'єкта;
- створення або використання структурованих наборів даних;
- перетворення вхідних зображень у числові вектори ознак;
- вибір методів обробки та аналізу, здатних виявляти подібності та відмінності між класами об'єктів.

Одними з найбільш ефективних підходів у цій галузі є згорткові нейронні мережі (CNN – Convolutional Neural Networks), які здатні автоматично виявляти ознаки об'єктів на зображенні без необхідності ручного проектування

дескрипторів. CNN демонструють високу точність у задачах класифікації, детекції та сегментації об'єктів, зокрема й повітряних суден [12]. Загальна робота згорткових нейромереж показана на рисунку 1.4

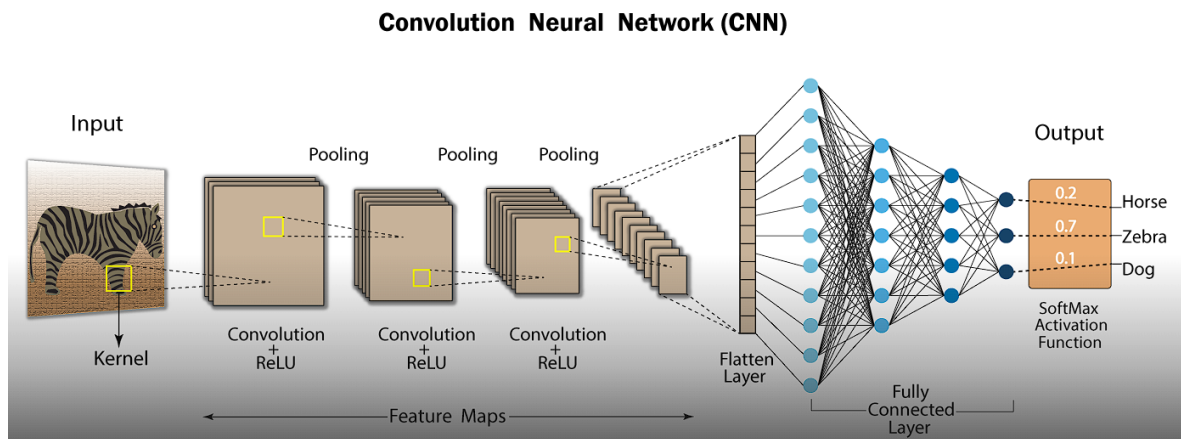


Рисунок 1.4 – Пояснення роботи згорткових нейронних мереж [13]

Для підвищення ефективності навчання нейронних мереж, особливо при обмеженій кількості навчальних даних, доцільно використовувати метод трансферного навчання (transfer learning). Цей підхід передбачає перенесення знань, отриманих на одній задачі, до іншої – спорідненої. Наприклад, попередньо натреновані моделі ResNet, Inception або EfficientNet на великому датасеті зображень ImageNet можуть бути донавчені на спеціалізованому наборі зображень повітряних суден [14]. Переваги трансферного навчання включають скорочення часу тренування, зменшення вимог до обчислювальних ресурсів та досягнення високої точності навіть при обмежених даних [15].

Крім архітектур CNN, останнім часом все частіше застосовуються візуальні трансформери (ViT – Vision Transformers), які забезпечують ще більшу гнучкість і точність в обробці візуальних даних за рахунок самоуваги (self-attention) [16].

Також для задач класифікації зображень використовується ResNet-50, розроблених для ефективного навчання глибоких архітектур завдяки залишковим з'єднанням, які полегшують проблему зникнення градієнта. Трансферне навчання з ResNet-50 дозволяє адаптувати попередньо навчену

модель (наприклад, на датасеті ImageNet) до специфічних завдань, замінюючи або донавчаючи останні шари для нових класів чи даних. Це значно скорочує час навчання та потребу у великих обсягах даних, забезпечуючи високу точність навіть для спеціалізованих задач.

Головною перевагою ResNet-50 є здатність ефективно передавати градієнти через численні шари, що дозволяє уникнути проблеми затухання та забезпечує стабільність навчання мережі глибиною понад п'ятдесят згорткових шарів (рисунок 1.5).

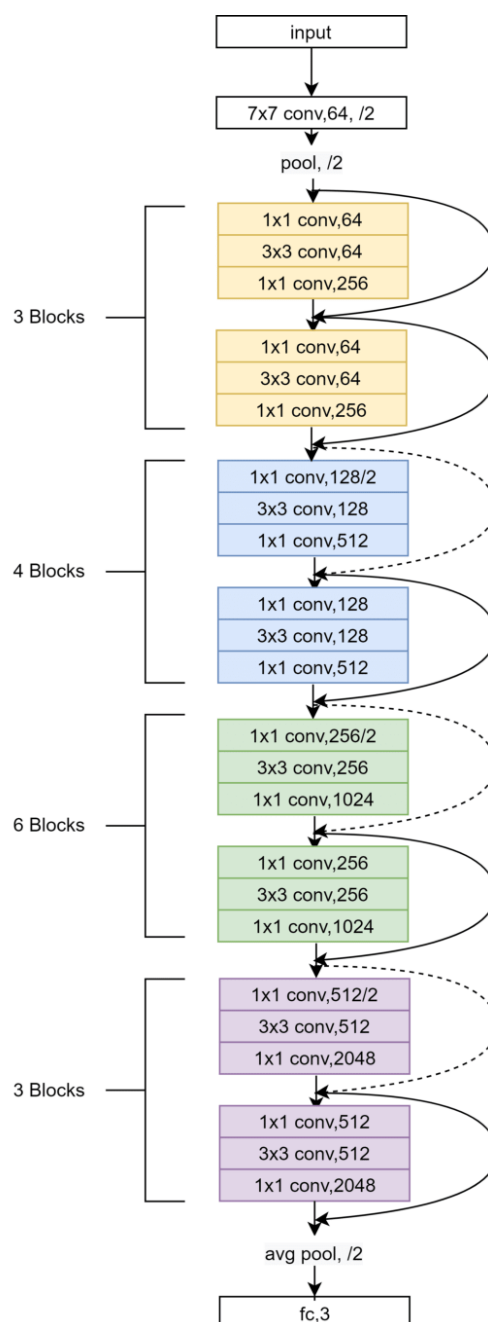


Рисунок 1.5 – Стандартна архітектура ResNet-50 [17]

Отже, існує велика кількість засобів та методів для класифікації повітряних суден за фотографічним зображенням і всі вони мають свої позитивні риси та недоліки. Доцільним є використання нейромережевої архітектури ResNet-50 та трансферного навчання згорткових нейронних мереж для класифікації зображень.

1.3 Аналіз існуючих програмних засобів нейромережевої класифікації зображень та сучасних наукових праць

Нейромережеві засоби та методи класифікації зображень активно використовуються в численних прикладних задачах: від медичної діагностики до автоматизованого моніторингу промислових об'єктів. На сучасному етапі розвитку штучного інтелекту важливу роль відіграють готові програмні засоби, а також наукові дослідження, присвячені вдосконаленню алгоритмів класифікації та методів трансферного навчання.

Існує велика кількість програмних реалізацій які за допомогою ШІ розпізнають предмети, ландшафти та інші речі.

Plane Finder AR – це мобільний додаток для iOS та Android, який в реальному часі ідентифікує моделі літаків по зображенню із камери смартфона. При запуску додаток використовує вбудовану камеру та нейромережеву модель, попередньо натреновану на великому датасеті фотографій повітряних суден різних типів. Під час роботи Plane Finder AR кадр спочатку проходить препроцесинг: виділення регіону інтересу, вирівнювання контурів та нормалізація освітлення. Далі через етапи згорткових шарів мережа витягує низькорівневі ознаки (градієнти, текстурні патерни) та високорівневі ознаки (тип крила, форма фюзеляжу, конфігурація шасі). В результаті користувач одразу бачить на екрані назву моделі літака і ймовірність класифікації. Паралельно Plane Finder AR фіксує геотеги та час спостереження, що дозволяє збирати аналітику польотів і будувати карту руху літаків.

Таким чином, Plane Finder AR ілюструє практичне застосування трансферного навчання на мобільному пристрої: завдяки використанню моделі MobileNetV2 з донавчанням лише вихідного шару вдалося досягти приголомшливої швидкості розпізнавання (до 20 кадрів на секунду) та точності понад 92 % у польових умовах зі змінним освітленням і різними ракурсами зйомки. Це програмне рішення (рисунок 1.6) є готовим аналогом тих систем, які розробляються в рамках даної кваліфікаційної роботи для класифікації повітряних суден за зображенням [18].

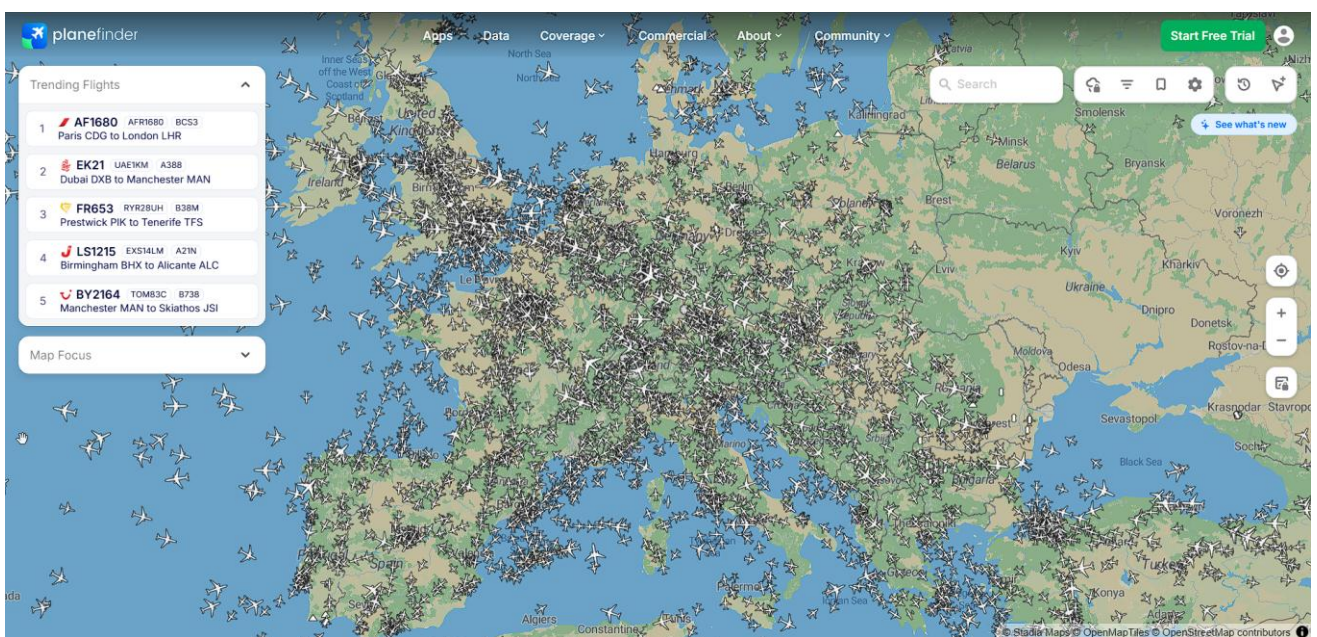


Рисунок 1.6 – Застосунок PlaneFinder [18]

CamFind – це мобільний додаток, який використовує технології штучного інтелекту для розпізнавання об'єктів у реальному часі за допомогою камери смартфона. Основою CamFind є алгоритми комп'ютерного зору, які дозволяють ідентифікувати широкий спектр предметів: товари, транспортні засоби, їжу, текстиль, тварин тощо. Після розпізнавання об'єкта система надає користувачеві релевантну інформацію, включаючи текстовий опис, посилання на інтернет-ресурси, ціни, відгуки та можливості для онлайн-покупок. CamFind також підтримує функції голосового пошуку, автоматичного перекладу та збереження історії пошуків, що забезпечує зручність і багатофункціональність у

повсякденному використанні. Додаток широко використовується для швидкого отримання інформації про невідомі об'єкти та підвищення ефективності пошукової діяльності [19].

Picterra – це хмарна платформа для аналізу аерокосмічних та супутникових знімків із застосуванням штучного інтелекту. Сервіс орієнтований на автоматичне розпізнавання географічних об'єктів, будівель, доріг, земельних ділянок, лісових масивів та інших структур на основі великих обсягів візуальних даних. Picterra (рисунок 1.7) надає інструменти для створення, навчання та оптимізації власних моделей детекції об'єктів без необхідності написання коду, що значно спрощує процес для користувачів з різним рівнем технічної підготовки. Платформа широко застосовується у містобудуванні, сільському господарстві, екологічному моніторингу, управлінні інфраструктурою та картографуванні. Інтеграція з сучасними ГІС-системами та можливість роботи з великими наборами даних роблять Picterra зручним інструментом для професійної обробки геопросторової інформації [20].

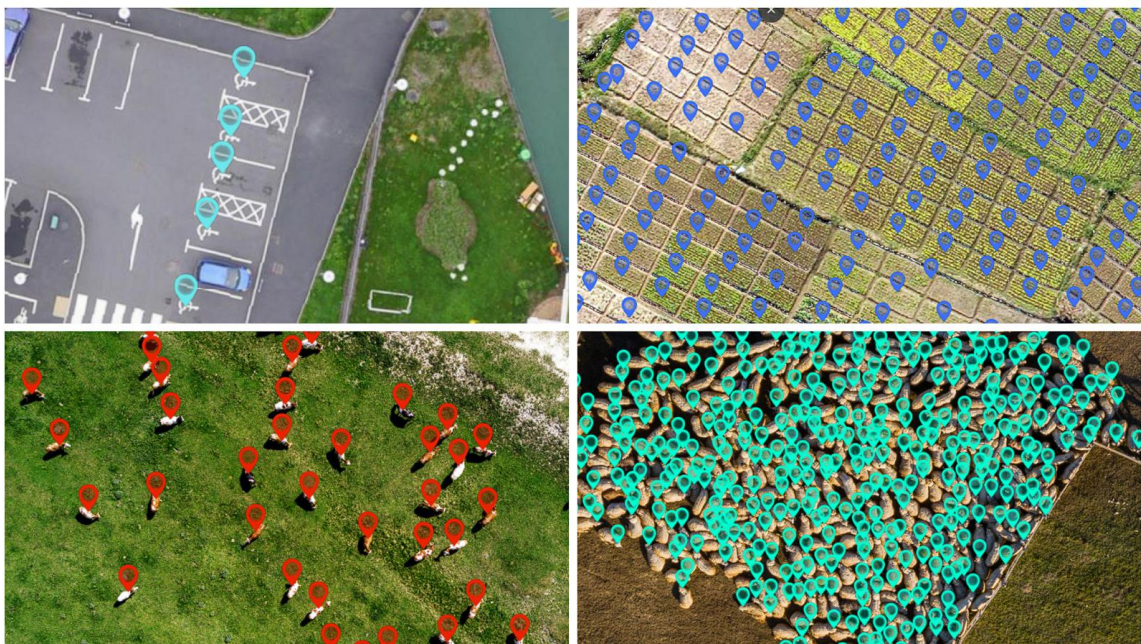


Рисунок 1.7 – Як працює Picterra [20]

Окрім існуючих програмних реалізацій, питання нейромережевої класифікації та трансферного навчання також привертає увагу сучасних вчених.

У статті [21] запропоновано нову модель для класифікації літаків, що вирішує проблему низької точності розпізнавання зображень літальних апаратів, спричинену великою кількістю типів, великою подібністю між моделями та інтенсивними текстурними завадами. Дослідники розробили гібридну модель BA-CNN (Bidirectional Attention Convolutional Neural Network), яка базується на двоканальній архітектурі ResNet-34 та використовує механізми просторової та каналної уваги. Така конструкція дозволяє підсилити здатність моделі до вилучення тонких (fine-grained) ознак без збільшення розмірності вихідних характеристик. Проведені експерименти на загальнодоступному датасеті FGVC-Aircraft показали, що точність розпізнавання моделі досягла 89,2%, що перевищує більшість існуючих методів класифікації літаків.

У статті [22] представлено Semi-ViT – гібридний підхід, який комбінує Vision Transformer, навчені в напів-керованому режимі, із класичними CNN-модулями. Semi-ViT продемонстрував переваги у витягненні глобальних семантичних ознак і показав точність 91,5 % на задачі тонкої класифікації літаків у умовах обмеженої розмітки.

