


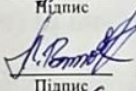
Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук

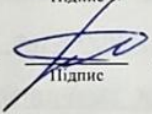
## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

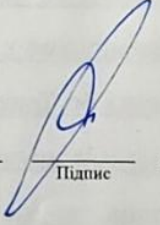
на тему Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання

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: студентка групи КН-21-2  Єлизавета ГРИЩУК  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент кафедри КН  Леонід ВОЗНЮК  
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 2025

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

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

### ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання»

2. Завдання видано студенту Єлизавета ГРИЦУК

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи асистент кафедри КН Леонід ВОЗНЮК

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 04 » 02 2025 р. № 13

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

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

Метою роботи є підвищення точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок застосування методів глибокого навчання. Необхідно здійснити огляд теоретичних підходів до класифікації об'єктів на термографічних зображеннях; розробити метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких мереж; створити інформаційну систему класифікації об'єктів за термографічними зображеннями; здійснити експериментальне дослідження методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням створеної програмної реалізації.

## 7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	виконано
3	Проектування та розробка загальної архітектури системи, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	виконано
4	Розробка інформаційної системи	квітень 2025	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	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 бакалавра	червень 2025	виконано

Виконавець: студентка групи КН-21-2

Група виконавця

Підпис

Єлизавета ГРИЦУК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

асистент кафедри КН

Науковий ступінь, посада

Підпис

Леонід ВОЗНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

### Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання.

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студентка групи КН-21-2 Єлизавета ГРИЦУК.

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент кафедри КН Леонід ВОЗНЮК

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:


Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
61	14	2	41	2

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена вирішенню актуальної технічної задачі підвищення точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок застосування методів глибокого навчання. Розроблено метод класифікації об'єктів у тепловому спектрі, що базується на застосуванні згорткової нейронної мережі.

У рамках дослідження застосовано нейронну мережу для роботи з одноканальними термографічними даними, також використано спеціалізовані підходи до попередньої обробки теплових зображень та розроблено модульну інформаційну систему для застосування методу.

Експериментальна верифікація на спеціалізованому наборі даних термографічних зображень продемонструвала підвищення точності запропонованого методу.

Ключові слова: теплові зображення, класифікація, нейронні мережі, ResNet, інфрачервоний спектр, машинне зір, глибоке навчання.

Виконавець: студентка групи КН-21-2  Єлизавета ГРИЦУК  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень.....	6
Вступ.....	7
Розділ 1 Характеристика предметної області класифікації об'єктів на термографічних зображеннях.....	9
1.1 Аналіз предметної області.....	9
1.2 Практичне застосування автоматичних методів класифікації об'єктів.....	12
1.3 Аналіз викликів та обмежень при розробці та застосуванні методів класифікації об'єктів.....	14
1.4 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи.....	17
Розділ 2 Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання.....	18
2.1 Схема методу класифікації об'єктів.....	18
2.2 Структура інформаційної системи.....	20
2.3 Архітектурне рішення для класифікації об'єктів.....	24
2.4 Методика підготовки та обробки даних для навчання моделі.....	28
2.5 Реалізація методу класифікації об'єктів.....	32
2.6 Висновок до розділу 2.....	35
Розділ 3 Експериментальна перевірка методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях.....	36
3.1 Структура та особливості термографічного набору даних.....	36
3.2 Підготовка набору даних до використання.....	38
3.3 Методологія експериментального дослідження класифікації об'єктів.....	38
3.4 Вибір засобів розробки метода класифікації.....	40
3.5 Структура та функціональне призначення програмних складових.....	42
3.6 Структурні елементи програмної реалізації.....	43
3.7 Результати експериментальних досліджень.....	46
3.8 Висновок до розділу 3.....	54
Перелік посилань.....	56
<b>ДОДАТКИ</b>	

## Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
T3	Термографічне зображення
CNN	Convolutional Neural Network – згорткова нейронна мережа
ResNet	Residual Network – залишкова нейронна мережа
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
GPU	Graphics Processing Unit – графічний процесор
Grad-CAM	Gradient-weighted Class Activation Mapping – активаційне картування класів із зваженими градієнтами
IoU	Intersection over Union – перетин над об'єднанням
mAP	mean Average Precision – середня точність
FLIR	Forward Looking Infrared – передня інфрачервона камера
API	Application Programming Interface – програмний інтерфейс застосунку
CUDA	Compute Unified Device Architecture – уніфікована архітектура обчислень на пристроях

## Вступ

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра полягає у підвищенні точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок застосування методів глибокого навчання, тому проводилась розробка методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких нейронних мереж, а також відповідної інформаційної системи, яка використовувала створений метод.

**Актуальність.** За останній час спостерігається швидкий розвиток технологій термографії та їх впровадження в різних галузях, зокрема в медичній діагностиці, промисловому контролі, системах безпеки та охорони. Термографічні зображення надають цінну інформацію про теплові характеристики об'єктів, що дозволяє виявляти аномалії та класифікувати об'єкти в умовах обмеженої видимості або за відсутності достатнього освітлення.

Класифікація об'єктів на термографічних зображеннях є складною задачею через специфіку таких зображень, наявність шумів, низьку роздільну здатність та необхідність врахування температурних особливостей різних матеріалів та об'єктів.

Методи глибокого навчання демонструють високу точність в обробці та аналізі зображень, зокрема в задачах класифікації. Застосування цих методів до термографічних зображень дозволяє підвищити точність класифікації об'єктів та автоматизувати процес аналізу, що є особливо необхідним при обробці значних об'ємів даних.

**Об'єкт дослідження** – процес класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням методів глибокого навчання.

**Предмет дослідження** – методи та моделі глибокого навчання для класифікації об'єктів на термографічних зображеннях.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** полягає у підвищенні точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок застосування методів глибокого навчання.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:** виконати огляд теоретичних підходів до класифікації об'єктів на термографічних зображеннях; розробити метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких мереж; створити інформаційну систему класифікації об'єктів за термографічними зображеннями; здійснити експериментальне дослідження методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням створеної програмної реалізації.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області класифікації об'єктів на термографічних зображеннях**

### **1.1 Аналіз предметної області**

Термографічне зображення є результатом фіксації теплового випромінювання об'єктів за допомогою спеціальних пристроїв, які вимірюють інфрачервоне випромінювання. Ця технологія знаходить широке використання будь де, включаючи медичну діагностику, неруйнівний контроль, військову сферу, систему безпеки та моніторинг стану обладнання. Термографічні зображення мають значні переваги порівняно з зображеннями у видимому спектрі, оскільки вони дозволяють розпізнавати об'єкти в умовах низької видимості, поганого освітлення, а також детектувати явища, невидимі людському оку.

Згорткові нейронні мережі становлять основу більшості сучасних рішень для класифікації термографічних зображень. Дослідження показують, що попередньо навчені моделі, такі як VGG16, MobileNetV2 та InceptionResNetV2, демонструють високу точність при класифікації термографічних зображень людських облич. Однак результати вказують на обмежене покращення точності після збільшення зображення, а також на те, що деякі моделі не перевершують VGG16 за продуктивністю [1]. Модифіковані моделі ResNet продемонстрували значний потенціал для класифікації теплових зображень. Легка модель глибокого навчання на основі Resnet14 досягає точності 96,4% і є придатною для вбудованих систем завдяки використанню обчислювальних ресурсів [2].

Інноваційні підходи, що поєднують різні архітектури CNN з додатковими методами обробки, демонструють підвищену точність у класифікації термографічних зображень. Проте цей метод стикається з проблемами, такими як дефіцит анотованих наборів даних для навчання та складність вмісту зображень, що ускладнює точну класифікацію [3]. Дослідження, присвячене використанню моделі Inception v3, продемонструвало високу точність при класифікації теплових зображень різних категорій. Проте було відзначено проблеми, пов'язані з тінями

об'єктів, узгодженням одягу/тіла з фоном та різними умовами освітлення [4]. Модель VGG-19, адаптована для класифікації термографічних зображень грудей як нормальних або аномальних, досягла надзвичайно високої точності виконання тесту – 99,80% [5].

Легкі архітектури нейронних мереж, оптимізовані для роботи на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами, показують значний потенціал для застосування в системах реального часу. Модель вирішує проблеми, такі як дим та погані погодні умови, проте стикається з викликами перекриття об'єктів та спотворення від факторів навколишнього середовища [6–9]. Використання попередньо навчених моделей CNN у поєднанні з методами збільшення зображення демонструє високу точність при класифікації теплових зображень людських облич. Проте результати показують обмежене поліпшення точності після застосування таких методів, що свідчить про необхідність розробки більш специфічних методів попередньої обробки для термографічних зображень [1, 2, 10].

Методи, що поєднують розмиття та реконструкцію суперроздільної здатності, зокрема з використанням Deblur-SRRGAN, показали значний потенціал для підвищення якості термографічних зображень перед їх класифікацією. Проте метод стикається з проблемами: теплові камери дорогі і їх важко отримати, а розмиття, викликане рухом камери та об'єкта, залишається суттєвою проблемою [11], дослідження відзначає обмежену точність сучасних методів класифікації та те, що застосування обмежено конкретними термографічними зображеннями [12].

Інноваційні методи вилучення ознак, такі як глибокі хвильові нейронні мережі, демонструють високу точність при класифікації термографічних зображень у медичній діагностиці. Метод стикається з такими викликами, як низькі знання про інтерпретацію зображень термографії серед фахівців та складність прийняття термографічних зображень у клінічній практиці [13–15] (рисунок 1.1).