У роботі [23] застосовано YOLOv8, вдосконалений передобробкою SAR-зображень із новим методом нелінійної TV-фільтрації (NTV) для підвищення чіткості. Після трансферного навчання на попередньо анотованій колекції SAR-знімків модель досягла accuracy 91,47 % та IoU 84,00 % у детекції та класифікації літаків.

У роботі [24] дослідили, як різні стратегії трансферного навчання впливають на набори даних з малою кількістю зразків, зокрема FGVC-Aircraft. Результати показали, що заморожування ранніх шарів з подальшим точним налаштуванням лише останніх шарів дозволяє прискорити конвергенцію та зберегти точність класифікації понад 90 %, навіть при 10–50 зображеннях на клас.

Отже, з проведеного аналізу випливає, що задача класифікації повітряних суден є актуальною. Проте розглянуті роботи мають недоліки, а саме є обмежена перевірка моделей на різноманітних датасетах, висока складність архітектур, що

ускладнює їхнє впровадження в реальних умовах, а також залежність від великої кількості обчислювальних ресурсів або попереднього навчання на великих колекціях даних.

1.4 Мета та задачі кваліфікаційної роботи

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням.

Для досягнення мети, ставляться такі задачі:

– виконати аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням;

– створити метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням;

– створити проектну архітектуру інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та виконати її прикладну програмну реалізацію;

– виконати експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Розділ 2 Метод трансферного навчання згорткової неймережі для класифікації повітряних суден за зображенням

2.1 Загальна ідея роботи

В даному пункті наведено загальну ідею роботи. Ідея складається з трьох основних етапів: отримання моделі згорткової неймережі для класифікації повітряних суден, попередньої обробки зображення для класифікації, власне мультикласова класифікація, на виході отримується остаточний висновок про тип повітряного судна (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Схема ідеї роботи

Вхідними даними для класифікації повітряних суден є зображення для класифікації та обрана неймережева архітектура для трансферного навчання моделі, що буде проводити класифікацію.

Перший етап відповідає за отримання моделі згорткової неймережі для класифікації повітряних суден, кроки етапу навчання неймережевої моделі наведені у пункті 2.3, а архітектуру отриманої моделі у пункті 2.4.

Другий етап передбачає приведення зображення до єдиного формату, включно зі зміною розміру, нормалізацією пікселів.

Третій етап відповідає за мультикласову класифікацію та використовує навчену на попередньому етапі модель неймережі. Вихідними даними є висновок про визначений тип повітряного судна.

Таким чином, запропонована на рисунку 2.1 ідея описує основні етапи, що дозволять підвищити точність нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Підвищення точності досягатиметься шляхом застосування трансферного навчання нейромережевої моделі.

2.2 Схеми та кроки методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден

Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден полягає у донавчанні існуючої нейромережевої моделі (backbone) на предметному датасеті повітряних суден. Схему та кроки цього методу подано на рисунку 2.2.

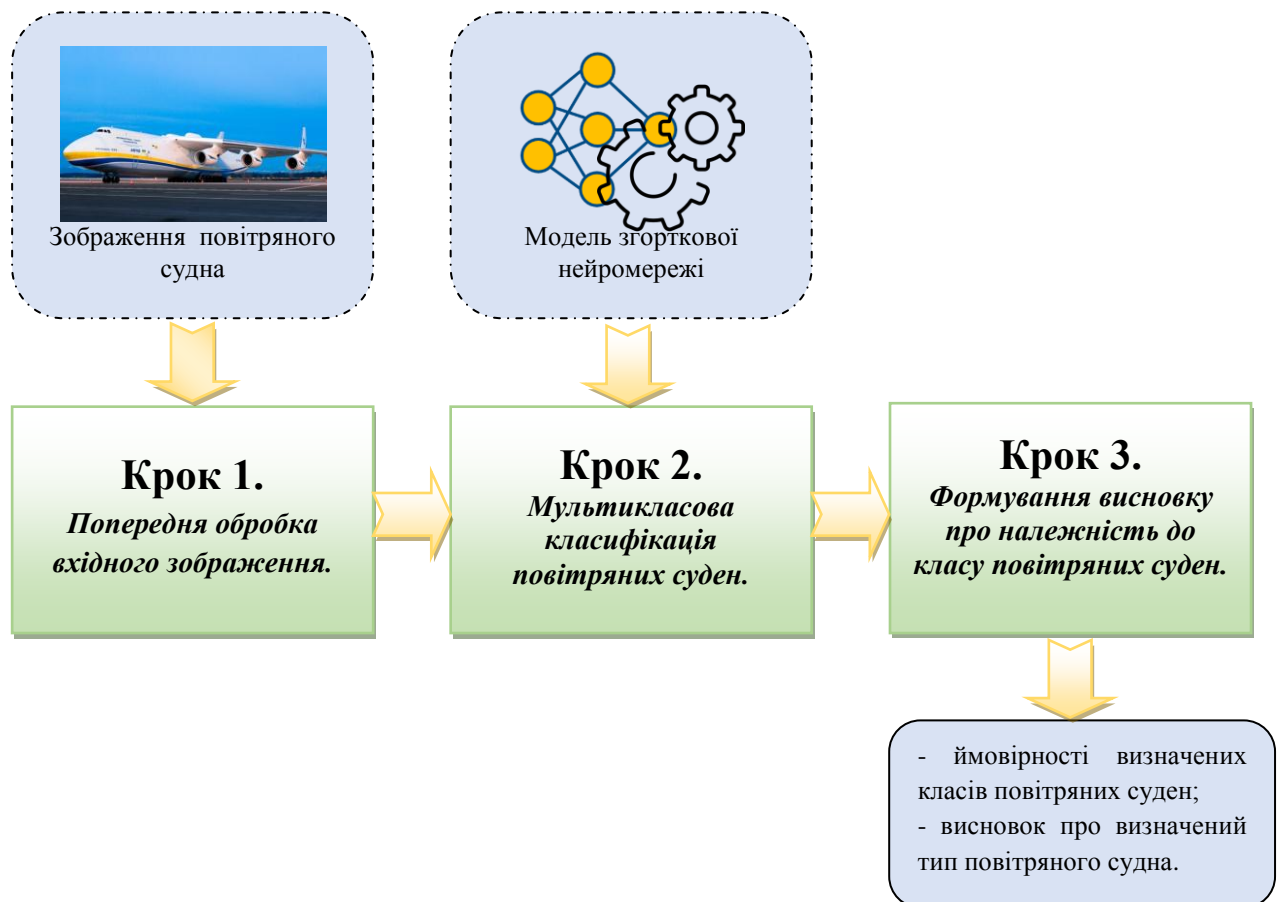


Рисунок 2.2 – Схеми та кроки методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

Вхідними даними методу є зображення для класифікації повітряного судна, навчена трансферним навчанням згортова нейромережа для класифікації повітряних суден.

На першому кроці вхідні зображення проходять процедуру уніфікації формату. Кожен кадр приводиться до фіксованого розміру (наприклад, 224×224 пікселів), що гарантує сталість розмірності даних на всіх шарах мережі. Крім того, для зменшення обчислювального навантаження та акцентування уваги на геометричних рисах об'єкта, кольорові канали перетворюються у відтінки сірого. Це дозволяє зосередитися на контурах корпусу, крила та оперення, зменшивши вплив варіативності розфарбування та освітлення. Додавання цієї стадії суттєво спрощує наступну роботу згорткових шарів і водночас прискорює обробку великого потоку зображень у реальному часі.

Після попередньої обробки на другому кроці підготовлені зображення потрапляють на вхід згорткової нейромережі. Саме тут відбувається головний «перехід знань»: мережа використовує свої вже навчені фільтри для витягнення низькорівневих ознак (гратувань, текстур, градієнтів) і передає їх через послідовність глибинних шарів, де формується уявлення високого рівня про форму фюзеляжу, конфігурацію крила та інші характерні деталі. На самому виході моделі застосовується мультикласовий Softmax, який перетворює внутрішні активації на ймовірнісний розподіл по заздалегідь визначених категоріях літальних апаратів. Трансферне навчання з ResNet-50 передбачає завантаження попередньо навченої моделі (на ImageNet), підготовку датасету повітряних суден (зміна розміру, нормалізація), заміну вихідного шару на новий відповідно до кількості класів, заморожування початкових шарів, навчання модифікованих верхніх шарів із малою швидкістю навчання, опціональне точне налаштування верхніх шарів.

Коли розподіл ймовірностей по класах виконано, на третьому кроці формується остаточний висновок, відбираючи клас із найбільшою ймовірністю. До цього результату додається оцінка впевненості – значення самої категорії Softmax, яке інтерпретується як ступінь упевненості моделі в правильності

класифікації. У разі потреби ці дані можуть бути передані до зовнішніх модулів валідації чи інтерфейсу користувача, де користувач одразу бачить і тип визначеного повітряного судна, і надійність цього висновку.

Вихідними даними є оцінки впевненості у визначених класів повітряних суден та висновок про приналежність до визначеного класу повітряного судна.

Таким чином запропонований метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням дозволить підвищити точність нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням, що є метою роботи. Підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден полягає в застосуванні трансферного навчання нейромережевої моделі.

2.3 Кроки отримання моделі для класифікації повітряних суден

Для виконання кроків методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням необхідно навчити нейромережу для мультикласової класифікації, яка буде використовуватись на кроці 2 запропонованого методу (рисунок 2.3).

Процес отримання моделі нейромережі для класифікації повітряних суден починається з підготовки вхідних даних. До них входить набір зображень повітряних суден, які мають розмітку по класах і використовуються як основа для навчання. Крім того, застосовується попередньо натренована згорткова нейромережа з вагами на ImageNet, яка виступає базовою структурою (backbone) для подальшої роботи. На цьому етапі також визначаються параметри навчання, такі як швидкість навчання, кількість епох і розмір пакетів даних.

Першим кроком є імпорт і налаштування середовища. Це включає завантаження необхідних бібліотек, таких як TensorFlow або PyTorch, і підготовку апаратного забезпечення, наприклад, вибір між GPU або CPU для виконання обчислень. Середовище налаштовується таким чином, щоб забезпечити ефективну інтеграцію з попередньо натренованою моделлю.

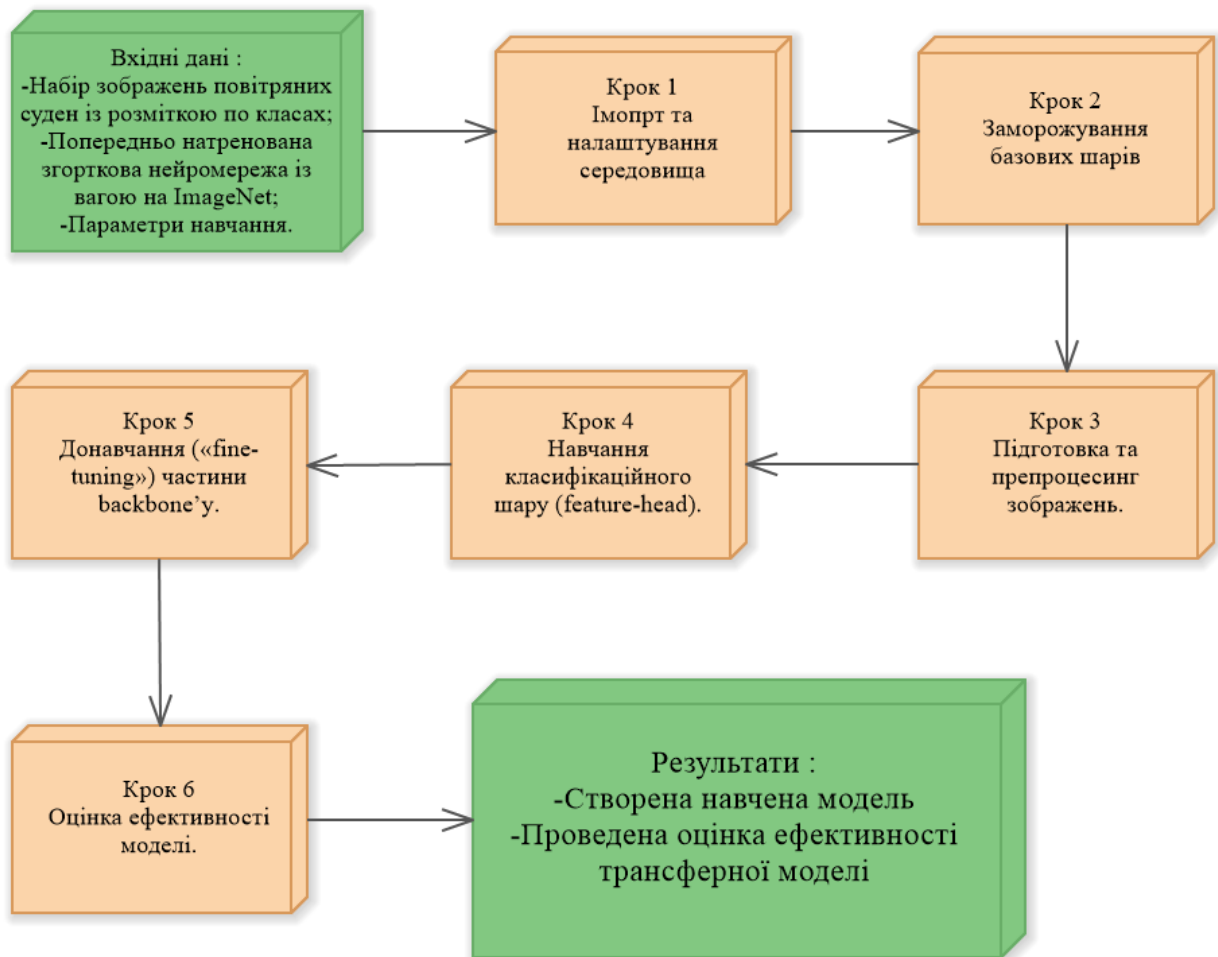


Рисунок 2.3 – Кроки отримання моделі

Далі на другому кроці виконується заморожування базових шарів згорткової нейромережі. Це означає, що ваги цих шарів залишаються незмінними, аби зберегти знання, отримані під час попереднього навчання на ImageNet. Такий підхід дозволяє уникнути зайвих обчислень і прискорити процес навчання.

Наступним третім кроком є підготовка і препроцесинг зображень. Зображення масштабується до розміру, який сумісний із базовою моделлю, і нормалізується, щоб забезпечити стабільну роботу нейромережі. Для покращення генералізації можуть використовуватись техніки аугментації даних, наприклад, обертання чи відображення, що допомагає збільшити різноманітність даних для навчання.

Після підготовки даних на четвертому кроці додається класифікаційний шар, який відповідає за виконання кінцевих висновків. На цьому кроці навчання

проводиться лише для класифікаційного шару, тоді як базові шари залишаються незмінними. Цей новий шар адаптується до специфіки задачі класифікації зображень повітряних суден.

На кроці п'ять базові шари моделі розморожуються, і виконується їх адаптація до специфічного набору даних. Це дозволяє моделі покращити продуктивність і врахувати особливості нових класів, зберігаючи знання, отримані під час початкового навчання.

Завершальним шостим кроком є оцінка ефективності моделі. Для цього використовується тестовий набір даних, на якому модель перевіряється за такими метриками, як точність, повнота, F1-міра та інші. У разі потреби виконується аналіз помилок, щоб визначити слабкі місця моделі й підвищити її ефективність.

Результатом цього процесу є створена навчена нейромережева модель, здатна класифікувати зображення повітряних суден. Проведена оцінка ефективності підтверджує її здатність виконувати завдання класифікації з високою точністю і надійністю, що робить модель придатною для практичного використання.

Таким чином, описаний підхід трансферного навчання згорткової нейромережі об'єднує простий, але ефективний препроцесинг із механізмом автоматичного витягування ознак, що дозволяє підвищити точність нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Завдяки тонкому налаштуванню останніх шарів мережі під предметний датасет, модель здатна швидко та точно класифікувати різні типи повітряних суден.

2.4 Архітектура моделі згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

У якості базової архітектури нейронної мережі для трансферного навчання було обрано ResNet-50 – глибоку згорткову архітектуру з механізмом пропускних (skip) зв'язків, розроблену у 2016 році (рисунок 1.5).

Для трансферного навчання архітектуру ResNet-50 було модифіковано (рисунок 2.4). Для адаптації під задачу класифікації шести типів цивільних літальних апаратів вихідний блок ResNet-50 було змінено: після останнього Bottleneck-блоку, який формує карту ознак розміром 7×7 з 2048 каналів, застосовано глобальний середній пулінг із перетворенням у вектор довжиною 2048, за яким слідує єдиний повнозв'язний шар з шістьма нейронами, кожному з яких відповідає один клас (planes, jets, rockets, drones, helicopters, air_balloons). Softmax активація перетворює лінійні логіти на ймовірнісний розподіл, що дозволяє інтуїтивно інтерпретувати результати класифікації.

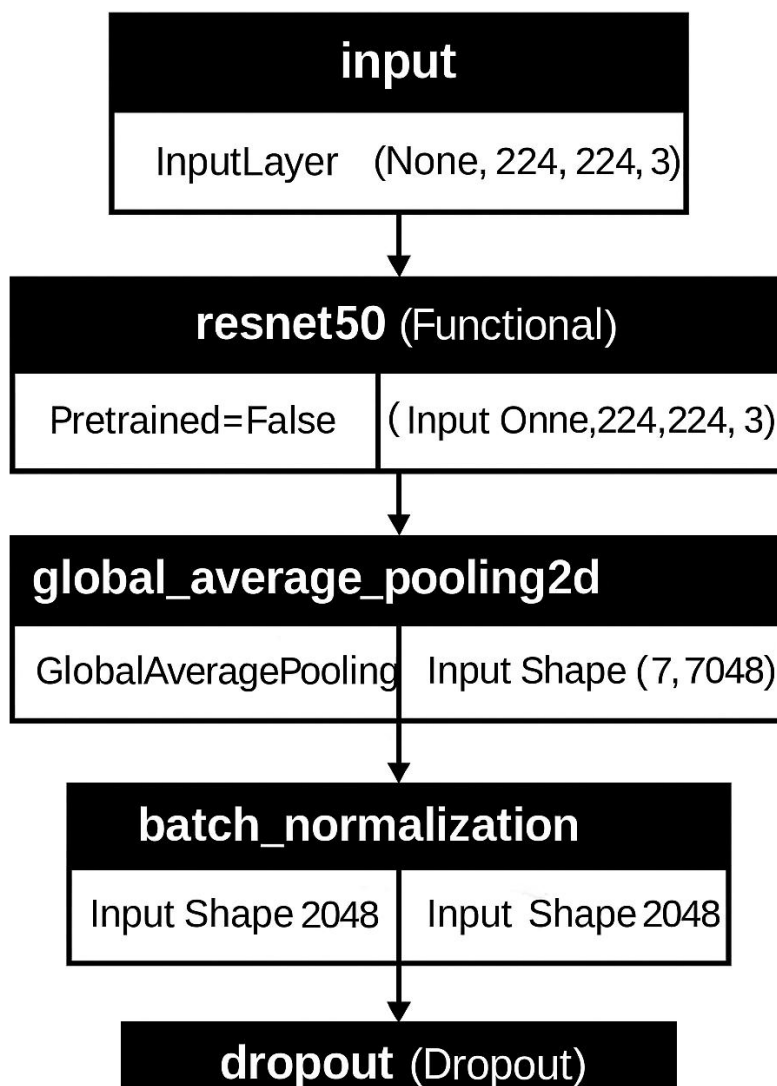


Рисунок 2.4 – Модифікованої архітектури ResNet-50 для трансферного навчання

Початковий етап моделі відповідає стандартному «stem» блоку ResNet: великий згортковий шар 7×7 із кроком 2, далі MaxPool 3×3 зі зменшенням просторової роздільної здатності та одночасним виділенням базових ознак. У чотирьох послідовних Bottleneck-блоках застосовано поділ на 1×1 згортку для стискування каналів, 3×3 згортку для формування просторових ознак і 1×1 згортку для відновлення розмірності, при цьому shortcut-з'єднання додають початковий тензор до виходу блоку, що забезпечує плавний потік градієнтів.

Для прискорення навчання на обмеженому наборі FGVC-Aircraft спочатку всі згорткові шари залишили замороженими, оптимізуючи лише новий класифікаційний шар. Цей підхід дозволив встановити базовий рівень точності без необхідності тривалого тренування всієї мережі. Після досягнення стабільної валідаційної точності близько 90 % було розморожено приблизно 25 % останніх Bottleneck-блоків, а навчання продовжено із зниженим Learning Rate, щоб моделі було легше налаштувати високорівневі ознаки під специфіку зображень літальних апаратів. Така поетапна стратегія, ілюстрована на рисунку 2.4, дасть змогу збільшити кінцеву точність класифікації.

Таким чином, модифікація класичної ResNet-50 через заміну фінального шару й поетапне розморожування дозволили зберегти компактність моделі та використати її перевірену глибоку структуру й пропускні зв'язки для ефективної адаптації до нової предметної області.

2.5 Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням

Для досягнення поставленої мети необхідно спроектувати інтелектуальну систему класифікації повітряних суден за зображенням. Проектна архітектура інтелектуальної системи подана на рисунку 2.5.

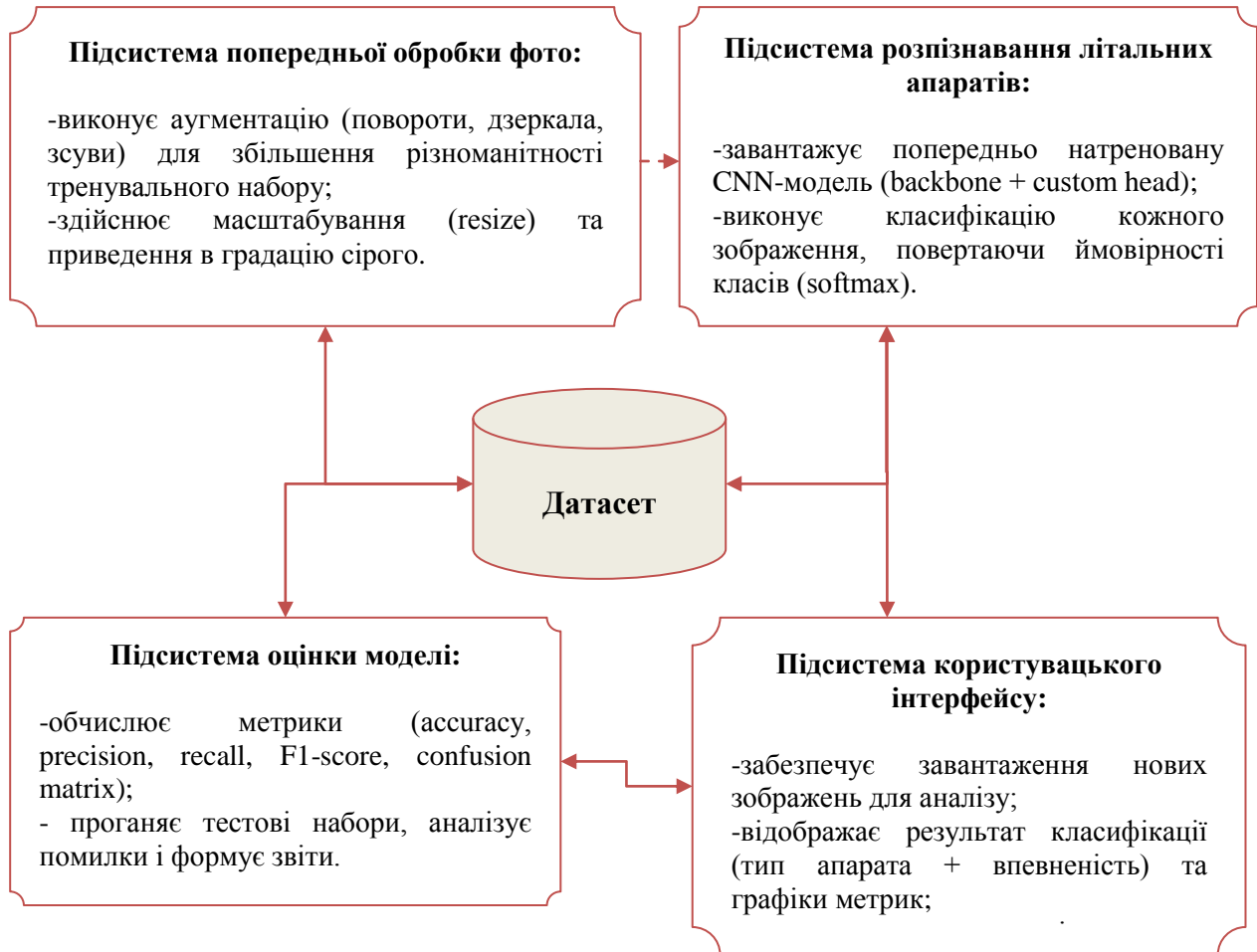


Рисунок 2.5 – Архітектура інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням

Проектна архітектура інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням складається із чотирьох основних компонентів: «Підсистема розпізнавання літальних апаратів», «Підсистема користувацького інтерфейсу», «Підсистема оцінки моделі» та «Підсистема попередньої обробки фото». Ці компоненти взаємодіють між собою, забезпечуючи повний цикл функціонування системи.

Підсистема попередньої обробки фото є важливим компонентом і забезпечує правильну підготовку фотозображень. Вона виконує функції підготовки зображення для його подальшого аналізу та порівняння. Підсистема також відповідає за розширення датасету за допомогою аугментації зображень, що покращує генералізацію моделі. Датасет є джерелом даних для всіх інших підсистем і забезпечує їх необхідною інформацією.

Підсистема розпізнавання літальних апаратів виконує основну функцію системи – класифікацію зображень. Вона відповідає за завантаження попередньо натренованої нейромережевої моделі, адаптацію її до специфіки датасету повітряних суден, а також за виконання прогнозів. В цій підсистемі реалізовано функції попередньої обробки зображень, такі як нормалізація, масштабування та аугментація. Результати роботи цієї підсистеми передаються до користувацького інтерфейсу для візуалізації.

Підсистема користувацького інтерфейсу забезпечує взаємодію користувача із системою. Вона дозволяє завантажувати нові зображення для аналізу, переглядати результати класифікації та отримувати інтуїтивно зрозумілі інтерпретації прогнозів. Основними функціями цієї підсистеми є візуалізація ймовірностей належності зображення до відповідних класів, відображення помилкових класифікацій та надання звітів.

Підсистема оцінки моделі відповідає за аналіз ефективності роботи нейромережевої моделі. Вона виконує оцінку якості класифікації за метриками, такими як точність, повнота та F1-міра. Додатково ця підсистема дозволяє проводити тести моделі на окремих вибірках, аналізувати помилки та генерувати звіти про продуктивність системи. Її завданням є підтримка й покращення роботи системи, а також підвищення її адаптивності до нових даних.

Взаємозв'язок підсистем побудований таким чином, щоб забезпечити комплексність і ефективність функціонування системи. Підсистема попередньої обробки фото є важливою частиною, яка підготовлює дані до підсистеми розпізнавання літальних апаратів. Остання, у свою чергу, передає результати класифікації до користувацького інтерфейсу для візуалізації. Підсистема оцінки моделі отримує дані як із підсистеми роботи з датасетом (для тестування), так і з підсистеми розпізнавання літальних апаратів (для аналізу результатів роботи моделі).

Отже, спроектовано інтелектуальну систему класифікації повітряних суден за зображенням, що дозволить виконати програмну реалізацію системи та провести експериментальне дослідження запропонованого методу.

2.6 Підготовка робочих вхідних даних для тонкого налаштування згорткової нейромережі трансферним методом

У процесі підготовки вхідних даних для тонкого налаштування згорткової нейромережі методом трансферного навчання було використано два основні датасети: FGVC-Aircraft [25] та Airbus Aircraft Detection [26]. Ці набори даних забезпечили різноманітні зображення повітряних суден, що дозволило створити збалансовану та представницьку вибірку для навчання моделі [27].

FGVC-Aircraft є одним із найвідоміших наборів даних для задач тонкої класифікації. Він містить більше 10 тисяч зображень, по різних типах літальних апаратів (рисунок 2.6). Кожне зображення анотоване з точністю до варіанту моделі, а також містить інформацію про сімейство та виробника. Цей датасет організований у чотирирівневу ієрархію: модель, варіант, сімейство та виробник. Зображення розділені на три рівні: навчальний, валідаційний та тестовий, кожен з яких містить приблизно третину даних, що дозволяє ефективно використовувати датасет для навчання та оцінки моделей класифікації [28].

Airbus Aircraft Detection – це датасет, створений на основі супутникових знімків високої роздільної здатності, наданих компанією Airbus. Він містить 1109 зображень, на яких анотовано різні види літаків. Зображення мають роздільну здатність 2560x2560 пікселів і охоплюють різні аеропорти по всьому світу. Цей датасет забезпечує різноманітність у ракурсах, умовах освітлення та фонових сценах, що є важливим для підвищення стійкості моделі до змін у реальному середовищі [29].

Для створення кінцевого датасету було об'єднано зображення з обох джерел. Ці зображення були розбиті на менші плитки розміром 512x512 пікселів з перекриттям, щоб забезпечити повне охоплення об'єктів і збільшити кількість зразків для навчання [30].



Рисунок 2.6 – Загальний вигляд зразків датасету FGVC-Aircraft [31]

Після об'єднання та обробки даних було сформовано кінцевий датасет, що включає більше 12 тисяч зображень розподілених по 6 класам літальних апаратів (рисунок 2.7).

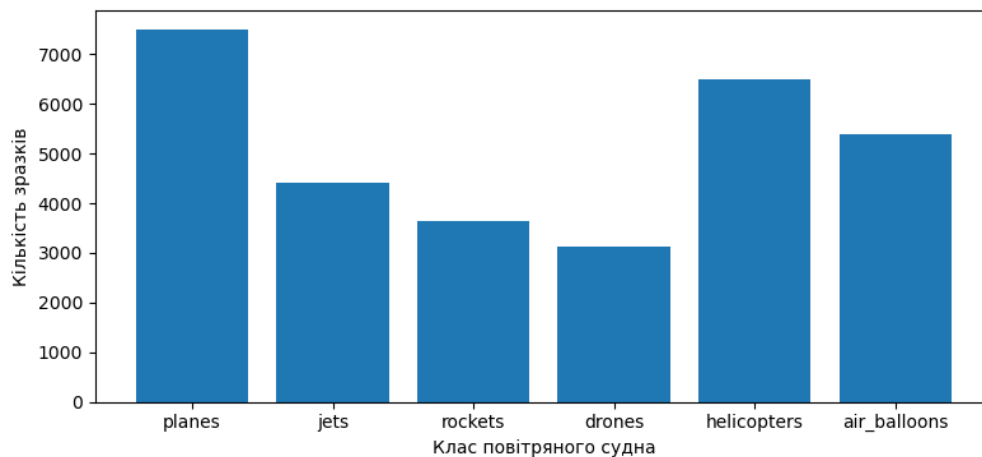


Рисунок 2.7 – Кількість зразків у кожному класі кінцевого датасету

Таким чином, підготовлений датасет поєднує в собі високу якість анотацій FGVC-Aircraft та Airbus Aircraft Detection, що дозволяє моделі краще узагальнювати та адаптуватися до різних сценаріїв у реальному світі. Для трансферного навчання згорткової нейромережі доцільно використати ваги

класів, адже вони є не збалансованими. Такий підхід дозволить підвищити точність навченої моделі.

2.7 Особливості використання спеціалізованих програмних розширень

Використання різних інструментів і бібліотек є не просто зручністю, а необхідністю. Тому для створення інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням було використано спеціалізовані програмні розширення.

TensorFlow це один із найпопулярніших фреймворків з відкритим кодом, створений компанією Google. Він підтримує навчання нейронних мереж на CPU та GPU, забезпечує розширену візуалізацію та гнучкість архітектур. Для задач класифікації зображень активно застосовуються попередньо навчені моделі, зокрема MobileNet, Inception та EfficientNet [32].