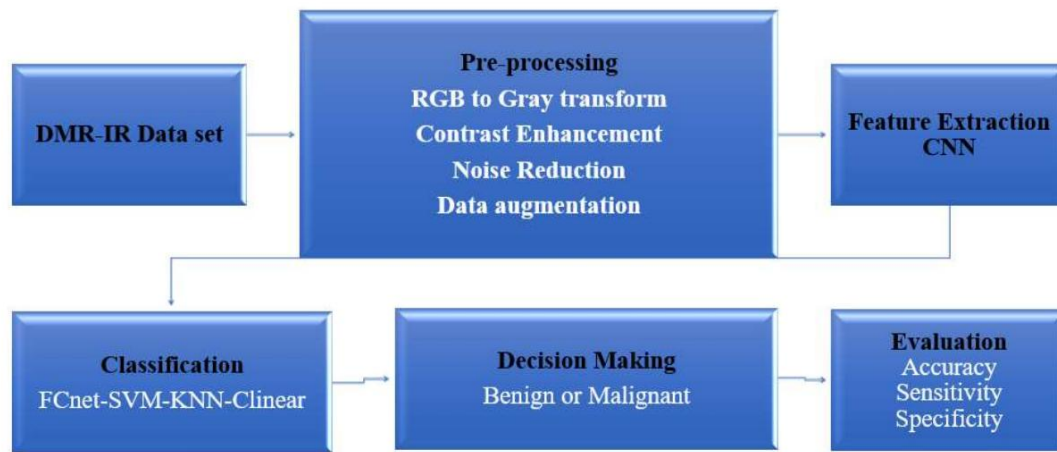


Рисунок 1.1 – Структура глибокої гібридної мережі [14]

Використання попередньо навчених моделей, таких як VGG16, для класифікації теплових зображень дозволяє вирішити проблему дефіциту даних. Дослідження відзначає обмеження, пов'язані з трудомістким процесом створення різноманітних наборів даних зображень та обмеженнями догляду за новонародженими, що ускладнює збір даних [16]. Інноваційні методології для класифікації специфічних типів термографічних зображень поєднують функції від архітектур мереж для отримання добрих результатів [17]. Інтерпретація зображень теплової томографії залишається нетривіальною через розмиття, яке збільшується з глибиною від дифузії тепла [18–20] (рисунок 1.2).

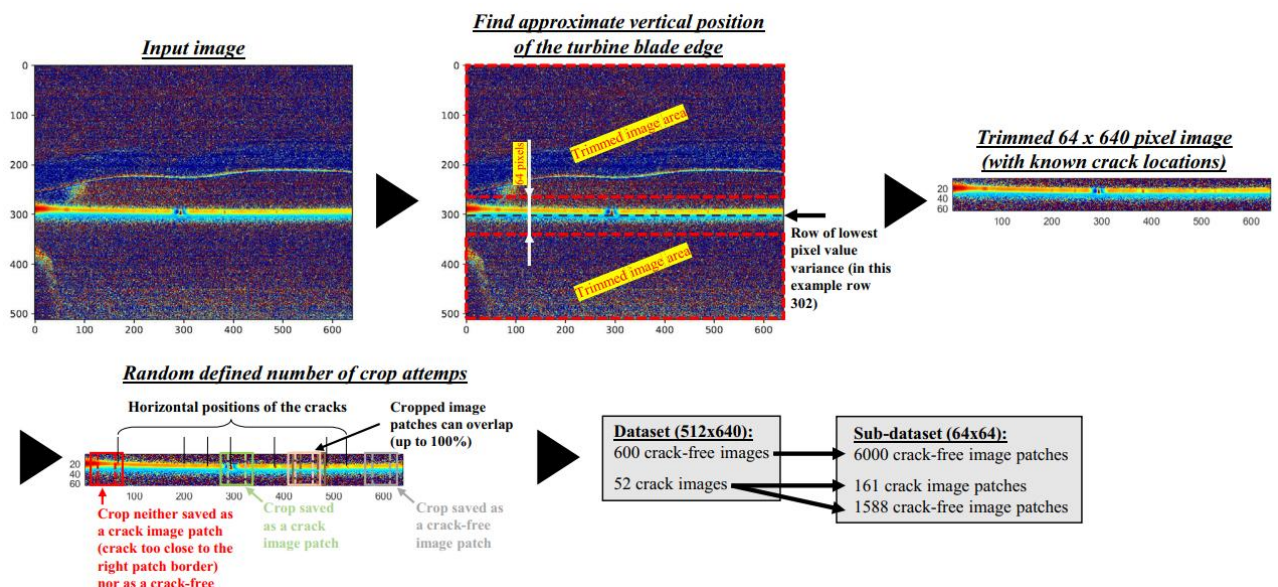


Рисунок 1.2 – Кроки процедури кадрування для створення піднабору даних зі значно меншою ділянкою зображення [19]

Гібридні моделі, що поєднують різні підходи до класифікації, демонструють перспективні результати в діагностиці раку молочної залози на основі термографічних зображень. Проте дослідження відзначає труднощі, пов'язані з диференціацією доброякісних і злоякісних пухлин, а також складність класифікації легкого та метастатичного раку молочної залози [21].

## **1.2 Практичне застосування автоматичних методів класифікації об'єктів**

Використання методів глибинного навчання для класифікації термографічних зображень у медичній діагностиці показує потенціал для раннього виявлення захворювань, особливо в галузі онкології та діабетології.

Методи глибокого навчання, зокрема GoogleNet, демонструють високу точність при класифікації раку молочної залози на термографічних зображеннях. Дослідження, що використовувало цю модель на 100 термограмах пацієнтів, досягло точності 92,66%, [22].

Метод, що використовує багат шаровий класифікатор Персептрон (MLP) для класифікації термографів раку молочної залози як нормальних (неракових) або аномальних (ракових), досяг точності класифікації лише 60%. Дослідження відзначає важливі обмеження: термограф не може замінити мамографію для скринінгу, а точність моделі MLP є недостатньо високою для клінічного застосування [23].

Інноваційний підхід, що використовує згорткову нейронну мережу на основі маски для класифікації та сегментації термографічних зображень грудей, точно ідентифікує та локалізує аномальні тканинні патерни, що свідчать про потенційний рак молочної залози. Цей метод автоматизує процес аналізу термограм, зменшуючи залежність від суб'єктивної інтерпретації фахівців [24].

Модифіковані версії Inception використовуються для класифікації нормальних та аномальних грудей на термографічних зображеннях, виявляючи

температурні контрасти, що свідчать про пухлини молочної залози. Ці моделі демонструють високу точність класифікації та потенціал для клінічного застосування, особливо у поєднанні з традиційними методами діагностики [25–27].

Глибокі нейронні мережі використовуються як класифікатор термографічних зображень для виявлення аномалій у фотоелектричних модулях. Цей метод показує високу точність у класифікації дефектів та підвищує точність перевірки фотомодулів за допомогою аналізу теплових зображень. Дослідження підкреслює, що ручна перевірка фотоелектричної енергії є повільнішою, ризикованішою та менш точною порівняно з автоматизованими методами [28]. Низькорівнева модель на основі архітектури глибокого навчання класифікує дефектні екземпляри термографічних зображень у конкретні класи дефектів, досягаючи показників точності понад 95% та демонструючи можливість роботи в режимі реального часу [29].

Модель глибокого навчання YOLOX використовується для класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, досягаючи середньої точності (mAP) 55% для розпізнавання чотирьох класів об'єктів. Цей підхід підвищує надійність та точність систем тепловізування, але стикається з проблемами високого рівня перешкод, нечітких контурів об'єкта, низької роздільної здатності зображення, а також обмеженої бази даних навчання, що може призвести до неякісного навчання та помилкової роботи [11, 29, 30].

Нейронна мережа для класифікації елементів пустот та розшарування в композитних матеріалах підвищує точність та узгодженість тепловізійних перевірок за допомогою автоматизованого аналізу. Проте дослідження відзначає, що дефектні зображення не завжди очевидні для інтерпретації, а аналіз людських інспекторів може варіюватися, впливаючи на результати [31].

Проста модель CNN для класифікації обробки свиней на теплових знімках досягає надзвичайно високої точності у 99,96%. Дослідження порівнює цю модель з іншими підходами глибокого навчання, демонструючи чудову продуктивність на даних, отриманих за допомогою камери FLIR [32].

Моделі глибокого навчання, такі як MobileNETv3, YOLOv5 та інші, демонструють високу точність при класифікації об'єктів на теплових знімках, зокрема осіб та автомобілів. Ці моделі досягають високих показників точності та вирішують проблеми, пов'язані з поганими погодними умовами. Проте вони стикаються з викликами перекриття об'єктів, спотворення від факторів навколишнього середовища, а також впливу диму, туману та зміни умов освітлення [6–9].

Маска RCNN у поєднанні з методом відновлення теплового зображення на основі Deblur-SRRGAN підвищує точність класифікації об'єктів у тепловізійній візуалізації. Проте метод стикається з проблемами: теплові камери дорогі і їх важко отримати, а розмиття, викликане рухом камери та об'єкта, залишається суттєвою проблемою [11]. Дослідження, присвячене класифікації об'єктів на інфрачервоних зображеннях, використовує згорткові нейронні мережі для вирішення сценаріїв виявлення як одного, так і декількох об'єктів. Цей підхід досягає 100% точності та перевершує традиційні методи, такі як гістограма градієнтів. Проте дослідження відзначає, що підхід HoG не вдається з низькоконтрастними ІЧ-зображеннями, а в літературі приділяється обмежена увага багатооб'єктній класифікації [10]. Легка комбінована нейронна мережа ComNet для класифікації об'єктів у теплових зображеннях, що передаються БПЛА, покращує продуктивність виявлення, поєднуючи теплові зображення з картами виразності. Це дозволяє підвищити розпізнаваність та точність виявлення об'єктів. Однак метод стикається з проблемами розмитих країв, низької контрастності на теплових зображеннях, а також обмеженої обчислювальної потужності платформ БПЛА [33].

### **1.3 Аналіз викликів та обмежень при розробці та застосуванні методів класифікації об'єктів**

Незважаючи на значний прогрес у розвитку методів класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибинного навчання, існують

суттєві виклики та обмеження, які потребують подальшого дослідження та розробки. Недостатня кількість та якість анотованих наборів даних для навчання моделей глибокого навчання є обмеженням у цьому застосуванні. Дослідження відзначають дефіцит анотованих наборів даних для класифікації теплових зображень, а також складний вміст зображень, що створює проблеми для точної класифікації [3].

Технічні обмеження теплових камер і особливості термографічних зображень становлять суттєві виклики для методів класифікації. Теплові камери залишаються дорогими і складними в отриманні, що обмежує доступність та масштабованість досліджень. Проблеми, пов'язані з самими зображеннями, включають тіні об'єктів, узгодження з фоном, різні умови освітлення, розмиті краї, низьку контрастність, а також розмиття, викликане рухом камери та об'єкта. Ці фактори суттєво ускладнюють розробку надійних методів класифікації [28, 34].

Обмеження обчислювальних ресурсів, особливо для систем реального часу та мобільних платформ, таких як БПЛА, є складністю для застосування моделей глибокого навчання. Отримання легких архітектур, які можуть працювати на пристроях з обмеженими ресурсами без суттєвої втрати точності, залишається актуальною дослідницькою проблемою. Розмиті краї та низька контрастність на теплових зображеннях, а також обмежена обчислювальна потужність платформ БПЛА становлять суттєві обмеження для методів класифікації [33].

Проблеми, пов'язані з особливостями термографічних зображень у специфічних застосуваннях, також становлять значні виклики. Трудомісткий процес створення різноманітних наборів даних зображень також є суттєвим обмеженням, особливо в медичних застосуваннях, де існують додаткові обмеження, пов'язані з доглядом за пацієнтами та етичними міркуваннями. Дослідження відзначають, що обмежені набори даних через обмеження догляду за новонародженими та трудомісткий процес створення різноманітних наборів даних зображень значно ускладнюють розвиток методів класифікації термографічних зображень у медицині [16, 31, 35].

Проблеми інтерпретації та пояснення результатів моделей глибокого навчання, особливо в критичних застосуваннях, таких як медична діагностика та промисловий контроль, є важливим обмеженням для широкого впровадження цих технологій. Дослідження відзначають низькі знання про інтерпретацію термографічних зображень серед фахівців, складність прийняття цих зображень у клінічній практиці, а також обмежені дослідження пояснюваності моделей глибокого навчання [14, 15, 36, 37].

Проблеми, пов'язані з конкретними застосуваннями, такі як високий рівень перешкод, нечіткі контури об'єкта та низька роздільна здатність зображення, а також те, що невелика база даних навчання може призвести до неякісного навчання та помилкової роботи, становлять додаткові виклики для розвитку методів класифікації термографічних зображень. Ці фактори особливо критичні в системах, що потребують високої надійності та точності [11, 19, 38].

Методи попередньої обробки та підвищення якості термографічних зображень, спеціально розроблені для вирішення проблем, характерних для теплової візуалізації, представляють важливий напрямок досліджень. Розвиток підходів, таких як фільтр Кальмана, Deblur-SRRGAN та інших методів, для подолання проблем низької контрастності, розмитості та інших особливостей термографічних зображень має критичне значення для підвищення точності класифікації [3, 11, 38, 39]. Розвиток методів інтерпретації та пояснення результатів моделей глибокого навчання є критичним для підвищення довіри до автоматизованих систем класифікації, особливо в сферах з високими вимогами до надійності та безпеки. Дослідження в цьому напрямку мають велике значення для практичного впровадження технології в таких галузях, як медична діагностика, промисловий контроль та системи безпеки [21, 40].

Подальший розвиток методів, що можуть працювати в режимі реального часу на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами, є важливим для практичного впровадження технології в таких галузях, як моніторинг БПЛА та промислові інспекції. Розробка легких архітектур, оптимізованих для роботи на

мобільних платформах без суттєвої втрати точності, представляє важливий напрямок досліджень.

#### **1.4 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи**

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра полягає у підвищенні точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок застосування методів глибокого навчання.

Для досягнення мети потрібно виконати наступні завдання:

- виконати огляд теоретичних підходів до класифікації об'єктів на термографічних зображеннях;
- розробити метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких мереж;
- створити інформаційну систему класифікації об'єктів за термографічними зображеннями;
- здійснити експериментальне дослідження методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням створеної програмної реалізації.

## **Розділ 2 Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання**

### **2.1 Схема методу класифікації об'єктів**

Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання призначений для автоматизованого аналізу теплових знімків з метою виявлення та ідентифікації різних об'єктів. Даний метод використовує техніки глибокого навчання, а саме згорткові нейронні мережі, і здійснює перетворення вхідних даних у вигляді термографічного зображення у вихідні дані, які представляють собою класифікацію виявлених об'єктів із зазначенням імовірності належності до певного класу. Схема та кроки методу наведені на рисунку 2.1.

В якості основної архітектури CNN для класифікації термографічних зображень обрано ResNet-50, яка демонструє оптимальний баланс між обчислювальною складністю та точністю розпізнавання. Перевагами даної архітектури є наявність залишкових з'єднань, які дозволяють точно навчати глибокі мережі, уникаючи проблеми зникаючого градієнта. Для задачі класифікації об'єктів на термографічних зображеннях архітектура ResNet-50 модифікована шляхом адаптації вхідного шару для роботи з одноканальними термографічними зображеннями та налаштування вихідного шару відповідно до кількості класів об'єктів.

Вхідними даними методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях є термографічне зображення для аналізу. Робота методу розділена на три основні етапи.

Першим кроком є необхідна обробка зображення, яка включає в себе нормалізацію інтенсивності пікселів для забезпечення стабільного діапазону значень, зміну розміру зображення до необхідного формату  $224 \times 224$  пікселів для ResNet-50, а також аугментацію даних при навчанні моделі. Особливістю термографічних зображень є їх одноканальність, на відміну від звичайних RGB-зображень, що має бути враховано при попередній обробці.

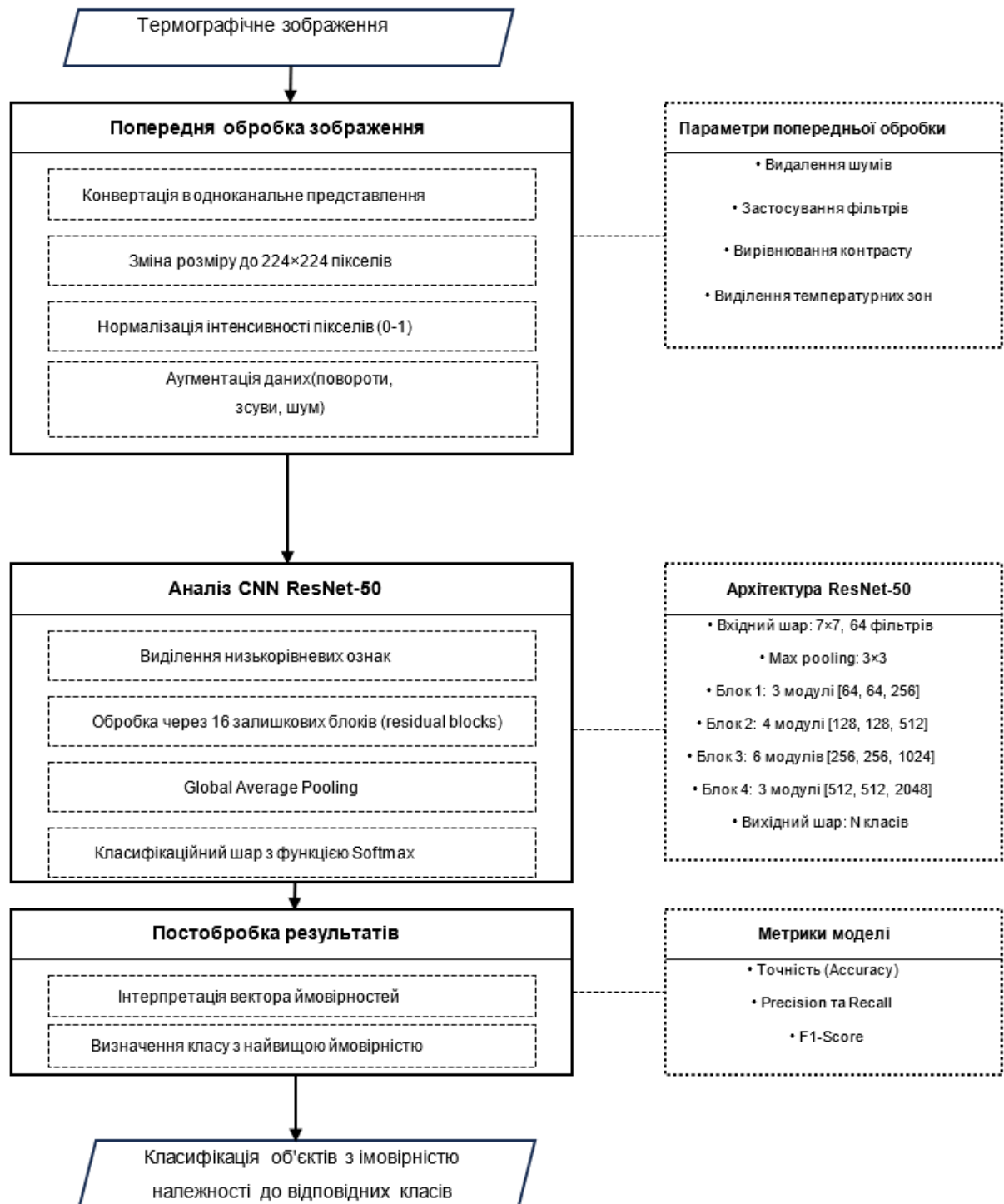


Рисунок 2.1 – Схема методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях

На другому кроці проведемо аналіз зображення за допомогою згорткової нейронної мережі ResNet-50. Архітектура ResNet-50 містить 50 шарів, включаючи згорткові шари, шари об'єднання, повнозв'язні шари та особливі блоки залишкових з'єднань. Використання цих блоків дозволяє точно передавати

градієнти через глибоку мережу, що сприяє кращому навчанню. Модель ResNet-50 здатна автоматично виділяти різні рівні абстракції та характеристики об'єктів на термографічних зображеннях, починаючи від простих контурів та закінчуючи складними формами та патернами теплового випромінювання.

Далі крок полягає у формуванні вихідних даних у вигляді класифікації виявлених об'єктів із зазначенням імовірності належності до кожного класу. Результатом роботи моделі є вектор імовірностей, де кожен елемент відповідає ймовірності того, що зображення належить до відповідного класу. Найвища ймовірність визначає остаточну класифікацію об'єкта.

Вихідними даними методу є класифікація виявлених об'єктів із зазначенням імовірності належності до відповідних класів. Для зручності інтерпретації результатів виводяться найбільш імовірні класи з відповідними значеннями впевненості моделі.