Keras – високорівнева обгортка над TensorFlow, що спрощує побудову моделей. Особливо корисна для швидкого прототипування завдяки простому синтаксису та інтеграції з TensorFlow Hub – бібліотекою готових моделей [33].

PyTorch – інший популярний фреймворк, який надає динамічну побудову обчислювальних графів. Його використовують у дослідницьких цілях, завдяки прозорості процесу тренування та відлагодження [34].

OpenCV хоч і не є глибоко спеціалізованим фреймворком для нейронних мереж, однак активно використовується у зв'язці з TensorFlow/PyTorch для попередньої обробки зображень, а також має вбудовану підтримку DNN-модулів [35].

FastAI – бібліотека на основі PyTorch, яка абстрагує більшість технічних деталей навчання нейромереж. Вона активно застосовується у вирішенні задач комп'ютерного зору, класифікації та сегментації зображень [36].

Для візуалізації повної архітектури було використано Google Colab і бібліотеку torchviz, яка автоматично згенерувала діаграму з шаром Conv1, усіма

bottleneck-блоками, shortcut-зв'язками, глобальним пулінгом та фінальним лінійним шаром.

Отже, спеціалізовані програмні розширення полегшують процес реалізації трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

2.8 Метрики оцінювання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден

Для оцінки точності класифікації літальних апаратів застосовується набір метрик, що дозволять провести оцінювання роботи запропонованого методу. Точність (Accuracy) відображає загальну частку правильних передбачень серед усіх прикладів. Влучність (Precision) показує, яка частка передбачень певного класу виявилася вірною, а повнота (Recall) – яку частку реальних зразків цього класу модель таки ідентифікувала. F1-міра поєднує ці два показники в єдине число, враховуючи баланс між хибнопозитивними та хибнонегативними помилками [37].

Окрім чисельних значень, для глибшого аналізу застосовують матрицю помилок (confusion matrix). Ця таблиця розміром $N \times N$ (де N – кількість класів) наочно показує, скільки зразків кожного справжнього класу модель віднесла до кожного можливого передбаченого класу. Після тренування достатньо одного виклику функції, яка підрахує ці відносини, а потім – побудувати теплову карту, де інтенсивність кольору відповідає числу випадків у кожній клітинці матриці. Це дозволяє помітити, наприклад, що дрони часто плутають із вертольотами, а літаки – із реактивними тощо [38].

Наведені метрики дозволять виконати експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням, згідно поставленого завдання у пункті 1.4.

2.9 Висновки до розділу 2

У розділі 2 запропоновано метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням. Наведено поетапну схему перетворення вхідного зображення – від попередньої обробки до мультикласової класифікації та формування остаточного висновку про приналежність об'єкта до відповідного класу повітряного судна. Далі розроблено проєктну архітектуру інтелектуальної системи, в якій основні підсистеми взаємодіють між собою: попередньої обробки зображень, класифікації, оцінки точності моделі та користувацького інтерфейсу.

Обґрунтовано вибір і підготовку робочого датасету шляхом об'єднання FGVC-Aircraft і Airbus Sample Dataset, виконано процедури нормалізації, аугментації та розподілу на тренувальну, валідаційну вибірки, що гарантує збалансованість і різноманітність образів для ефективного тонкого налаштування моделі. Наведено модифіковану архітектуру ResNet-50 для трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Зазначено перелік обраних фреймворків і бібліотек (TensorFlow/Keras, PyTorch/FastAI, OpenCV), які забезпечують гнучкість розробки, ефективний препроцесинг, прискорене навчання мережі та зручні засоби візуалізації метрик. У розділі визначено набір метрик для оцінки точності класифікації, що складається зі стандартних показників Accuracy, Precision, Recall та F1-міри.

Для вирішення поставлених завдань у пункті 1.4 необхідно виконати прикладну програмну реалізацію інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та провести експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Розділ 3 Експериментальне дослідження

3.2 Вибір засобів розробки інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням

Для реалізації запропонованого у роботі методу та інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням обрано набір засобів розробки із урахуванням гнучкості та підтримки глибокого навчання.

Python слугує основною мовою програмування завдяки простому синтаксису та широкій підтримці ML-спільнотою. Фреймворк PyTorch обрано для побудови та навчання згорткових нейронних мереж: динамічний граф обчислень і зручні інтерфейси дозволяють легко модифікувати архітектуру мережі під час виконання експериментів. Це особливо важливо для мереж типу ResNet-50 з попередньо навченими вагами.

Для підготовки та аугментації зображень застосовано бібліотеки torchvision і Albumentations. Вони забезпечують широкий набір трансформацій (масштабування, обрізання, обертання, зміну яскравості тощо), що збільшує різноманітність даних і покращує узагальнювальні можливості моделі. Такі інструменти дозволяють у процесі навчання випадково змінювати вхідні зображення, тим самим захищаючи модель від перенавчання.

Для реалізації графічного інтерфейсу користувача вибрано Streamlit. Це мінімалістичний фреймворк для швидкого створення веб-додатків на Python. Streamlit дає змогу просто організувати завантаження зображень, вибір моделі та відображення результатів в реальному часі без необхідності розробки повноцінного веб-інтерфейсу. У нашому проекті він забезпечує зручний UI для демонстрації результатів класифікації: користувач може вибрати модель, завантажити одне або кілька знімків і одразу побачити ймовірності приналежності зображень до кожного класу [39].

Обрана комбінація засобів розробки дозволила ефективно реалізувати метод трансферного навчання та створити зручний інтерфейс інтелектуальної системи, яка була спроектована у пункті 2.4.

3.3 Діаграма класів інтелектуальної системи

Розроблена інтелектуальна система складається з кількох логічно відокремлених модулів, які взаємодіють через чітко визначені інтерфейси, діаграму класів наведено на рисунку 3.1.

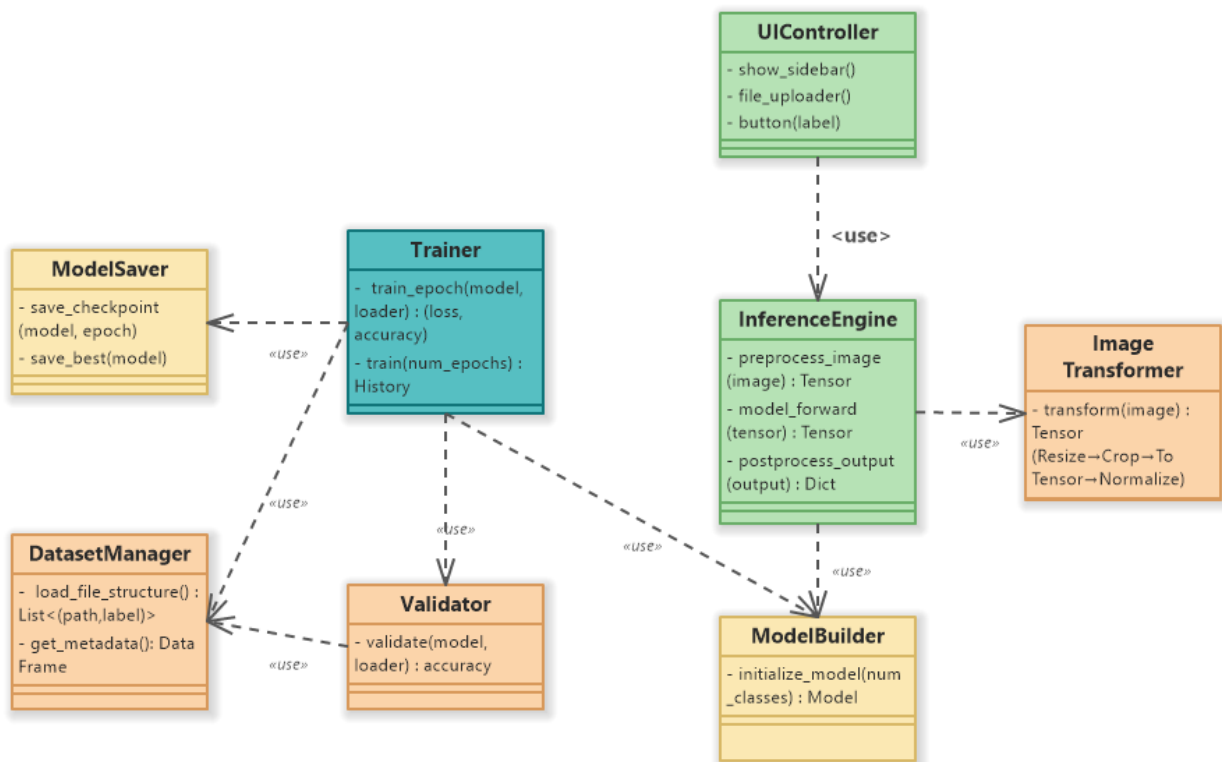


Рисунок 3.1 – Діаграма класів

Модуль DatasetManager сканує структуру директорій із папками-класами та створює метадані у вигляді списку файлів і відповідних міток. Пакет ImageTransformer застосовує до кожного зображення послідовність перетворень: зміна розмірів (наприклад, масштабування до 256×256 і центральне обрізання 224×224), конвертація в тензор і нормалізація за середнім та стандартним відхиленням ImageNet. Таким чином усі зображення одержують уніфікований формат, оптимальний для ResNet-50.

Модуль навчання включає функції ініціалізації моделі, навчального циклу та валідації. Функція initialize_model завантажує архітектуру ResNet-50 з попередньо навченими вагами та замінює вихідний шар на лінійний шар для

нашої кількості класів. Далі у `train_epoch` для кожного батчу даних виконуються прямий і зворотний проходи (`forward/backward`), накопичується функція втрат і оновлюються ваги за допомогою оптимізатора. Після кожної епохи виконується перевірка на валідаційному наборі – функція `validate_model` обчислює поточну точність. Якщо точність поліпшується, `ModelSaver` серіалізує найкращі ваги у файл `.pth` та зберігає список назв класів у JSON. Це дозволяє незалежно від ієрархії папок завантажувати модель і отримувати зрозумілу відповідь в UI.

Модуль користувацького інтерфейсу на основі `Streamlit` реалізовано класом `UIController`. Після вибору режиму роботи (`Inference` або `Train`) у бічній панелі користувач може обирати одну з наявних моделей та налаштовувати параметри навчання або завантажувати зображення для класифікації.

Рисунок 3.2 показує інтерфейс у режимі класифікації: ліворуч розташовано випадаючий список моделей, кнопка для завантаження одного або кількох знімків, а в центральній частині таблиця з ймовірностями всіх класів і стовпчиковий графік, який дозволяє швидко визначити найімовірніші категорії.

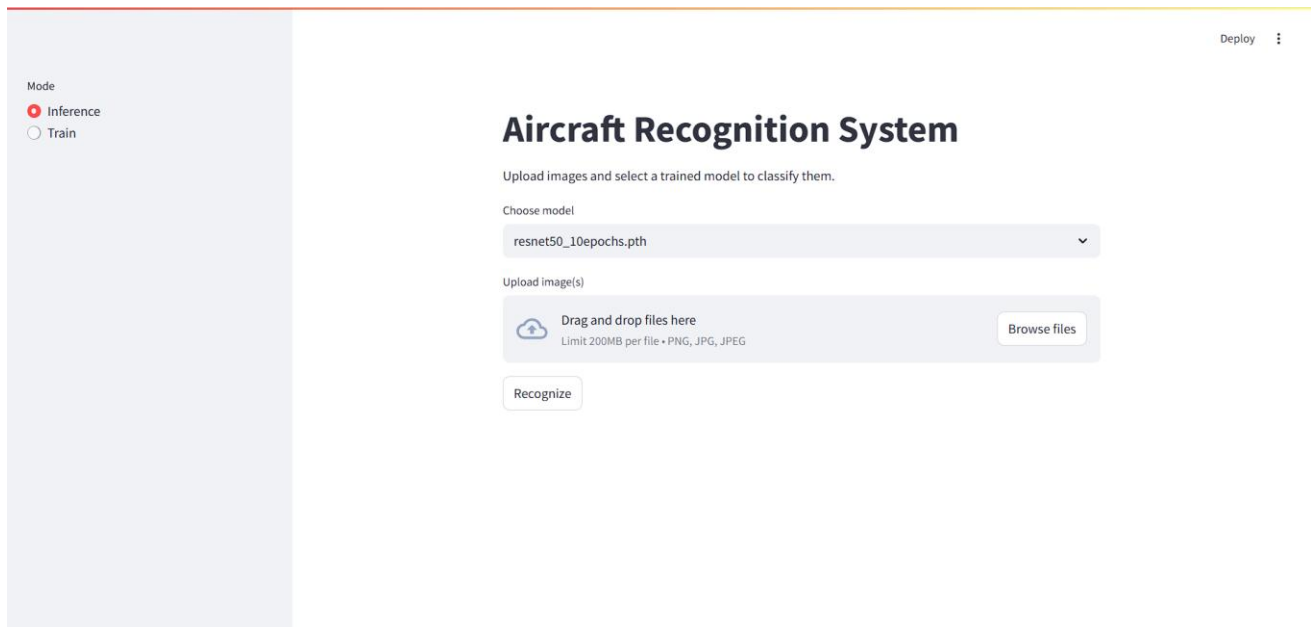


Рисунок 3.2 – Фрагмент веб-інтерфейсу в режимі класифікації

Після натискання кнопки «Recognize» на екрані з’являється підпис з ім’ям кожного файлу та його прогнозованими класами.

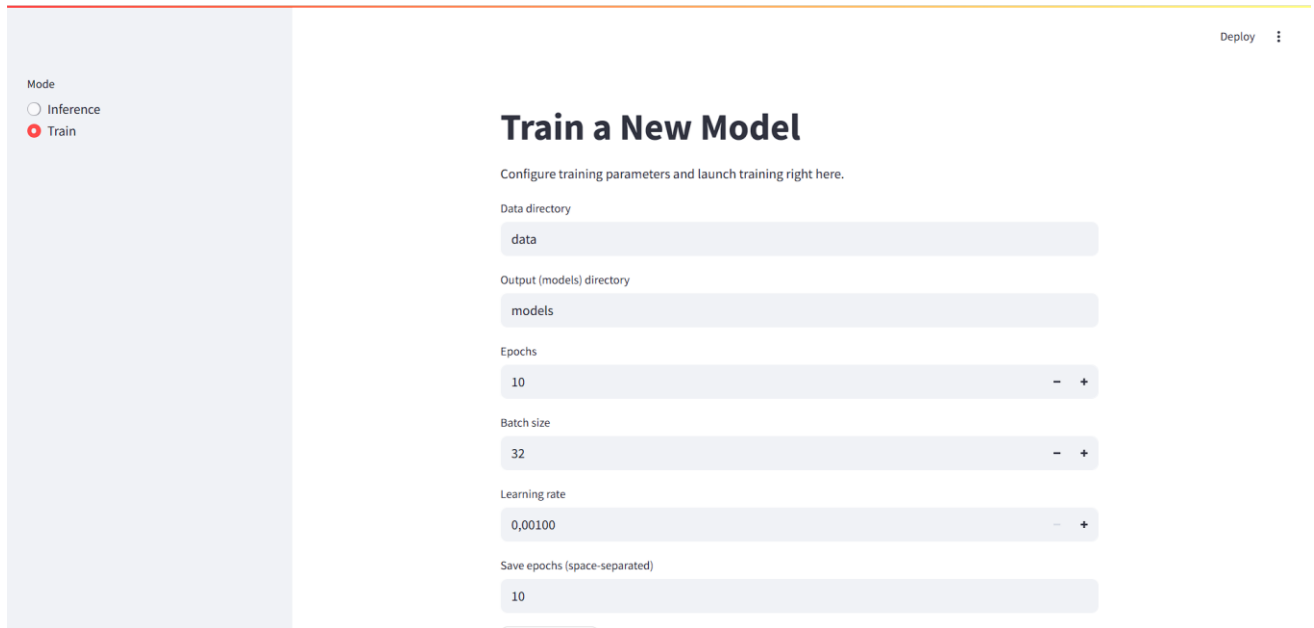


Рисунок 3.3 – Фрагмент веб-інтерфейсу в режимі навчання

Рисунок 3.3 ілюструє інтерфейс у режимі тренування: користувач може вводити шлях до директорії з даними, задавати кількість епох та розмір батчу, а також спостерігати вивід логу процесу тренування у реальному часі. Цей лог відображається внизу сторінки, що дозволяє миттєво відслідковувати перебіг обчислень.