## **2.2 Структура інформаційної системи**

Для розробки інформаційної системи точної класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання необхідно створити чітку функціональну структуру, яка забезпечуватиме зручну взаємодію користувача з системою та виконання всіх необхідних функцій. На етапі проектування інтерфейсних форм було розроблено схему навігації та взаємодії між різними компонентами системи, що представлена на рисунку 2.2.

Інформаційна система класифікації об'єктів на термографічних зображеннях складається з чотирьох основних підсистем та двох допоміжних підсистем, об'єднаних через централізований навігаційний інтерфейс – головне меню. Такий підхід забезпечує зручну навігацію між функціональними модулями та цілісність усієї системи.

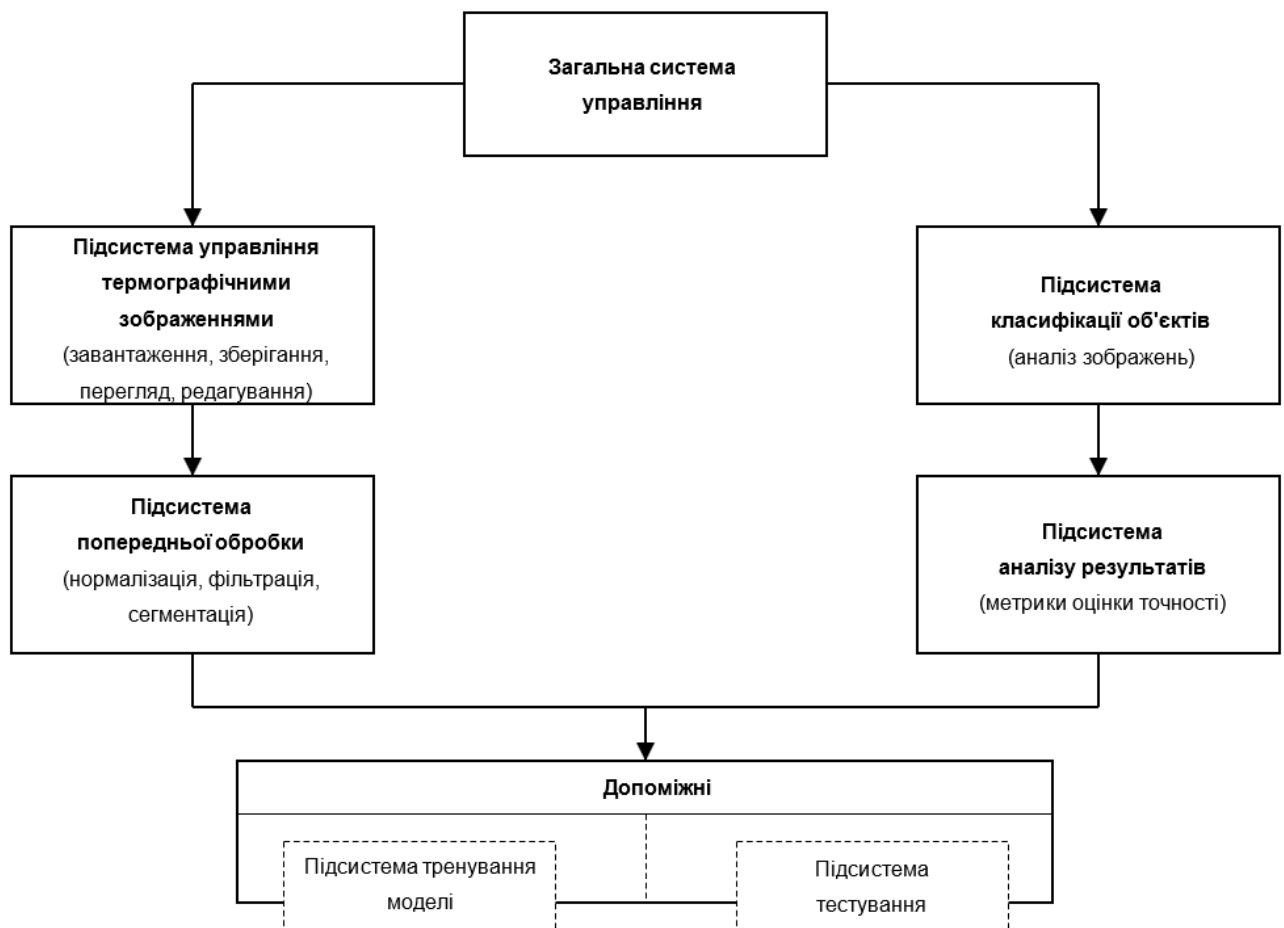


Рисунок 2.2 – Функціональна структура інформаційної системи

Центральним елементом інформаційної системи є головне меню, яке виконує функцію навігаційного інтерфейсу між усіма підсистемами. Головне меню містить кнопки швидкого доступу до кожної підсистеми та відображає загальну інформацію про поточний стан системи. Через головне меню здійснюється перехід до будь-якої підсистеми одним натисканням на відповідну кнопку, що забезпечує інтуїтивно зрозумілий та ергономічний інтерфейс для користувача.

Підсистема управління термографічними зображеннями є першою ключовою складовою системи, яка забезпечує весь спектр операцій з термографічними зображеннями. Ця підсистема відповідає за такі основні функції:

Завантаження термографічних зображень з різних джерел, включаючи локальні файли, мережеві ресурси та пряме підключення до термографічних

камер з підтримкою найпоширеніших форматів файлів (.TIFF, .JPEG, .PNG та специфічних форматів виробників термографічного обладнання).

Зберігання зображень у базі даних з можливістю категоризації за різними критеріями (дата зйомки, тип об'єкта, температурний діапазон) та створення резервних копій.

Перегляд термографічних зображень з можливістю масштабування, зміни кольорової палітри для різних температурних діапазонів та навігації по колекції зображень. Редагування зображень, що включає базові функції корекції (яскравість, контраст), кадрування та застосування фільтрів для покращення візуального представлення термографічних даних.

Експорт зображень у різних форматах та з різними параметрами, включаючи можливість додавання метаданих про умови зйомки та характеристики термографічної камери. Підсистема попередньої обробки зображень призначена для підготовки термографічних зображень до аналізу за допомогою методів глибокого навчання. Ця підсистема реалізує наступні ключові функції:

Фільтрація зображень для зменшення шумів, видалення артефактів та підвищення чіткості термографічних даних, що критично важливо для точної класифікації об'єктів. Сегментація термографічних зображень з метою виділення областей інтересу (ROI) та відокремлення об'єктів від фону, що дозволяє сконцентруватися на релевантних для класифікації областях.

Аугментація даних для збільшення варіативності навчальної вибірки шляхом генерації модифікованих версій зображень (повороти, масштабування, зміна температурних діапазонів), що підвищує стійкість моделі до різних умов зйомки та характеристик об'єктів.

Візуалізація попередньо оброблених даних з можливістю порівняння вихідних та оброблених зображень для оцінки точності застосованих методів. Підсистема класифікації об'єктів є ядром усієї інформаційної системи та відповідає за безпосереднє виконання процесу класифікації об'єктів на

термографічних зображеннях з використанням мережі ResNet-50. Дана підсистема реалізує такі функції:

Завантаження попередньо навченої моделі ResNet-50, адаптованої для роботи з термографічними зображеннями, з можливістю вибору різних версій моделі в залежності від конкретних вимог до точності та швидкодії.

Виконання класифікації об'єктів на окремих зображеннях або в пакетному режимі для обробки великих колекцій термографічних даних. Візуалізація процесу класифікації з відображенням активацій різних шарів нейронної мережі, що дозволяє розуміти, які саме особливості зображення вплинули на прийняття рішення.

Налаштування параметрів класифікації, таких як порогові значення впевненості для різних класів, що забезпечує гнучкість системи при роботі з різноманітними сценаріями застосування. Генерація даних для візуалізації областей зображення, які найбільш сильно вплинули на класифікацію, що підвищує інтерпретованість результатів.

Порівняння результатів класифікації за різними параметрами (різні моделі, різні набори даних, різні методи попередньої обробки) для визначення оптимальних налаштувань системи. Аналіз статистики по розподілу класів у наборі даних та оцінка впливу балансу класів на результати класифікації.

Крім основних підсистем, інформаційна система включає дві допоміжні підсистеми. Підсистема тренування моделі, яка дозволяє здійснювати навчання та дотренування CNN ResNet-50 на нових даних, налаштування гіперпараметрів навчання та моніторинг процесу навчання. Підсистема валідації та тестування, яка забезпечує комплексну оцінку якості моделі на незалежних наборах даних, визначення стійкості до різних умов та виявлення потенційних проблем.

Взаємодія між підсистемами здійснюється через чітко визначені інформаційні потоки, що забезпечує цілісність та точність роботи всієї системи. Підсистема управління термографічними зображеннями надає вхідні дані для підсистеми попередньої обробки, яка дає оброблені зображення до підсистеми класифікації. Результати класифікації надходять до підсистеми аналізу

результатів, яка може надавати зворотний зв'язок для коригування параметрів попередньої обробки або самої класифікації.

Така функціональна структура забезпечує комплексний підхід до задачі класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, починаючи від управління вхідними даними, їхньої попередньої обробки, безпосередньої класифікації і закінчуючи детальним аналізом отриманих результатів.

### **2.3 Архітектурне рішення для класифікації об'єктів**

Розробка методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях вимагає вибору архітектури мережі, яка здатна враховувати особливості термографічних даних. Після аналізу сучасних підходів та експериментального порівняння різних архітектур, було обрано ResNet-50 як базову архітектуру, яка демонструє оптимальний баланс для точності класифікації при роботі з термографічними зображеннями.

Архітектура ResNet була запропонована командою дослідників Microsoft Research і отримала широке визнання завдяки інноваційному підходу до вирішення проблеми затухання градієнтів у глибоких нейронних мережах. Особливістю цієї архітектури є використання залишкових з'єднань, які дозволяють сигналу "обходити" певні шари мережі, забезпечуючи таким чином краще поширення градієнтів під час навчання. Варіант ResNet-50 містить 50 шарів та характеризується збалансованою структурою, яка забезпечує потужні можливості для вилучення ознак з термографічних зображень без надмірних обчислювальних витрат.

Термографічні зображення мають ряд специфічних характеристик, які відрізняють їх від звичайних фотографій у видимому спектрі. Вони є одноканальними, відображають розподіл температури об'єктів, мають певні особливості шумів та контрастності. Враховуючи ці особливості, базова архітектура ResNet-50 була модифікована для більш точної роботи з термографічними зображеннями.

Перша суттєва модифікація стосується вхідного шару мережі. Стандартна архітектура ResNet-50 розрахована на обробку триканальних RGB-зображень з розмірністю  $224 \times 224 \times 3$ . Для того щоб працювати з одноканальними термографічними зображеннями вхідний згортковий шар був адаптований шляхом зміни кількості вхідних каналів з трьох до одного. Така модифікація дозволила мережі безпосередньо опрацьовувати термографічні дані без необхідності їх штучного перетворення в триканальний формат, що могло б призвести до втрати важливої інформації.

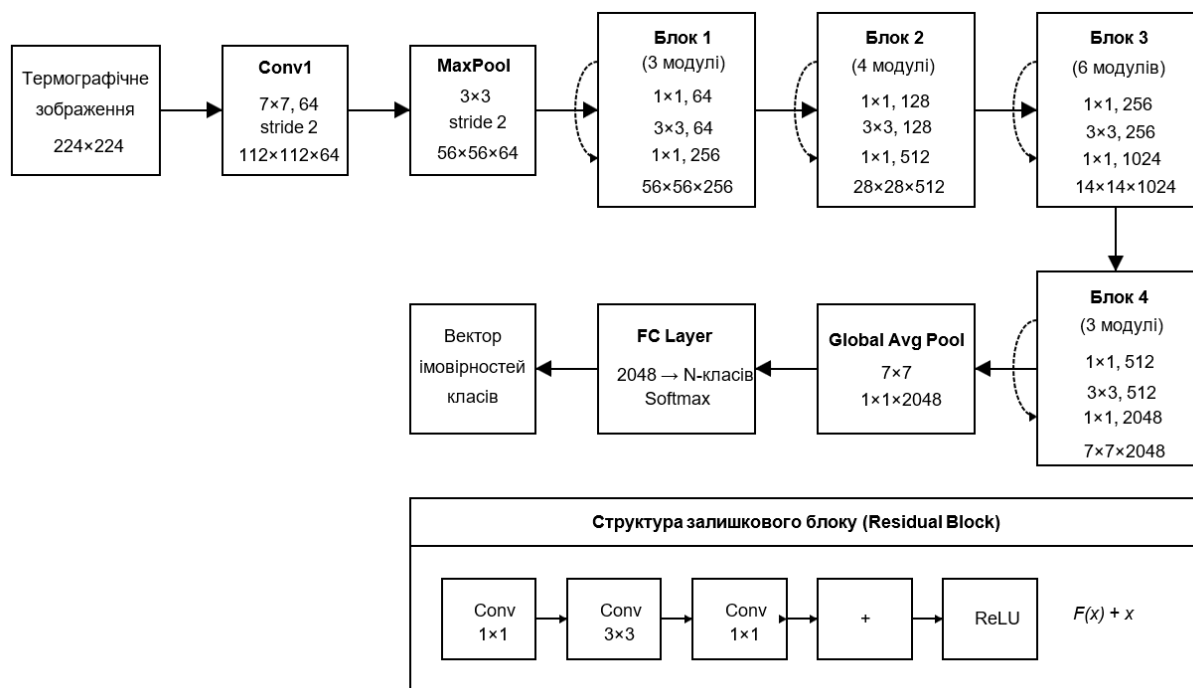


Рисунок 2.3 – Архітектура ResNet-50 для термографічних зображень

Друга важлива модифікація пов'язана з оптимізацією згорткових фільтрів першого рівня. Оскільки характер інформації в термографічних зображеннях суттєво відрізняється від RGB-зображень, були переналаштовані параметри фільтрів для кращого виділення температурних патернів та теплових аномалій. Експериментальним шляхом було встановлено, що збільшення рецептивного поля перших згорткових шарів дозволяє точно виявляти об'єкти на термографічних зображеннях за рахунок кращого захоплення областей з різною температурою.

Третя модифікація стосується шарів нормалізації в мережі. Термографічні зображення характеризуються іншим розподілом інтенсивностей у порівнянні зі

звичайними фотографіями, тому параметри шарів пакетної нормалізації були адаптовані для забезпечення стабільного навчання при роботі з таким типом даних. Значення середніх та дисперсій для нормалізації були розраховані на основі широкої вибірки термографічних зображень, що дозволило отримати більш релевантні статистичні характеристики для нормалізації.

Четверта модифікація пов'язана з адаптацією вихідного шару мережі відповідно до конкретної задачі класифікації. Фінальний повнозв'язний шар був налаштований на кількість класів об'єктів, які необхідно розпізнавати на термографічних зображеннях. Функція активації Softmax у цьому шарі перетворює виходи мережі у вектор імовірностей належності вхідного зображення до різних класів.

Модифікована архітектура ResNet-50 для класифікації об'єктів на термографічних зображеннях представлена на рисунку 2.3. Вона зберігає основні структурні елементи оригінальної архітектури, але з внесеними адаптаціями для точної роботи з термографічними даними.

Важливо детально розглянути структуру модифікованої мережі. Вхідний згортковий шар приймає термографічне зображення розміром  $224 \times 224 \times 3$  та застосовує до нього 64 фільтри розміром  $7 \times 7$  з кроком 2, що дозволяє виділити базові контури та теплові патерни на зображенні. Після цього шару розмір карт ознак становить  $112 \times 112 \times 64$ .

Наступним є шар максимального об'єднання (MaxPool), який зменшує просторову розмірність до  $56 \times 56$ , зберігаючи при цьому найбільш виражені ознаки. Цей шар використовує вікно розміром  $3 \times 3$  з кроком 2 та дозволяє зменшити обчислювальну складність подальших операцій.

Далі сигнал проходить через чотири основні блоки, кожен з яких складається з декількох залишкових модулів. Блок 1 містить 3 залишкових модулів та працює з картами ознак розміром  $56 \times 56 \times 256$ . Блок 2 включає 4 залишкових модулів та зменшує просторову розмірність до  $28 \times 28$ , збільшуючи при цьому кількість каналів до 512. Блок 3 складається з 6 залишкових модулів і далі зменшує

розмірність до  $14 \times 14 \times 1024$ . Нарешті, Блок 4 містить 3 залишкових модулів та формує фінальні карти ознак розміром  $7 \times 7 \times 2048$ .

Кожен залишковий модуль має характерну структуру, що включає послідовність згорткових шарів з різними розмірами фільтрів. Типовий залишковий модуль починається з згортки  $1 \times 1$ , яка зменшує кількість каналів для зниження обчислювальної складності. Далі йде згортка  $3 \times 3$ , яка виконує основне вилучення ознак. Завершує послідовність ще одна згортка  $1 \times 1$ , яка відновлює або збільшує кількість каналів. Ключовим елементом таких модулів є залишкове з'єднання, яке додає вхідні дані до результату проходження через згорткові шари. Це представляється формулою  $F(x) + x$ , де  $F(x)$  – результат проходження через згорткові шари, а  $x$  – вхідні дані модуля.

Після проходження через всі блоки, дані обробляються шаром глобального усереднення, який перетворює кожен з 2048 карт ознак у єдине значення, формуючи таким чином вектор ознак фіксованої довжини. Цей вектор подається на повнозв'язний шар, який здійснює фінальну класифікацію, перетворюючи 2048 ознак у вектор розмірності, що відповідає кількості класів об'єктів.

Застосовується метод поетапного розморожування шарів: спочатку тренуються лише останні шари мережі, а потім поступово розморожуються і більш ранні шари.

Запропонована модифікована архітектура ResNet-50 демонструє високу точність при класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, дозволяючи досягати точності, яка перевищує результати інших підходів, таких як класичні методи комп'ютерного зору або більш прості архітектури нейронних мереж. Завдяки використанню залишкових з'єднань, модель здатна точно вивчати глибокі ієрархічні представлення термографічних даних, враховуючи при цьому їхні специфічні характеристики.

## 2.4 Методика підготовки та обробки даних для навчання моделі

Важливою складовою розробки методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях є належна підготовка та обробка даних. Від якості процесу обробки даних залежить точність навчання моделі та точність класифікації. В рамках даного підрозділу розглянуто основні етапи підготовки термографічних зображень для навчання моделі на основі згорткової нейронної мережі ResNet-50.

Перш за все, необхідно розглянути специфіку термографічних зображень. На відміну від звичайних зображень у видимому спектрі, термографічні зображення відображають теплове випромінювання об'єктів. Вони зазвичай представлені у вигляді одноканальних градації сірого або псевдокольорових зображень, де кольори відповідають різним температурам. Для навчання моделі важливо привести всі зображення до єдиного формату.

Процес підготовки даних для навчання моделі ResNet-50 можна розділити на декілька етапів. Першим етапом використання даних отриманих з відкритих джерел. Зображення розподілені на декілька класів відповідно до типів об'єктів, які потрібно класифікувати.

Другим етапом є попередня обробка зображень. Всі зображення було приведено до єдиного формату – одноканальні зображення розміром  $224 \times 224$  пікселів, що відповідає вимогам вхідного шару модифікованої архітектури ResNet-50. Також на цьому етапі було проведено нормалізацію значень інтенсивності пікселів до діапазону  $[0, 1]$ , що сприяє більш стабільному процесу навчання.

Третім етапом є визначення даних для тренування та тестування. Виберемо відношення цих даних як 70 до 30 %. Такий розподіл дозволяє об'єктивно оцінити якість моделі на даних, які не брали участі у навчанні.

Четвертим етапом є аугментація даних. Цей процес дозволяє штучно збільшити кількість навчальних прикладів через використання перетворень до зображень. Для термографічних зображень використовуються такі перетворення:

- горизонтальне та вертикальне відображення;
- поворот зображення на невеликий кут (до 15 градусів);
- зміна яскравості та контрасту;
- додавання невеликої кількості шуму.