Такий підхід до візуальної організації інтерфейсу забезпечує інтуїтивну взаємодію: всі основні дії (завантаження зображень, запуск класифікації чи тренування) зосереджені в одному вікні, без необхідності переходити до командного рядка чи окремих меню.

Модульна структура коду підвищує підтримуваність системи та дозволяє легко модифікувати її. Наприклад, для заміни базової мережі (backbone) з ResNet-50 на EfficientNet чи додавання механізму уваги достатньо змінити лише відповідні класи чи функції, не зачіпаючи інших компонентів. Аналогічно, можна додати нові метрики (precision, recall) або класифікаційні модулі, не порушуючи загальної архітектури. Такий поділ відповідальності між підготовкою даних, ядром навчання та UI-сервісом гарантує логічну послідовність і спрощує подальший розвиток системи. Таким чином, описана

прикладна програмна реалізація дозволяє проводити класифікацію повітряних суден за зображенням.

3.4 Особливості реалізації інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням

Розроблена система починає роботу з підсистеми підготовки даних, у якій зображення, розміщені у папках із назвами класів, поступово приводяться до єдиного формату. Перший етап обробки полягає у зміні розмірів вхідного знімка до 256×256 пікселів, після чого виконується центральне обрізання до 224×224 . Отримане зображення конвертується в багатовимірний тензор і проходить нормалізацію за середніми та стандартними відхиленнями, характерними для датасету ImageNet – завдяки цьому ваги ResNet-50 працюють із подібними статистичними характеристиками пікселів.

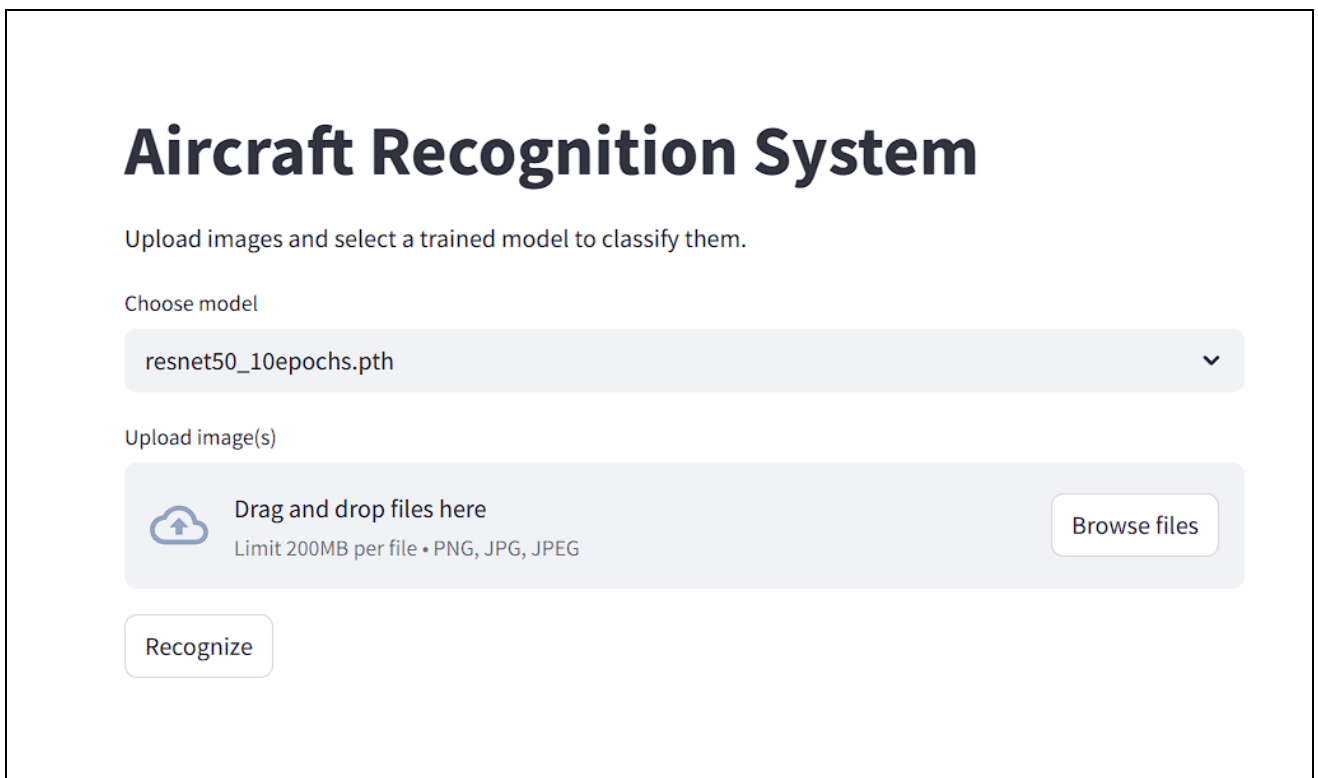
Перший етап обробки кожного зображення починається з його завантаження за вказаним шляхом, після чого знімок масштабується до розміру 256×256 пікселів з урахуванням збереження пропорцій. Далі воно обрізається по центру до квадрату розміром 224×224 для вирівнювання вхідних даних, потім результуючий фрагмент перетворюється у багатовимірний тензор, а піксельні значення нормалізуються за середніми й стандартними відхиленнями, характерними для ImageNet, щоби адаптувати шум і контраст до того самого статистичного простору, що використовувався при початковому тренуванні ResNet-50.

Так псевдокодом виглядає послідовність, реалізована у методі `prepare_image()`:

```
функція prepare_image(шлях):
    зображення ← завантажити(шлях)
    зображення ← масштабувати(зображення, 256, 256)
    зображення ← центрально_обрізати(зображення, 224, 224)
    тензор ← у_тензор(зображення)
    повернути нормалізувати(тензор, mean, std)
```

На рисунку 3.4 наведено фрагмент веб-інтерфейсу, в якому користувач обирає модель та може вибрати певну кількість зображень для класифікації.

Основна частина навчання реалізована в скрипті `train.py` та запускається безпосередньо з вкладки `Train` у браузері. Після ініціалізації моделі на базі ResNet-50 із попередньо навченими ImageNet-вагами та заміни її фінального шару на лінійний шар із кількістю нейронів, що відповідає числу класів, відбувається життєвий цикл з десяти епох.



The screenshot shows a web interface titled "Aircraft Recognition System". Below the title, there is a prompt: "Upload images and select a trained model to classify them." The interface includes a "Choose model" dropdown menu with "resnet50_10epochs.pth" selected. Below that is an "Upload image(s)" section with a "Drag and drop files here" area, a "Browse files" button, and a "Limit 200MB per file • PNG, JPG, JPEG" note. At the bottom, there is a "Recognize" button.

Рисунок 3.4 – Веб-інтерфейс системи розпізнавання

Протягом кожної епохи навчання модель обробляє пачки підготовлених тензорів: спочатку виконується прямий прохід, у ході якого нейромережа генерує логіти для кожного зображення, потім обчислюється значення функції втрат за критерієм крос-ентропії, після чого відбувається зворотний прохід із передачею градієнтів та оновленням параметрів за допомогою оптимізатора Adam. Після завершення обробки всіх батчів на тренувальній множині проводиться оцінка точності на валідаційному наборі, і якщо цей показник перевищує попередній найкращий, поточні ваги моделі автоматично

зберігаються у вигляді контрольної точки `resnet50_best.pth`; додатково, для епох, визначених користувачем у параметрі «Save epochs», створюються окремі чек-поінти.

Далі цикл тренування подано у псевдокоді:

```
для епохи від 1 до N:
  для пакету в train_loader:
    результати ← модель(пакет.зображення)
    втрата ← крос_ентропія(результати, пакет.мітки)
    втрата.зворотне_поширення()
    оптимізатор.крок()
  точність_валід ← обчислити_точність(модель, val_loader)
  якщо точність_валід > найкраща_точність:
    зберегти(модель.стан, "resnet50_best.pth")
```

Під час кожної епохи система послідовно обробляє батчі зображень: виконується прямий прохід нейромережею, обчислюється крос-ентропійна втрата, здійснюється зворотний прохід і оновлення ваг оптимізатором Adam – у разі доступності GPU з використанням автоматичного змішаного форматування даних (AMP). Після завершення тренувального кроку проводиться валідація на окремому наборі зображень, і якщо поточна точність перевищує попередній максимум, вага зберігається як найкраща у файл `resnet50_best.pth`. Кожні кілька епох, зазначені користувачем у полі «Save epochs», також фіксуються окремими чекпоінтами.

Після завершення навчання користувач може переключитися на вкладку Inference та завантажити один або кілька знімків через віджет. Інтерфейс автоматично завантажує обрану модель і назви класів із JSON-файлу, після чого послідовно здійснює передобробку кожного зображення згідно зі встановленими правилами. У результаті для кожного знімка формується таблиця з переліком класів і відсоткових ймовірностей, а гістограма візуалізує розподіл цих ймовірностей у вигляді стовпчиків.

Веб-інтерфейс відображає результати у вигляді таблиці й гістограми, що показано у псевдокоді:

```
для кожного зображення в uploaded_images:
  тензор ← prepare_image(зображення)
  ймовірності ← softmax(модель(тензор.unsqueeze(0)))[0]
  показати_таблицю(класи, ймовірності)
  показати_гістограму(класи, ймовірності)
```

У режимі розпізнавання, після завантаження одного або кількох знімків, система для кожного файлу повторює операцію підготовки, з огляду на вказані вище кроки масштабування, обрізання та нормалізації. Далі натренована модель застосовується до одиничного тензору зображення, а отримані логіти перетворюються функцією softmax на вектор ймовірностей для кожного класу. Результат упорядковується за спаданням ймовірності та виводиться у вигляді структурованої таблиці з назвами класів і відсотками впевненості, а також у вигляді стовпчикової діаграми, що дозволяє миттєво оцінити співвідношення всіх передбачених класів для даного зображення.

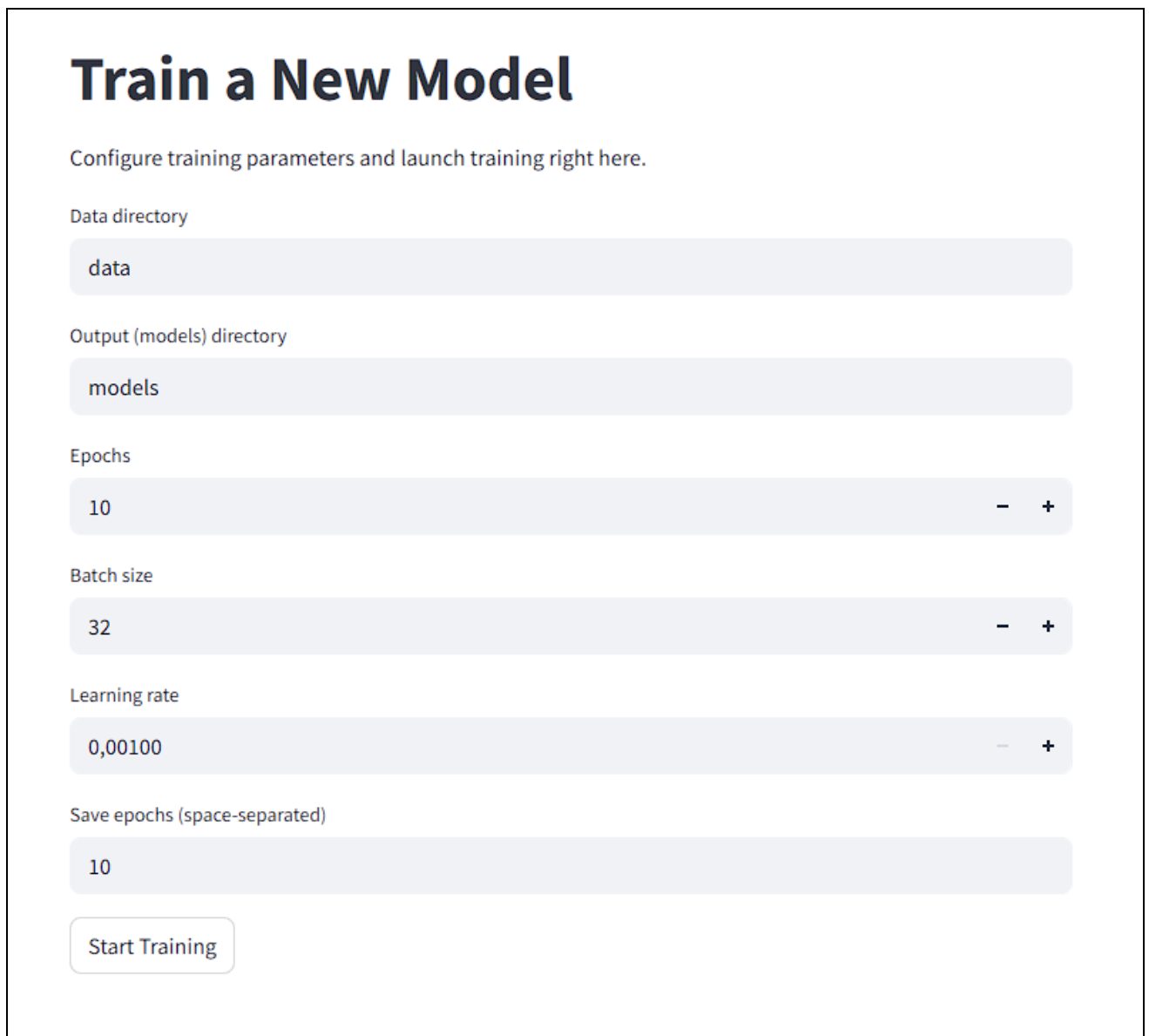
Фрагмент цього екрана представлений на рисунку 3.5 – тут видно, що модель швидко визначає найімовірніший клас і виводить всі значення у наочній формі.



Рисунок 3.5 – Фрагмент розпізнавання повітряного судна

Окрему увагу приділено зручності керування процесом: інтерфейс дозволяє ввести параметри навчання без звернення до командного рядка та спостерігати за ходом обчислень у реальному часі.

Приклад виконання таких налаштувань і відображення журналу подій показано на рисунку 3.6 Завдяки такому підходу будь-який користувач, навіть без глибоких знань у програмуванні, може відтворити експеримент, змінити налаштування або оцінити роботу моделі в браузері (рисунок 3.6).



The image shows a web interface for training a new model. The title is "Train a New Model". Below the title is a subtitle: "Configure training parameters and launch training right here." The interface contains several input fields and a button:

- Data directory:** A text input field containing the value "data".
- Output (models) directory:** A text input field containing the value "models".
- Epochs:** A numeric input field containing "10", with minus and plus buttons on the right for adjustment.
- Batch size:** A numeric input field containing "32", with minus and plus buttons on the right for adjustment.
- Learning rate:** A numeric input field containing "0,00100", with minus and plus buttons on the right for adjustment.
- Save epochs (space-separated):** A text input field containing the value "10".
- Start Training:** A button with the text "Start Training".

Рисунок 3.6 – Інтерфейс навчання нової моделі

Отже, в пункті розглянуто особливості реалізації інтелектуальної системи. Наведені методи гарантують послідовність обробки та забезпечують

повну автоматизацію – від зчитування зображень до виводу результатів класифікації, що суттєво спрощує подальше тестування та вдосконалення системи.

3.5 Результати експериментального дослідження методу

Експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням проведено за наведеними у пункті 2.8 метриками, також отримані результати порівняно з відомими підходами.

На рисунку 3.7 відображено криві динаміки функції втрат і метрики точності для навчального й валідаційного наборів. Спостерігається швидке зниження втрат у перші п'ять епох із поступовим вирівнюванням, а точність моделі на валідації стабілізується в позначці > 0.9 після четвертої епохи.