Аугментація даних є важливим етапом, особливо коли кількість доступних термографічних зображень обмежена. Вона допомагає моделі краще узагальнювати дані та зменшує ризик перенавчання.

Після підготовки даних переходять до процесу навчання моделі. Зображення з навчальної вибірки подаються на вхід моделі партіями. Розмір батча зазвичай становить 32-64 зображення, що дозволяє точно використовувати обчислювальні ресурси і забезпечує стабільність навчання.

Для навчання використовується оптимізатор Adam з початковою швидкістю навчання 0.001 та планувальником швидкості, який зменшує її при відсутності покращення на валідаційній вибірці протягом кількох епох. Функцією втрат є категоріальна крос-ентропія, яка добре підходить для задач багатокласової класифікації.

Навчання триває протягом 50-100 епох, при цьому після кожної епохи оцінюється якість моделі на валідаційній вибірці. Для запобігання перенавчанню використовується рання зупинка – якщо валідаційна помилка не зменшується протягом 10-15 епох, навчання припиняється, і зберігаються ваги моделі з найкращим результатом на валідаційній вибірці.

Однією з особливостей роботи з термографічними зображеннями є те, що вони часто містять шуми та артефакти. Для підвищення стійкості моделі до таких проблем під час попередньої обробки застосовуються фільтри для видалення шумів, а також адаптивне вирівнювання гістограми для покращення контрасту. Також варто врахувати, що термографічні зображення можуть бути отримані за допомогою різних приладів з різними характеристиками та калібруванням. Це робить відмінності у абсолютних значеннях температур на зображеннях. Для нівелювання цього проводиться нормалізація зображень, яка приводить значення

пікселів до стандартного діапазону, незалежно від характеристик приладу, який використовувався для зйомки.

## **2.5 Методика оцінки точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях**

Для правильної оцінки роботи розробленого методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях необхідно використовувати відповідні метрики та критерії. Процес оцінки точності класифікації можна розділити на кілька основних етапів. Першим етапом є підготовка тестової вибірки. Для об'єктивної оцінки важливо, щоб тестова вибірка була достатньо великою не менше 15-20% від загального обсягу даних і містила зображення всіх класів у приблизно однаковій кількості. Крім того, важливо, щоб тестові зображення були отримані в різних умовах та з використанням різного обладнання, що дозволить оцінити стійкість моделі до варіацій вхідних даних.

Другим етапом є запуск розробленої моделі на тестовій вибірці. Кожному зображенню з тестової вибірки модель ResNet-50 присвоює певний клас та приналежності до класу. Результати класифікації зберігаються для подальшого аналізу.

Третім етапом є розрахунок метрик точності. Для оцінки якості класифікації використовується набір стандартних метрик. Точність (Accuracy) - це кількість правильно класифікованих зображень поділена до загальної кількості зображень. Ця метрика дає загальне уявлення про якість моделі, але може бути недостатньою при незбалансованих класах.

Точність по класу (Precision) – це кількість правильно класифікованих зображень класу до кількості зображень, які модель віднесла до цього класу. Ця метрика показує, наскільки часто модель правильно присвоює об'єкту даний клас.

Повнота (Recall) – це кількість правильно класифікованих зображень класу до кількості зображень цього класу в тестовій вибірці. Ця метрика показує, наскільки добре модель виявляє всі об'єкти певного класу.

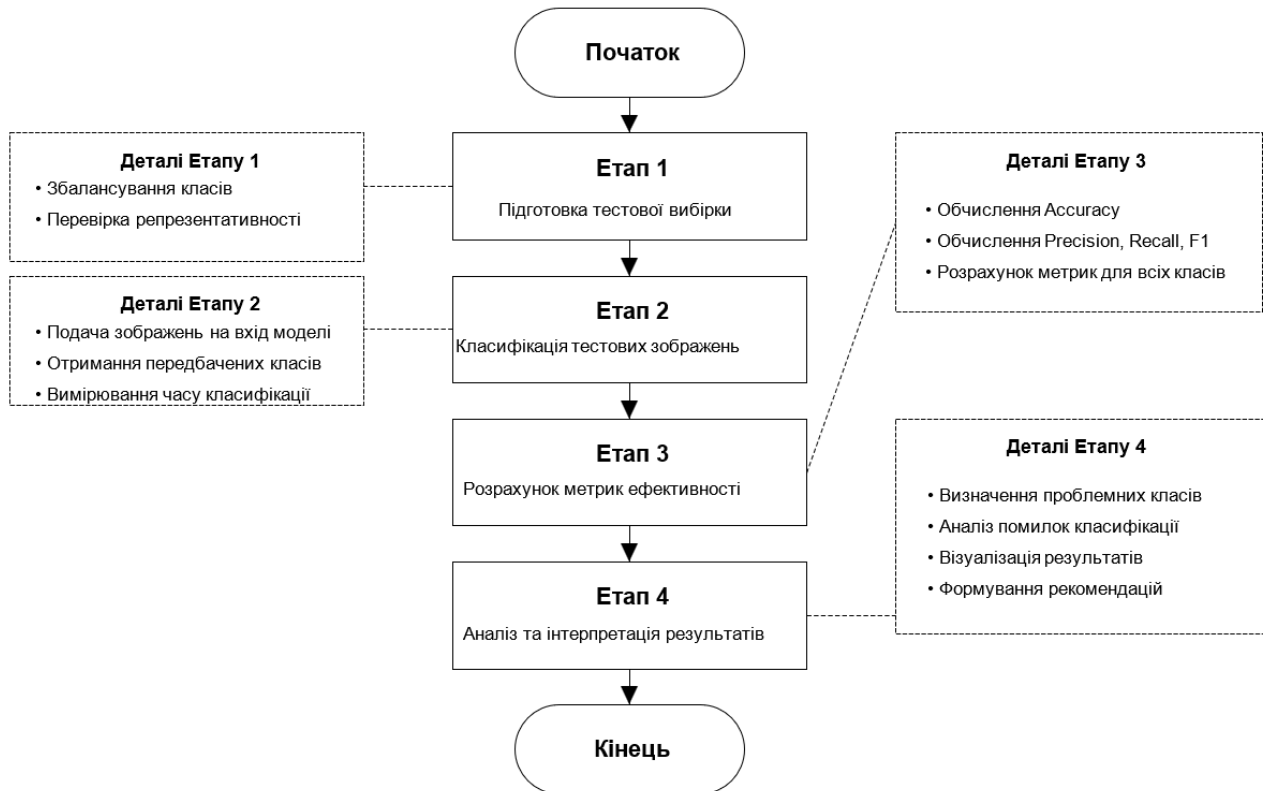


Рисунок 2.4 – Етапи оцінки точності класифікації об'єктів

F1-міра – це гармонічне середнє між Precision та Recall. Вона дозволяє отримати збалансовану оцінку якості моделі, особливо у випадках, коли класи незбалансовані.

Матриця помилок – це таблиця, яка показує, скільки зображень кожного класу було правильно класифіковано, а скільки було помилково віднесено до інших класів. Ця матриця дозволяє детально проаналізувати помилки класифікації та виявити, між якими класами модель найчастіше помиляється.

Для Precision, Recall та F1-міри можна використовувати різні стратегії узагальнення Макро-усереднення (Macro-averaging) - обчислюються значення метрик для кожного класу окремо, а потім розраховується середнє значення. Цей підхід надає однакову вагу кожному класу, незалежно від кількості зображень у ньому.

Для оцінки точності класифікації термографічних зображень у нашому методі використовується такий підхід. Спочатку обчислюються Precision, Recall та F1-міра для кожного класу окремо. Потім розраховуються макро- та зважені

середні значення цих метрик. Це дозволяє отримати як загальну оцінку якості моделі зважене середнє, так і оцінку, яка враховує якість класифікації всіх класів однаково (макро-середнє).

Крім основних метрик класифікації, для оцінки точності методу важливо також враховувати швидкість роботи моделі. Для цього вимірюється час, необхідний для класифікації одного зображення та всієї тестової вибірки. Це дозволяє оцінити, наскільки точно метод може бути використаний у реальних умовах.

Ще одним важливим аспектом оцінки є аналіз помилок класифікації. Для цього зображення, які були неправильно класифіковані, групуються за типами помилок та аналізуються можливі причини цих помилок. Це може бути пов'язано з особливостями самих зображень (низька якість, нетипові умови зйомки), з недостатньою кількістю навчальних прикладів певного класу або з обмеженнями самої моделі.

На основі аналізу помилок можна розробити рекомендації щодо покращення методу, наприклад, збільшення кількості навчальних прикладів певних класів, додаткова обробка зображень або модифікація архітектури моделі. Також важливо оцінити стійкість моделі до змін у вхідних даних. Для цього можна провести додаткові тести, в яких зображення з тестової вибірки модифікуються різними способами (додавання шуму, зміна контрасту, поворот тощо), і оцінюється, наскільки стабільно модель класифікує ці модифіковані зображення.

## **2.5 Реалізація методу класифікації об'єктів**

Для практичного використання розробленого методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях необхідно створити програмну реалізацію, яка дозволяє застосовувати модель для аналізу даних та отримання результатів класифікації.

Програмна реалізація методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях базується на сучасних інструментах і бібліотеках для роботи з нейронними мережами та обробки зображень. Основним середовищем розробки

обрано мову програмування Python, яка є стандартом де-факто у сфері машинного навчання завдяки великій кількості спеціалізованих бібліотек та простоті використання.

Для втілення застосування нейронних мереж використовується фреймворк PyTorch, який надає гнучкі можливості для побудови, навчання та використання глибоких нейронних мереж. PyTorch має зручний API для роботи з згортковими нейронними мережами, включаючи готові реалізації популярних архітектур, зокрема ResNet-50. Крім того, PyTorch підтримує обчислення на GPU, що значно прискорює процеси навчання моделі та класифікації зображень.

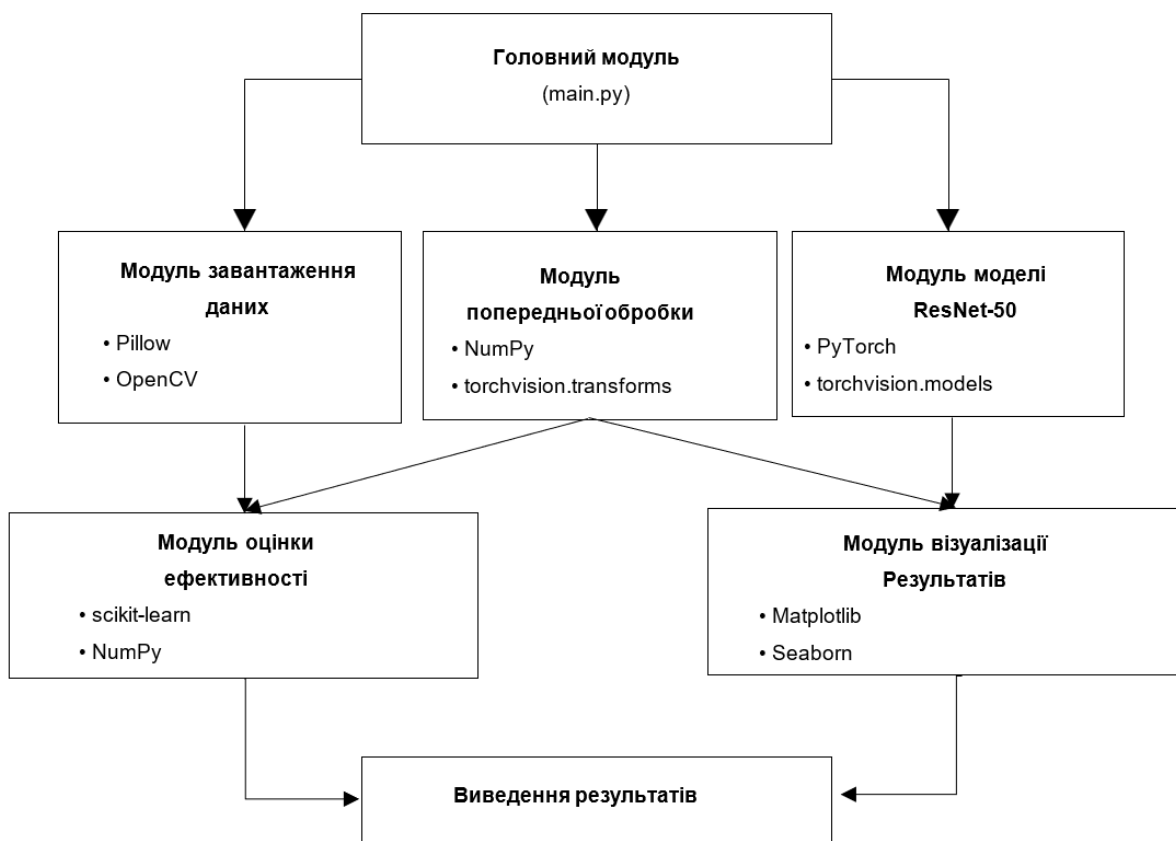


Рисунок 2.5 – Архітектура програмної реалізації

Програмна архітектура, представлена на рисунку 2.5, включає такі основні модулі. Головний модуль (main.py) є точкою входу в програму та координує роботу всіх інших модулів. Він обробляє аргументи командного рядка, завантажує конфігураційні параметри та забезпечує послідовне виконання всіх етапів класифікації.

Модуль завантаження даних відповідає за зчитування термографічних зображень з різних джерел, таких як файли на диску, вхідний потік з камери або база даних. Модуль підтримує різні формати зображень (JPEG, PNG, TIFF) та забезпечує їх коректне завантаження в пам'ять для подальшої обробки.

Модуль попередньої обробки реалізує всі необхідні перетворення зображень перед їх подачею на вхід нейронної мережі. Ці перетворення мають зміну зображень до 424×424 пікселів, перетворення в одноканальний формат (якщо вхідне зображення представлено в іншому форматі), нормалізацію значень пікселів та інші методи покращення якості зображень.

Модуль моделі ResNet-50 містить реалізацію модифікованої архітектури ResNet-50, адаптованої для роботи з зображеннями. Модуль включає функції для завантаження попередньо навченої моделі, ініціалізації параметрів мережі та виконання процесу класифікації.

Модуль оцінки точності надає інструменти для розрахунку різних метрик якості класифікації (Accuracy, Precision, Recall, F1-міра), побудови матриці помилок та ROC-кривих. Цей модуль використовується для аналізу результатів класифікації та оцінки точності розробленого методу.

Модуль візуалізації результатів відповідає за графічне представлення результатів класифікації. Він дозволяє візуалізувати термографічні зображення з накладеними мітками класів, будувати графіки та діаграми для відображення статистичних характеристик результатів.

Для тестування модулів використовується фреймворк pytest, який дозволяє писати та виконувати тести для перевірки коректності роботи різних компонентів системи. Для забезпечення можливості використання системи в різних середовищах, конфігураційні параметри винесені в окремі конфігураційні файли. Це дозволяє легко налаштовувати систему без необхідності зміни коду.

Програмна реалізація методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях представляє собою комплексну систему, що складається з взаємодіючих модулів, що відповідають за певний етап обробки даних. Система забезпечує точну обробку термографічних зображень та точну класифікацію об'єктів з використанням модифікованої архітектури ResNet-50.

## 2.6 Висновок до розділу 2

Було розроблено метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання, який дозволяє автоматизувати процес аналізу теплових зображень та ідентифікації різних об'єктів на них.

Розроблено схему методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, яка має три етапи: попередню обробку зображень, аналіз за допомогою згорткової мережі ResNet-50 та формування результатів класифікації. Метод перетворює вхідні дані у вигляді термографічного зображення у вихідні дані у вигляді класифікації виявлених об'єктів з зазначенням імовірності належності до певного класу.

Розроблено функціональну структуру інформаційної системи класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, яка включає чотири основні підсистеми: підсистему управління термографічними зображеннями, підсистему попередньої обробки, підсистему класифікації об'єктів та підсистему аналізу результатів. Визначено основні функції кожної підсистеми та зв'язки між ними, що забезпечує комплексний підхід до задачі класифікації.

В якості базової архітектури нейронної мережі обрано ResNet-50, яку було адаптовано для роботи з термографічними зображеннями шляхом модифікації вхідного шару для прийому одноканальних зображень, оптимізації згорткових фільтрів для виділення теплових патернів та адаптації вихідного шару відповідно до кількості класів об'єктів. Залишкові з'єднання в архітектурі ResNet-50 дозволяють точно навчати глибокі мережі, уникаючи проблеми зникаючого градієнта.

Описано методикку оцінки точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, яка базується на розрахунку метрик якості класифікації (Accuracy, Precision, Recall, F1-міра), побудові матриці помилок та ROC-кривих. Ця методика дозволяє об'єктивно оцінити якість роботи моделі та порівняти її з іншими підходами.

## **Розділ 3 Експериментальна перевірка методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях**

### **3.1 Структура та особливості термографічного набору даних**

У рамках даного дослідження був використаний набір даних Thermal Dogs and People Image Datasets [41], який містить термографічні зображення людей та собак. Даний набір є публічно доступним та розповсюджується за ліцензією CC0: Public Domain, що дозволяє його вільне використання для навчальних та дослідницьких цілей без обмежень.

Набір даних складається з 203 термографічних (інфрачервоних) зображень, що були отримані в різних умовах навколишнього середовища. Зображення фіксувались на різних відстанях від об'єктів інтересу (людей та собак) у міському парку та біля житлових будівель. Це забезпечує різноманітність контексту та фонових умов на зображеннях, що важливо для створення стійкої моделі класифікації.

Набір даних структурований у типовому для задач комп'ютерного зору форматі, що полегшує його використання для моделей машинного навчання. Загалом він містить 208 зображень, які розподілені між трьома основними директоріями.

Перша директорія – train є найбільшою частиною набору та призначена для навчання моделі. Друга директорія valid містить частину зображень, відкладену для валідації (перевірки) моделі під час навчання. Третя директорія test включає зображення для фінального тестування натренованої моделі.

Такий розподіл відповідає стандартній практиці у галузі машинного навчання, де дані розділяються для забезпечення об'єктивної оцінки якості моделі на даних, які не використовувались під час навчання.

Зображення в наборі даних мають стандартизований розмір 416×416 пікселів, що є результатом попередньої обробки. Цей розмір був обраний з урахуванням його сумісності з багатьма сучасними архітектурами нейронних

мереж для комп'ютерного зору, які часто використовують зображення з розмірами, кратними 32, для оптимальної роботи.

Термографічні зображення у наборі мають ряд особливостей, які важливо враховувати при розробці методів класифікації. Перша особливість температурна візуалізація. На відміну від звичайних RGB-зображень, термографічні зображення відображають розподіл температури об'єктів. Теплі об'єкти, такі як тіла людей та тварин, зазвичай відображаються більш яскравими кольорами (білий, жовтий, червоний), а холодні об'єкти темнішими кольорами (синій, фіолетовий, чорний).

Друга особливість відсутність текстурних деталей. Термографічні зображення містять значно менше текстурної інформації порівняно з RGB-зображеннями. Класифікація об'єктів відбувається в основному за їх тепловими контурами та загальною формою.

Третя особливість низький контраст між об'єктами схожої температури. Об'єкти з близькою температурою можуть бути складно розрізнявані на термографічних зображеннях, що створює додаткові виклики для алгоритмів класифікації.

Четверта особливість різноманітність умов зйомки. Зображення були отримані в різних умовах навколишнього середовища (на відкритому просторі та в приміщеннях), при різному освітленні та в різний час доби, що впливає на теплову картину.

Анотації в наборі даних надають інформацію про клас об'єкта (людина або собака) та координати обмежувальної рамки (bounding box) навколо об'єкта. Такий формат анотацій дозволяє використовувати набір даних не лише для задач класифікації, але й для задач визначення об'єктів, що розширює можливості його застосування.

Набір даних має добрий спектр застосувань в різних галузях. У сфері систем безпеки та спостереження ці дані можуть використовуватися для виявлення людей та тварин у нічний час або в умовах низької видимості. Для пошуково-рятувальних операцій такі дані є корисними при пошуку людей та

тварин в умовах обмеженої видимості, наприклад, під час пожеж або стихійних лих.