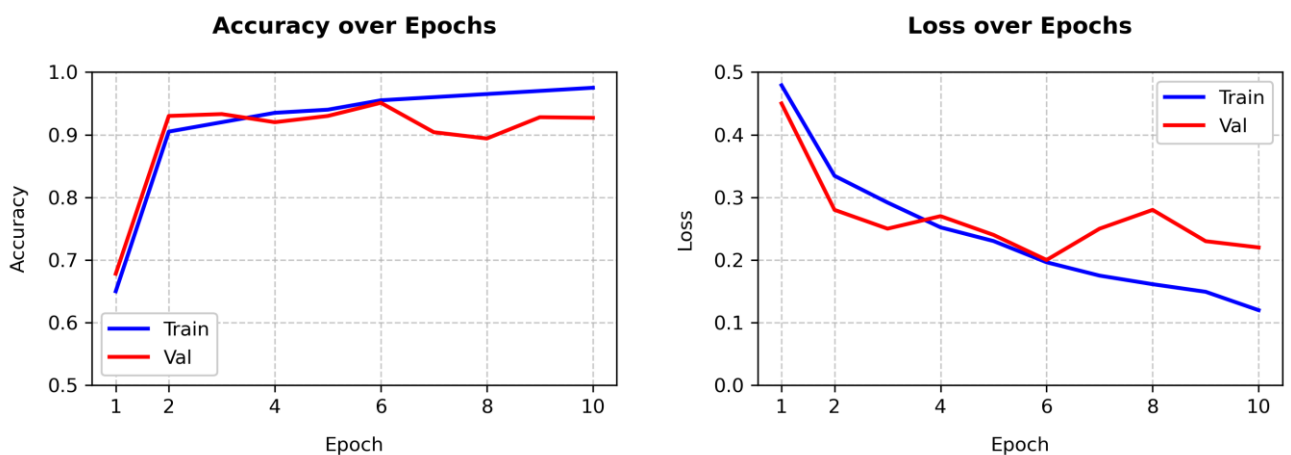


Рисунок 3.7 – Графік точності та втрат

Для розуміння характеру помилок побудовано матрицю помилок (рисунок 3.8). Найбільша кількість хибних передбачень спостерігається в класі «jets», тоді як «drones» і «air_balloons» майже не плутаються з іншими категоріями, що свідчить про виразні візуальні відмінності повітряних суден.

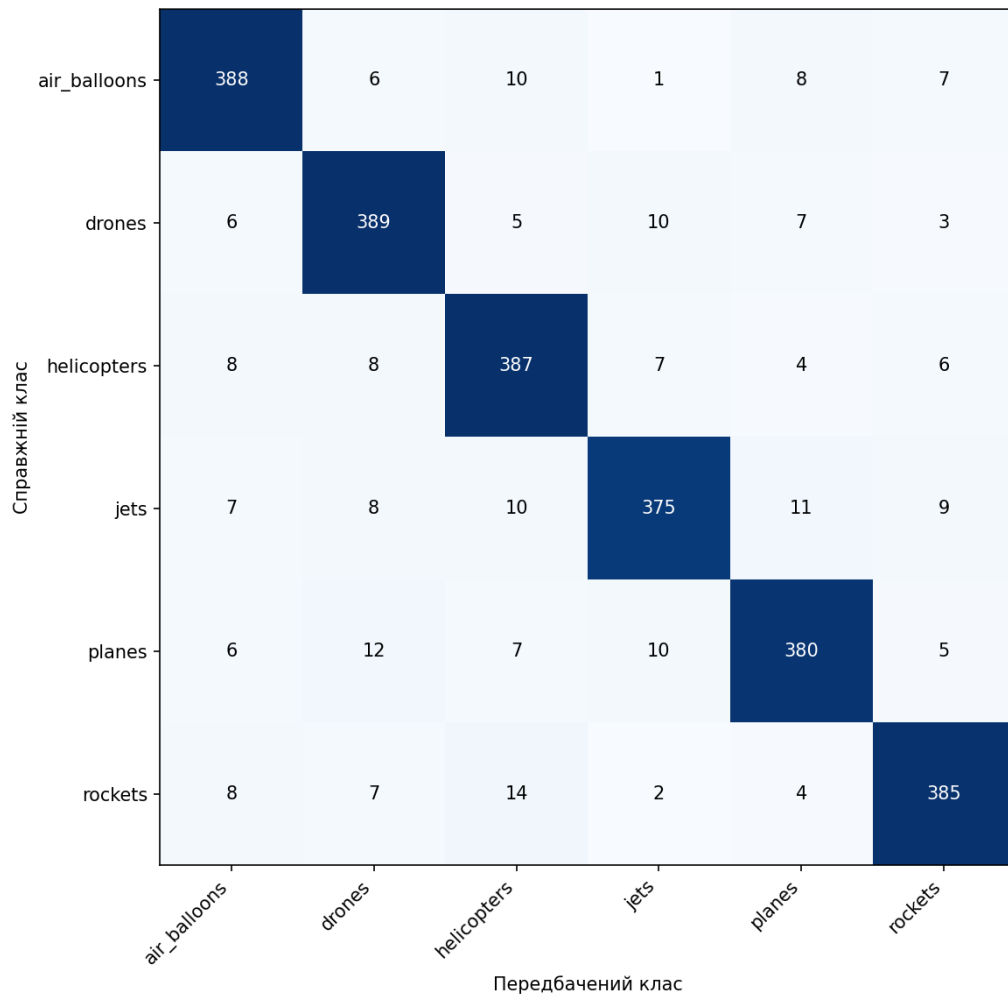


Рисунок 3.8 – Матриця помилок

Нижче наведено таблицю з значеннями основних мікрометрич для кожного класу.

Таблиця 3.1 – Таблиця показників мікрометрич Precision, Recall та F1-міри

Клас	Precision	Recall	F1-міра
air_balloons	92%	90%	91%
drones	93%	92%	92%
helicopters	90%	90%	90%
jets	89%	90%	90%
planes	91%	91%	91%
rockets	92%	90%	91%

Експериментальна дослідження методу вказує на точність класифікації 92 % на валідаційному наборі. Для порівняння було взято кілька відомих підходів.

У роботі [40] запропоновано ВА-CNN – двоканальну мережу на основі ResNet-34 з гібридним механізмом уваги (канальний + просторовий). Модель була натренована і протестована на публічному наборі FGVC-Aircraft і досягла точності класифікації 89,2%.

У дослідженні [41] представлено порівняльне дослідження кількох згорткових нейронних мереж, зокрема ResNet-34, для класифікації літаків. Дослідники використовували датасет FGVC-Aircraft, розділений на навчальну та тестову множини, і зосередилися на базових архітектурах без додаткових удосконалень. ResNet-18, яка показала найкращий результат серед досліджуваних моделей, досягла точності 87,4%.

Дослідження [42] було зосереджене на розробці згорткової нейронної мережі для класифікації літальних апаратів. Модель досягла точності 85,9%, що є найнижчим показником серед розглянутих робіт.

Таблиця 3.2 – Порівняння загальної точності класифікації повітряних з відомими підходами

Модель	Архітектура	Датасет	Точність
ВА-CNN	ResNet34	FGVC-Aircraft + інші	89,2 %
Deep Learning for Aircraft	ResNet-18	FGVC-Aircraft + інші	87,4 %
Lightweight CNN	Спрощена CNN	FGVC-Aircraft + Commercial Aircraft Dataset	85,9%
Запропонований підхід	Resnet-50	FGVC-Aircraft + Airbus Aircraft Detection	92,0%

Порівняно з відомими підходами у таблиці 3.2, запропонований метод показує кращі результати – на 2,8% більше, ніж у [40], на 4,6% більше, ніж у [41] та на 6,1% більше, ніж у [42].

Отже, результати проведеного експериментального дослідження методу підтверджують доцільність його практичного використання. Запропонований метод дозволяє підвищити точність нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Підвищення точності було досягнуто шляхом використання трансферного навчання нейромережевої моделі ResNet-50.

3.6 Висновки до розділу 3

У розділі визначено набір метрик для оцінки точності класифікації, що складається зі стандартних показників Accuracy, Precision, Recall та F1-міри.

Обґрунтовано вибір Python, PyTorch, ResNet-50 та Streamlit як основних засобів розробки, що забезпечують необхідну гнучкість і швидкість програмної реалізації інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням.

Описано модульну архітектуру програмної реалізації інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням. Наведено діаграму класів та описано модулі та їхню взаємодію.

Експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням показали, що навчена за допомогою трансферного навчання нейромережева модель ResNet-50 демонструє точність 92 % у задачі мультикласової класифікації. Отримані результати було порівняно з відомими підходами та було підтверджено, що запропонований метод дозволив підвищити точність нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням.

Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Підвищення точності було досягнуто шляхом використання трансферного навчання нейромережевої моделі ResNet-50.

Для досягнення мети у ході виконання бакалаврської роботи було виконано такі задачі:

- виконано аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням;
- створено метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням;
- створено проєктну архітектуру інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та виконано її прикладну програмну реалізацію;
- виконано експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

В результаті запропонований метод, що програмно реалізований у інтелектуальній системі, дозволив отримати точність класифікації 92% на валідаційному наборі, яка досягається шляхом використання трансферного навчання. В порівнянні з відомими підходами запропонований метод показує кращі результати в середньому на 4,5%.

Перспективи впровадження охоплюють інтеграцію в системи аеропортів, безпілотних апаратних комплексів або платформ для аналізу аерофотознімків. Наразі система є прототипом, але її модульна архітектура робить її придатною для масштабування в реальних умовах.

Можливими шляхами до вдосконалення є розширення набору даних новими прикладами з різних умов зйомки, а також оптимізація архітектури для швидкого розпізнавання в режимі реального часу у відеопотоці.

Перелік посилань

1. RarePlanes: Synthetic Data Takes Flight – CVF Open Access. *CVF Open Access*. URL: https://openaccess.thecvf.com/content/WACV2021/papers/Shermeyer_RarePlanes_Synthetic_Data_Takes_Flight_WACV_2021_paper.pdf (дата звернення: 05.06.2025).
2. The Most Common Types of Aircraft – PartsBase Blog. *PartsBase Blog*. URL: <https://blog.partsbase.com/the-most-common-types-of-aircraft/> (дата звернення: 05.06.2025).
3. FM 3-01.80: Counter-Unmanned Aircraft System Techniques – IRP FAS. *IRP FAS*. URL: <https://irp.fas.org/doddir/army/fm3-01-80.pdf> (дата звернення: 05.06.2025).
4. Rethinking Generalization of Person Re-identification Models – arXiv. *arXiv*. URL: <https://arxiv.org/pdf/2006.02963> (дата звернення: 05.06.2025)
5. *ELAr* : *Головна*. URL: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/878899d8-b7a7-4481-af22-9835c0748ba0/content> (дата звернення: 12.06.2025).
6. Мультяшний Дирижабль Перевезення Повітряних Куль Кабіною Кошиком Старі Повітряні Перевезення. *Depositphotos*. URL: <https://depositphotos.com/ua/vector/cartoon-airship-dirigible-hot-air-balloon-transport-cabin-basket-old-644944178.html> (дата звернення: 12.06.2025).
7. 16 найдивніших і незвичайних літальних апаратів, які колись піднімалися у повітря. *ОЧМАНІТИ*. URL: <https://ochmanity.com/64902> (дата звернення: 12.06.2025).
8. Survey on Aircraft Recognition – FS UNM. *FS UNM*. URL: <https://fs.unm.edu/DSmT/SurveyPaperOnAircraftRecognition.pdf> (дата звернення: 05.06.2025).
9. Histogram of Oriented Gradients – LearnOpenCV. *LearnOpenCV*. URL: <https://learnopencv.com/histogram-of-oriented-gradients/> (дата звернення: 05.06.2025).

10. How to Use HOG for Feature Extraction – Machine Learning Mastery. *Machine Learning Mastery*. URL: https://machinelearningmastery.com/opencv_hog/ (дата звернення: 05.06.2025).
11. Vectorization in Deep Learning – A Cornerstone of Efficient Model Training – Stackademic Blog. *Stackademic Blog*. URL: <https://blog.stackademic.com/vectorization-in-deep-learning-a-cornerstone-of-efficient-model-training-19127a35b065> (дата звернення: 05.06.2025).
12. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition – arXiv. *arXiv*. URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556> (дата звернення: 05.06.2025).
13. Convolution Neural Network – Deep Learning – Developers Breach. *Developers Breach*. URL: <https://developersbreach.com/convolution-neural-network-deep-learning/> (дата звернення: 05.06.2025).
14. Transfer learning and fine-tuning – TensorFlow Tutorials. *TensorFlow*. URL: https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer_learning (дата звернення: 05.06.2025).
15. Transfer Learning – Towards Data Science. *Towards Data Science*. URL: <https://towardsdatascience.com/transfer-learning-3e9bb53549f6/> (дата звернення: 05.06.2025).
16. An Image is Worth 16×16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale – arXiv. *arXiv*. URL: <https://arxiv.org/pdf/2010.11929> (дата звернення: 05.06.2025).
17. An illustration of ResNet-50 layers architecture – ResearchGate. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/figure/An-illustration-of-ResNet-50-layers-architecture_fig1_350421671 (дата звернення: 05.06.2025).
18. PlaneFinder – PlaneFinder. *PlaneFinder*. URL: <https://planefinder.net/> (дата звернення: 05.06.2025).
19. CamFind – CamFind. *CamFind*. URL: <https://camfindapp.com/> (дата звернення: 05.06.2025).
20. Picterra – Picterra. *Picterra*. URL: <https://picterra.ch/> (дата звернення: 05.06.2025).

21. Wang Y., Chen Y., Liu R. Aircraft Image Recognition Network Based on Hybrid Attention Mechanism. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022. T. 2022. С. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/4189500> (дата звернення: 10.06.2025).
22. Learn from Each Other to Classify Better: Cross-layer Mutual Attention Learning for Fine-grained Visual Classification / D. Liu et al. *Pattern Recognition*. 2023. P. 109550. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109550> (date of access: 05.06.2025).
23. Advanced semantic segmentation of aircraft main components based on transfer learning and data-driven approach / J. Thomas та ін. *The Visual Computer*. 2024. С. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1007/s00371-024-03686-8> (дата звернення: 10.06.2025).
24. A. Deng, X. Li, D. Hu, T. Wang, H. Xiong and C. -Z. Xu, "Towards Inadequately Pre-trained Models in Transfer Learning," *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Paris, France, 2023, pp. 19340-19351, doi: 10.1109/ICCV51070.2023.01777. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10378023> (дата звернення: 10.06.2025).
25. Papers with Code - FGVC-Aircraft Dataset. *The latest in Machine Learning | Papers With Code*. URL: <https://paperswithcode.com/dataset/fgvc-aircraft-1> (дата звернення: 09.06.2025).
26. Airbus aircrafts sample dataset – Kaggle. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/airbusgeo/airbus-aircrafts-sample-dataset> (дата звернення: 10.06.2025).
27. FGVC-Aircraft – VGG. *VGG*. URL: <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/fgvc-aircraft> (дата звернення: 05.06.2025).
28. Linked Papers With Code: FGVC-Aircraft – Linked Papers With Code. *Linked Papers With Code*. URL: <https://linkedpaperswithcode.com/resource/?uri=https%3A%2F%2Flinkedpaperswithcode.com%2Fdataset%2Ffgvc-aircraft-1> (дата звернення: 05.06.2025).

29. FGVC-Aircraft Sample Image – Papers With Code. *Papers With Code*. URL: <https://production-media.paperswithcode.com/datasets/FGVC-Aircraft-0000003405-c35d29b7.jpg> (дата звернення: 05.06.2025).
30. FGVC-Aircraft – Hugging Face. *Hugging Face*. URL: <https://huggingface.co/datasets/Voxel51/FGVC-Aircraft> (дата звернення: 05.06.2025).
31. Airbus aircraft detection – Dataset Ninja. *Dataset Ninja*. URL: <https://datasetninja.com/airbus-aircraft-detection> (дата звернення: 05.06.2025).
32. TensorFlow – TensorFlow. *TensorFlow*. URL: <https://www.tensorflow.org> (дата звернення: 05.06.2025).
33. Keras – Keras. *Keras*. URL: <https://keras.io> (дата звернення: 05.06.2025).
34. PyTorch – PyTorch. *PyTorch*. URL: <https://pytorch.org> (дата звернення: 05.06.2025).
35. OpenCV – OpenCV. *OpenCV*. URL: <https://opencv.org> (дата звернення: 05.06.2025).
36. Fast.ai – fast.ai. *fast.ai*. URL: <https://www.fast.ai> (дата звернення: 05.06.2025).
37. Gad A. F. How to Evaluate Deep Learning Models: Key Metrics Explained. *DigitalOcean / Cloud Infrastructure for Developers*. URL: <https://www.digitalocean.com/community/tutorials/deep-learning-metrics-precision-recall-accuracy> (дата звернення: 10.06.2025).
38. GeeksforGeeks. Understanding the Confusion Matrix in Machine Learning - GeeksforGeeks. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/confusion-matrix-machine-learning> (дата звернення: 10.06.2025).
39. Streamlit • A faster way to build and share data apps. *Streamlit • A faster way to build and share data apps*. URL: <https://streamlit.io> (дата звернення: 10.06.2025).

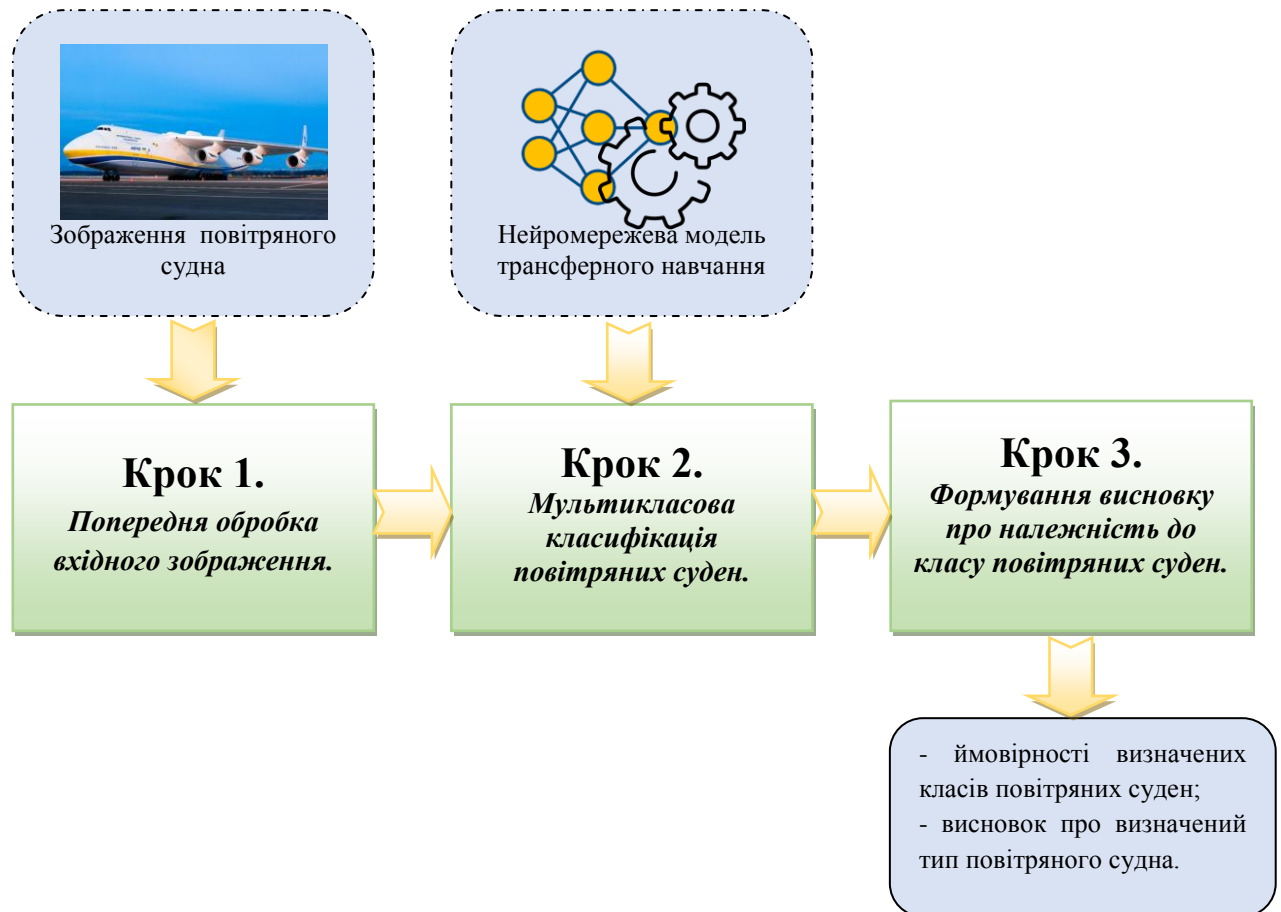
40. Wang Y., Chen Y., Liu R. Aircraft Image Recognition Network Based on Hybrid Attention Mechanism. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022. Т. 2022. С. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/4189500> (дата звернення: 10.06.2025).

41. Aircraft Type Recognition in Remote Sensing Images Based on Feature Learning with Conditional Generative Adversarial Networks / Y. Zhang та ін. *Remote Sensing*. 2018. Т. 10, № 7. С. 1123. URL: <https://doi.org/10.3390/rs10071123> (дата звернення: 10.06.2025).

42. Junos M. H., Mohd Khairuddin A. S., Dahari M. Automated object detection on aerial images for limited capacity embedded device using a lightweight CNN model. *Alexandria Engineering Journal*. 2022. Т. 61, № 8. С. 6023–6041. URL: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.11.027> (дата звернення: 10.06.2025).

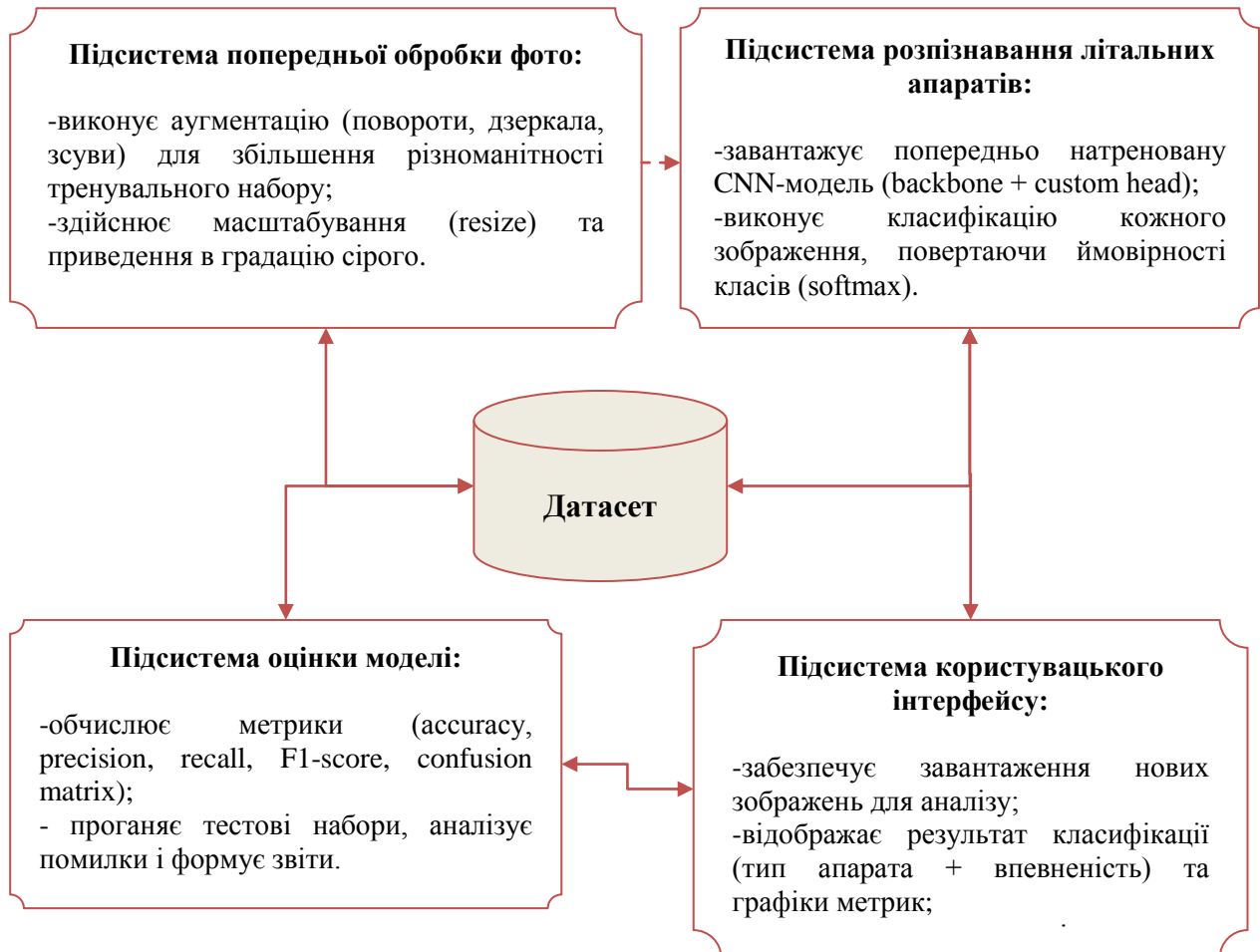
ДОДАТКИ

Додаток А

Схема та кроки методу трансферного навчання згорткової неймережі для класифікації повітряних суден за зображенням

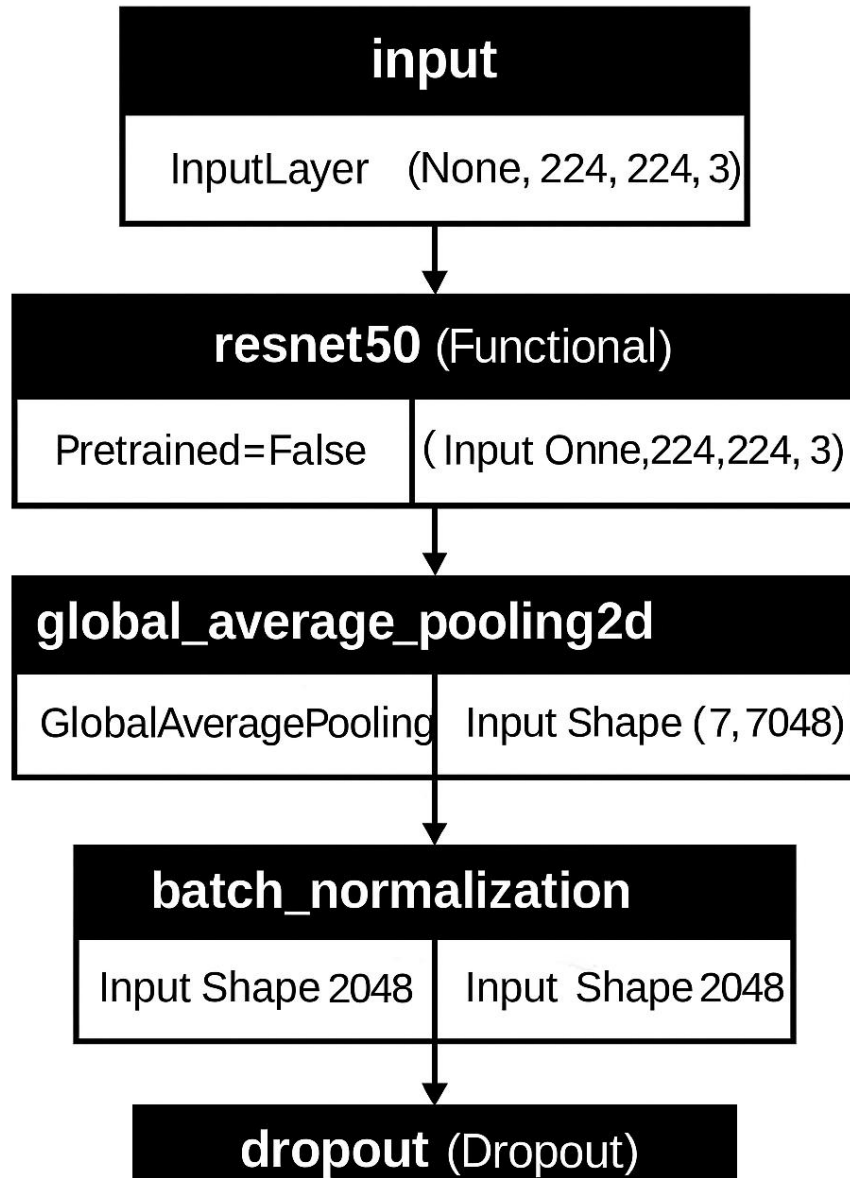
Додаток Б

Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів інтелектуальної системи методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням



Додаток В

Архітектура моделі згорткової неймережі для класифікації повітряних суден за зображенням



Додаток Г

Програмний код

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/BasIllia/aircraft-classification-project> (дата звернення: 10.06.2025).

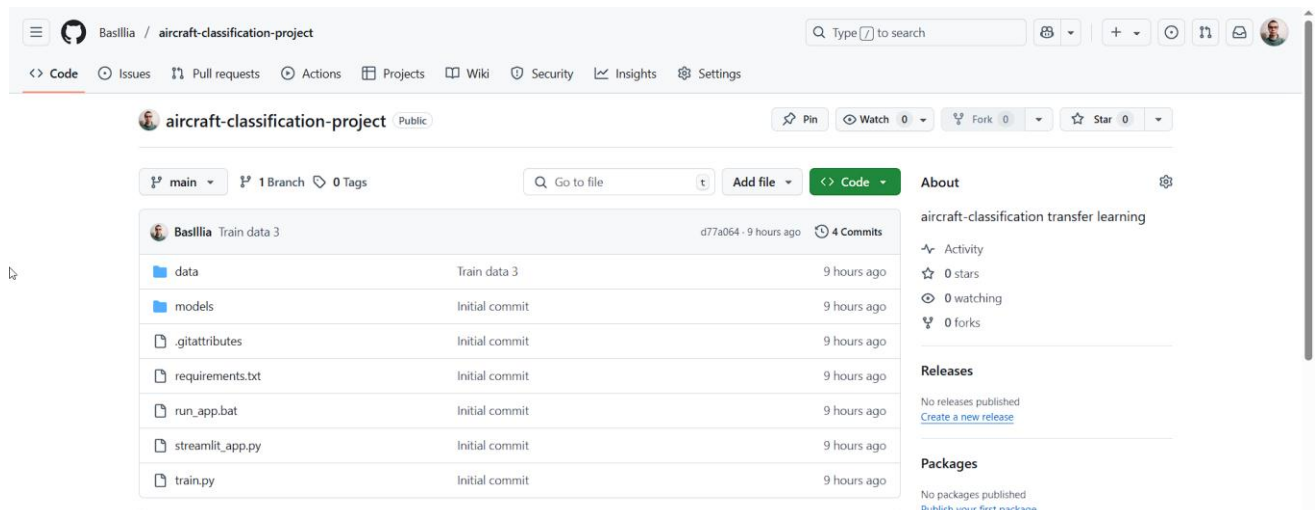


Рисунок В.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

- data. Містить клас AircraftDataset і функцію створення DataLoader з усіма необхідними трансформаціями (масштабування, обрізання, нормалізація);
- models. Зберігає всі натреновані моделі та інформацію про існуючі класи літальних апаратів;
- train.py. Скрипт для тренування мережі: організовує цикл навчання з автоматичним прискоренням (AMP), валідацію, збереження чекпойнтів на заданих епохах та найкращої моделі, а також запис історії метрик;
- streamlit_app.py. Веб-інтерфейс на Streamlit: вибір моделі, завантаження одного або кількох зображень, кнопка “Recognize”, відображення результатів у таблиці та графіку.

Додаток Д

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД ТРАНСФЕРНОГО НАВЧАННЯ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОВІТРЯНИХ СУДЕН ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ



Виконав:
студент групи КН-21-2
Ілля БАС



Керівник:
асистент каф. КН
Валерія КЛІМЕНКО

Актуальність

У зв'язку зі зростанням інтенсивності авіаційного руху й необхідністю постійного моніторингу повітряного простору критично важливим є впровадження автоматизованих систем розпізнавання та класифікації літальних апаратів за зображенням, що надходять із камер спостереження, БПЛА та супутникових сенсорів. Ручні методи аналізу фотографій і відеопотоків виявляються недостатньо оперативними та схильними до людських помилок в умовах великої кількості об'єктів, різноманіття ракурсів і погодних умов.

Автоматизована класифікація літаків, вертольотів, дронів і планерів дозволяє підвищити ефективність аеронавігаційної безпеки, прискорити процедури технічного обслуговування і виявлення пошкоджень у рамках попередніх візуальних інспекцій (GVI). Крім того, рішення на основі глибоких нейронних мереж інтегруються в системи охорони аеропортів, протикрадіжні платформи та автономні дрони для патрулювання, забезпечуючи високу точність розпізнавання навіть у складних умовах зйомки.

Трансферне навчання згорткових нейромереж дозволяє ефективно використовувати попередньо натреновані моделі (наприклад, на ImageNet) та швидко адаптувати їх до специфіки класифікації повітряних суден, що значно знижує обчислювальні витрати та обсяг розмітки даних. Завдяки цьому підходу можна досягати високої точності класифікації з невеликою кількістю прикладів кожного класу, що є критичним для оперативних систем розпізнавання в авіації

Мета і задачі роботи

Об'єкт дослідження – процес класифікації повітряних суден за зображенням.

Предмет дослідження – методи та технології трансферного навчання згортової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням.

Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- виконати аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням;
- створити метод трансферного навчання згортової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням;
- створити проєктну архітектуру інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та виконати її прикладну програмну реалізацію;
- виконати експериментальне дослідження методу трансферного навчання згортової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

Загальна ідея роботи



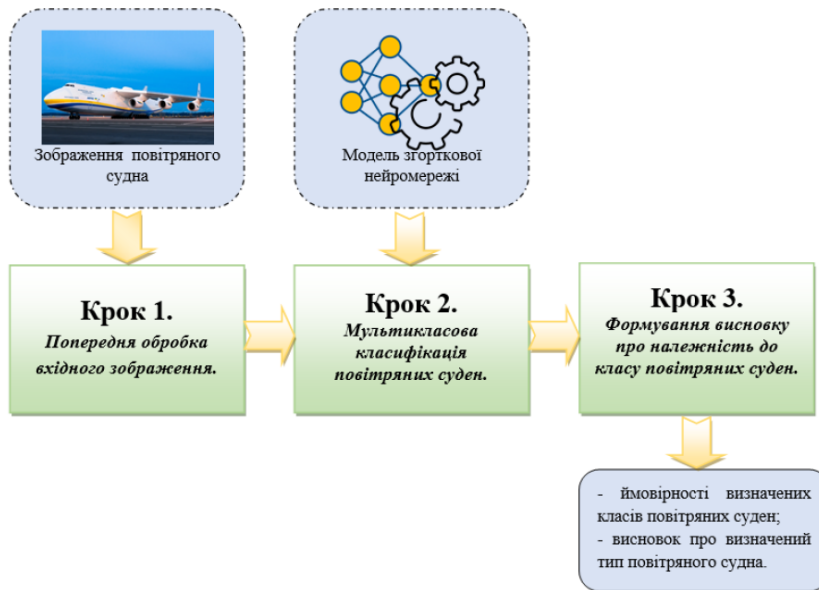
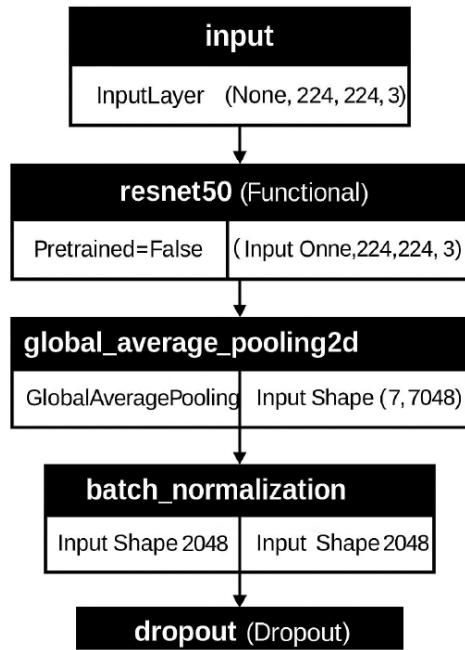


Схема та кроки методу трансферного навчання згорткової неймережі для класифікації повітряних суден



Кроки отримання моделі для класифікації повітряних суден

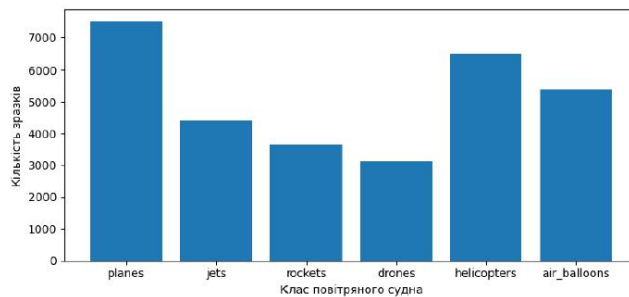
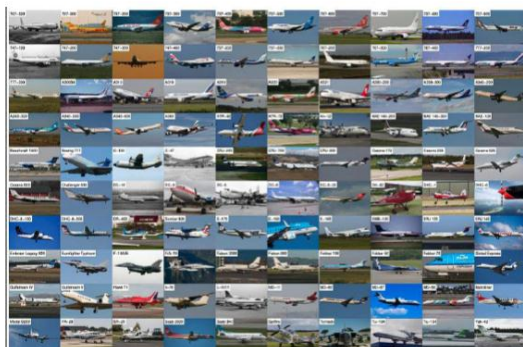


Архітектура моделі згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням



Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням

Датасет FGVC-Aircraft



Інтелектуальна система класифікації повітряних суден за зображенням

Aircraft Recognition System

Upload images and select a trained model to classify them.

Choose model

resnet50_10epochs.pth

Upload image(s)



Drag and drop files here

Limit 200MB per file • PNG, JPG, JPEG

Browse files

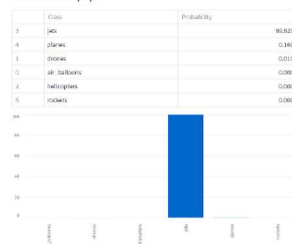
Recognize

Image 1: f-16.jpg

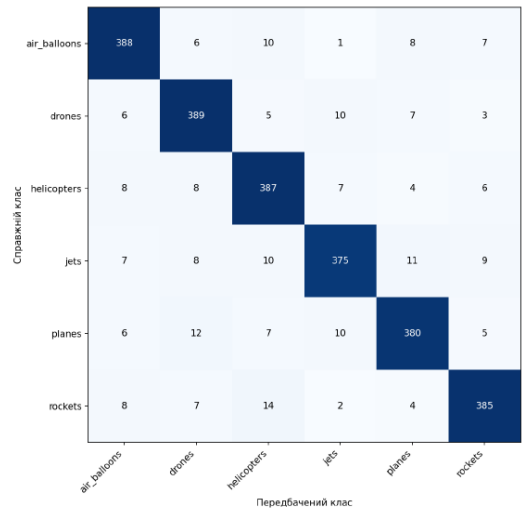
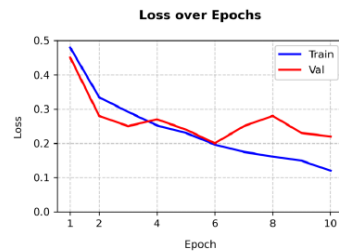
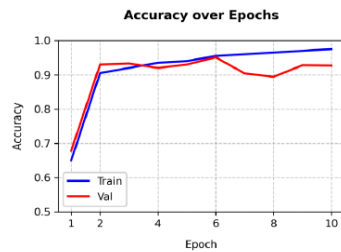
The image's content parameter has been deprecated and it will be removed in a future release. Please update the `img_content` parameter in the request.



Probabilities (%)



Результати експериментального дослідження методу



Результати експериментального дослідження методу

Клас	Precision	Recall	F1-міра
air_balloons	92%	90%	91%
drones	93%	92%	92%
helicopters	90%	90%	90%
jets	89%	90%	90%
planes	91%	91%	91%
rockets	92%	90%	91%

Показники мікрометрич

Результати експериментального дослідження методу

Модель	Архітектура	Датасет	Точність
VA-CNN	ResNet34	FGVC-Aircraft + інші	89,2 %
Deep Learning for Aircraft	ResNet-18	FGVC-Aircraft + інші	87,4 %
Lightweight CNN	Спрощена CNN	FGVC-Aircraft + Commercial Aircraft Dataset	85,9%
Запропонований підхід	Resnet-50	FGVC-Aircraft + Airbus Aircraft Detection	92,0%

Порівняння точності класифікації повітряних суден з відомими підходами

Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. Підвищення точності було досягнуто шляхом використання трансферного навчання нейромережевої моделі ResNet-50.

Для досягнення поставленої мети було поставлено та вирішено такі завдання:

- виконано аналіз інформаційних моделей в області класифікації повітряних суден за зображенням;
- створено метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням;
- створено проєктну архітектуру інтелектуальної системи класифікації повітряних суден за зображенням та виконано її прикладну програмну реалізацію;
- виконано експериментальне дослідження методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням.

В результаті запропонований метод, що програмно реалізований у інтелектуальній системі, дозволив отримати точність класифікації 92% на валідаційному наборі, яка досягається шляхом використання трансферного навчання. В порівнянні з відомими підходами запропонований метод показує кращі результати в середньому на 4,5%.

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 3.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 15%**

ID: 246902 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням Added in a DB: 2025-06-19 Authors: Ілля БАС Heads: Валерія КЛІМЕНКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	62223	896	3179 (5%)	48 (5%)

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: Ілля БАС

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

Науковий керівник: Валерія КЛІМЕНКО, асистент каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 6%

Коефіцієнт подібності 2: 3%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Білі знаки: 93

Дата створення звіту: 2025-06-19 13:35:27.0

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:

2025-06-19

Дата

експерт

Ілля Бас

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

Автор студент групи КН-21-2 Ілля Бас

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент кафедри комп'ютерних наук Валерія КЛІМЕНКО

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами 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 укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Іллі Баса, 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.

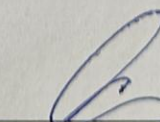
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 6%, КП2: 3%.

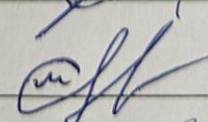
19.06.2025

Завідувач кафедри



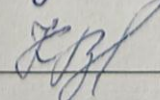
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Валерія КЛІМЕНКО



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Баса Іллі Сергійовича

за темою Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

1. Актуальність теми

Актуальність обраної теми зумовлена зростаючою інтенсивністю авіаційного руху й необхідністю постійного моніторингу повітряного простору, тому критично важливим є впровадження автоматизованих систем розпізнавання та класифікації літальних апаратів за зображенням, що надходять із камер спостереження, БПЛА та супутникових сенсорів. Ручні методи аналізу фотографій і відеопотоків виявляються недостатньо оперативними та схильними до людських помилок в умовах великої кількості об'єктів, різноманіття ракурсів і погодних умов. Застосування методів трансферного навчання згорткових нейронних мереж для класифікації повітряних суден дозволяє значно підвищити точність та ефективність обробки візуальних даних, знижуючи потребу в об'ємних навчальних вибірках. Такий підхід відповідає сучасним тенденціям розвитку штучного інтелекту та має практичне значення для побудови інтелектуальних систем спостереження й ідентифікації.

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

Зі стандартом, а саме описом предметної області, є відповідність: об'єктом роботи є процес класифікації повітряних суден за зображенням. Метою роботи є підвищення точності нейромережевої класифікації повітряних суден за зображенням. При вирішенні поставленої задачі використано методи та технології трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Студент зарекомендував себе як наполегливий і цілеспрямований здобувач, здатний до рефлексивного осмислення результатів дослідження та їх самостійної інтерпретації. Протягом усього періоду підготовки кваліфікаційної роботи він демонстрував ініціативність, відповідальний підхід до завдань, аналітичне мислення й готовність до фахового самовдосконалення. Його комунікативні навички, дотримання

академічної доброчесності та здатність критично оцінювати джерела інформації підтверджують достатній рівень академічної зрілості.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Студент виконував кваліфікаційну роботу самостійно, демонструючи високий рівень відповідальності, організованості та здатність до самостійного аналізу наукових джерел. У процесі роботи проявив ініціативність у формулюванні підходів до розв'язання поставлених завдань і вміння приймати обґрунтовані рішення.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Студент продемонстрував належний рівень оволодіння сучасними методами дослідження, застосувавши їх коректно та обґрунтовано відповідно до мети й завдань роботи. Обрані підходи відповідають актуальним науковим практикам і свідчать про достатню методологічну підготовку здобувача.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема кваліфікаційної роботи розкрита повно та послідовно, із дотриманням логіки викладу матеріалу. Студент продемонстрував глибоке розуміння предметної області, обґрунтував положення дослідження й забезпечив належний рівень їх теоретичного й практичного висвітлення.

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

Виклад матеріалу вирізняється логічністю, послідовністю та аргументованістю, що свідчить про належний рівень наукової підготовки здобувача. Текст роботи загалом літературно грамотний, з дотриманням норм академічного стилю, що забезпечує зрозумілість та цілісність сприйняття дослідження.

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

Розроблений метод може бути впроваджений в системах автоматизованої ідентифікації повітряних суден за зображеннями. Застосування отриманих результатів є доцільним у сферах безпеки, аеронавігації та моніторингу повітряного простору, зокрема для удосконалення систем технічного зору і розроблення інтелектуальних систем розпізнавання повітряних суден.

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 «відмінно».

Керівник

асистент каф. КН Валерія КЛІМЕНКО



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Баса Іллі Сергійовича

за темою: Метод трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням

1. Актуальність обраної теми

Актуальність дослідження зумовлена потребою в удосконаленні методів автоматизованої ідентифікації повітряних суден на основі візуальної інформації, що набуває особливої важливості в контексті розвитку інтелектуальних систем спостереження, контролю повітряного простору та безпілотних технологій. Висока міжкласова подібність літальних апаратів, різноманітність їхніх геометричних характеристик і умов візуалізації зумовлюють складність задачі класифікації, що потребує застосування сучасних глибинних моделей. У цьому аспекті метод трансферного навчання згорткових нейромереж виступає ефективним інструментом підвищення точності класифікації за умов обмеженої кількості спеціалізованих даних, що підсилює наукову й прикладну значущість обраної теми.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Постановка мети та завдань у кваліфікаційній роботі відповідає змісту дослідження і є достатньо чіткою для досягнення поставлених результатів. Вони комплексно охоплюють основні аспекти теми, що забезпечило систематичний підхід до реалізації дослідницьких цілей і сприяло послідовному викладенню матеріалу.

3. Зміст кожного розділу роботи

Зміст кожного розділу кваліфікаційної роботи відповідає загальній структурі дослідження та логічно розкриває відповідні аспекти теми. Перший розділ присвячений характеристиці предметної області. Другий розділ присвячений методу трансферного навчання згорткової нейромережі для класифікації повітряних суден за зображенням. У третьому розділі поведено експериментальне дослідження методу за допомогою розробленої інтелектуальної системи.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблений метод призначений для застосування в авіаційних аналітичних центрах, дослідницьких установах та серед фахівців з автоматизованого моніторингу повітряного простору. Практична цінність розробленої інтелектуальної системи полягає у забезпеченні точної класифікації повітряних суден що сприяє підвищенню ефективності контролю і безпеки в аеронавігації.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Оформлення кваліфікаційної роботи відповідає вимогам академічного стилю та встановленим нормативам. Текст роботи виконаний у зрозумілій структурі з дотриманням правил форматування, що сприяє легкості сприйняття матеріалу. Використання ілюстрацій, таблиць та бібліографічних посилань здійснене коректно.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

У роботі присутні орфографічні та пунктуаційні помилки, які не змінюють змісту тексту роботи. Рисунок 2.4 надто збільшений, а Рисунок 3.1 надто дрібний. Присутні неточності у цитуванні джерел. Недостатня кількість ілюстративних матеріалів для кращого розкриття теми. Однак, наведені зауваження є неістотними і не знижують загальної наукової значущості отриманих результатів.

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 «відмінно».

Рецензент

Марганюк К. К.
Зав. кедр. АІТІТЯР