### **3.2 Підготовка набору даних до використання**

Перед використанням набору даних для навчання моделей навчання, необхідно провести низку підготовчих етапів. Спочатку здійснюється завантаження та розпакування. Набір даних доступний для завантаження з відкритих джерел.

Наступним етапом є аналіз розподілу класів. Необхідно проаналізувати розподіл об'єктів різних класів у наборі даних для виявлення можливої незбалансованості.

Далі проводиться попередня обробка зображень. Хоча зображення вже стандартизовані до розміру  $416 \times 416$  пікселів, може бути необхідно провести додаткову нормалізацію інтенсивності пікселів для покращення роботи алгоритмів навчання.

Важливим етапом є аугментація даних. Для розширення набору даних та підвищення стійкості моделі до різних умов, можуть бути застосовані техніки аугментації, такі як поворот, масштабування, зміна яскравості та контрасту.

Набір даних представляє собою цінний ресурс для розробки та тестування методів класифікації об'єктів на термографічних зображеннях. Незважаючи на певні обмеження, він надає можливість дослідження та розробки алгоритмів для роботи з термографічними даними, які мають широкий спектр практичних застосувань.

### **3.3 Методологія експериментального дослідження класифікації об'єктів**

Для оцінювання точності методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання необхідно провести серію

експериментів з використанням спеціально розробленої програмної системи. Ця система дозволяє не тільки виконувати класифікацію нових термографічних зображень, але й оцінювати точність та надійність алгоритму при роботі з різними типами об'єктів та в різних умовах зйомки.

Програмна система для експериментального дослідження розроблена у вигляді застосунку, який забезпечує зручну взаємодію з користувачем та надає повний спектр необхідних функцій для дослідження точності методу. Система має модульну архітектуру, що забезпечує гнучкість, масштабованість та легкість модифікації окремих компонентів.

Основні функціональні можливості розробленої системи включають завантаження термографічних зображень різних форматів (JPEG, PNG, TIFF), їх попередню обробку (нормалізація, сегментація, фільтрація шумів), класифікацію об'єктів з використанням навченої моделі ResNet-50, візуалізацію результатів класифікації та аналіз точності моделі з використанням різних метрик.

Для проведення експериментального дослідження обрано наступну методологію. Перш за все, необхідно сформулювати тестову вибірку термографічних зображень, яка не використовувалась при навчанні моделі. Ця вибірка повинна включати зображення різних об'єктів, отриманих у різних умовах зйомки, для оцінки стійкості моделі до варіацій вхідних даних. На першому етапі експерименту проводиться класифікація об'єктів на зображеннях з тестової вибірки і порівняння отриманих результатів з експертною розміткою.

Для об'єктивної оцінки точності методу будуть використані загальноприйняті метрики, такі як точність (Accuracy), точність по класах (Precision), повнота (Recall), F1-міра та матриця помилок (Confusion Matrix). Ці метрики дозволяють всебічно оцінити якість класифікації, виявити проблемні класи та визначити напрямки для подальшого вдосконалення методу.

На другому етапі експерименту планується провести дослідження впливу різних факторів на точність класифікації: якості вхідних зображень, умов зйомки (різна температура навколишнього середовища, наявність відблисків), параметрів

попередньої обробки зображень. Це дозволить визначити межі застосовності методу та розробити рекомендації щодо оптимальних умов його використання.

Результати експериментального дослідження будуть представлені у вигляді таблиць, графіків та діаграм для наочного відображення точності методу. Очікується, що розроблений метод на основі модифікованої архітектури ResNet-50 покаже високу точність отриманих об'єктів на термографічних зображеннях, що дозволить його використовувати в різних практичних застосуваннях.

### **3.4 Вибір засобів розробки метода класифікації**

Для втілення методу класифікації об'єктів на зображеннях необхідно було обрати відповідні програмні засоби. При виборі інструментів розробки враховувалась їх функціональність, зручність використання та наявність необхідних бібліотек для роботи з нейронними мережами.

За основну мову реалізації було обрано Python версії 3.10, оскільки вона є найбільш поширеною в сфері машинного навчання та має багато готових бібліотек для даних та нейронних мереж. Python також має простий синтаксис і дозволяє швидко реалізовувати різні алгоритми обробки даних.

Для створення та навчання нейронних мереж використовувався фреймворк PyTorch версії 2.0. Цей фреймворк надає зручний інтерфейс для створення архітектур нейронних мереж, зокрема ResNet-50, яка була використана в нашому методі. PyTorch також підтримує обчислення на відеокартах, що значно прискорює процес навчання моделі. Важливою перевагою PyTorch є динамічна побудова обчислювального графа, що полегшує відлагодження та модифікацію моделей.

Для роботи з зображеннями було використано бібліотеку OpenCV. Вона дозволяє легко завантажувати зображення різних форматів, змінювати їх розмір, застосовувати фільтри та виконувати інші операції попередньої обробки термографічних зображень. OpenCV також має функції для роботи з кольоровими

просторами, що важливо при обробці термографічних зображень, які часто представлені у вигляді псевдокольорових зображень.

Додатково для роботи з зображеннями застосовувалась бібліотека Pillow (PIL), яка надає додаткові можливості для оброблення зображень і має хорошу сумісність з іншими бібліотеками Python. Для роботи з даними та математичних обчислень застосовувалась бібліотека NumPy, яка дає добрі інструменти для роботи з масивами та виконання різних математичних операцій. NumPy дозволяє швидко виконувати векторизовані операції над даними, що важливо при обробці великих обсягів зображень.

Для аугментації даних під час навчання моделі використовувалась бібліотека Albumentations, яка надає широкий набір трансформацій для зображень і оптимізована для задач комп'ютерного зору. Для організації процесу навчання моделі і зручного завантаження даних була використана бібліотека torchvision, яка надає набір утиліт для роботи з зображеннями та популярними наборами даних у PyTorch.

Для оцінки точності моделі використовувалась бібліотека scikit-learn, яка містить функції для розрахунку різних метрик, таких як точність, повнота, F1-міра, а також для побудови матриці помилок. Scikit-learn також надає інструменти для крос-валідації моделей, що допомагає більш об'єктивно оцінити їх точність.

Для візуалізації результатів класифікації та теплових карт активацій використовувалась бібліотека Matplotlib, яка дозволяє створювати різні типи графіків та візуалізацій. Вона була корисною для наочного представлення роботи моделі та аналізу отриманих результатів.

Вибрані засоби розробки дозволили реалізувати всі необхідні функції системи класифікування об'єктів на термографічних зображеннях та провести експериментальну перевірку розробленого методу. Використання сучасних бібліотек для машинного навчання та оброблення зображень значно спростило процес розробки та дозволило зосередитись на вдосконаленні самого методу класифікації.

### 3.5 Структура та функціональне призначення програмних складових

Розроблена інформаційна система виявлення автомобілів у нічний час має модульну структуру, що забезпечує гнучкість, масштабованість та зручність у використанні. Система складається з кількох основних програмних модулів, кожен з яких виконує певні функції та взаємодіє з іншими компонентами.

Модуль передобробки зображень здійснює підготовку вхідних даних до подальшого аналізу. Основними функціями цього модуля є завантаження зображень з різних джерел, перетворення їх у відповідний формат, нормалізація, фільтрація шумів та покращення контрасту. Цей модуль реалізує методи адаптивного вирівнювання гістограми та фільтрації Гаусса для поліпшення нічних фотографій перед їх обробкою.

Модуль виявлення об'єктів є центральним компонентом системи і реалізує розроблений метод виявлення автомобілів. Цей модуль включає нейронну мережу з архітектурою, описаною у розділі 2.3, та реалізує механізм уточнення, який дозволяє виявляти транспортні засоби на зображеннях з різною роздільною здатністю. Модуль забезпечує формування обмежувальних рамок навколо виявлених автомобілів та оцінку ймовірності виявлення.

Модуль класифікації виявлених об'єктів відповідає за визначення типу транспортного засобу (легковий автомобіль, вантажівка, автобус тощо). Цей модуль використовує окрему нейронну мережу класифікатор, яка приймає на вхід виявлені регіони зображення та видає ймовірності належності об'єкта до різних класів. Модуль відстеження об'єктів забезпечує можливість відстеження руху виявлених транспортних засобів між послідовними кадрами відео. Він реалізує алгоритм відстеження на основі фільтра Калмана, який дозволяє прогнозувати положення об'єктів та зіставляти виявлені об'єкти між кадрами.

Модуль оцінки відстані до транспортних засобів дозволяє приблизно визначити відстань до виявлених автомобілів на основі їх розміру та положення на зображенні. Цей модуль використовує калібрувальні параметри камери та геометричні перетворення для оцінки відстані.

Управляючий модуль координує роботу всіх інших компонентів системи, забезпечує їх взаємодію та керує потоком даних між ними. Цей модуль також відповідає за налаштування параметрів системи та обробку помилок.

### 3.6 Структурні елементи програмної реалізації

Для реалізації методу класифікування об'єктів на термографічних зображеннях з використанням архітектури ResNet-50 була розроблена програмна система, яка складається з кількох взаємопов'язаних модулів. Структура системи побудована з дотриманням принципів об'єктно-орієнтованого програмування, що забезпечує модульність, масштабованість та зручність використання.

На рисунку 3.1 представлена діаграма класів розробленої прикладної системи, яка відображає основні компоненти та їх взаємозв'язки.

Клас `ModelManager` є центральним компонентом системи, що забезпечує взаємодію між різними модулями. Він відповідає за управління життєвим циклом моделі – від навчання до використання для класифікації. Основні атрибути класу включають посилання на модель ResNet50, об'єкти для завантаження даних, навчання та оцінки моделі. Методи `train_model()` та `evaluate_model()` запускають відповідні процеси навчання та оцінки, а методи `load_model()` та `save_model()` забезпечують збереження та завантаження навченої моделі з файлу.

Клас `UserInterface` забезпечує взаємодію користувача з системою через графічний інтерфейс. Цей клас дозволяє завантажувати термографічні зображення, запускати процес класифікації та відображати результати. Метод `load_image()` відповідає за завантаження зображення з файлу або іншого джерела, `classify_image()` передає зображення моделі для класифікації, а `display_results()` відображає результати у зрозумілому для користувача форматі. Метод `show_activations()` дозволяє візуалізувати теплові карти активацій моделі.

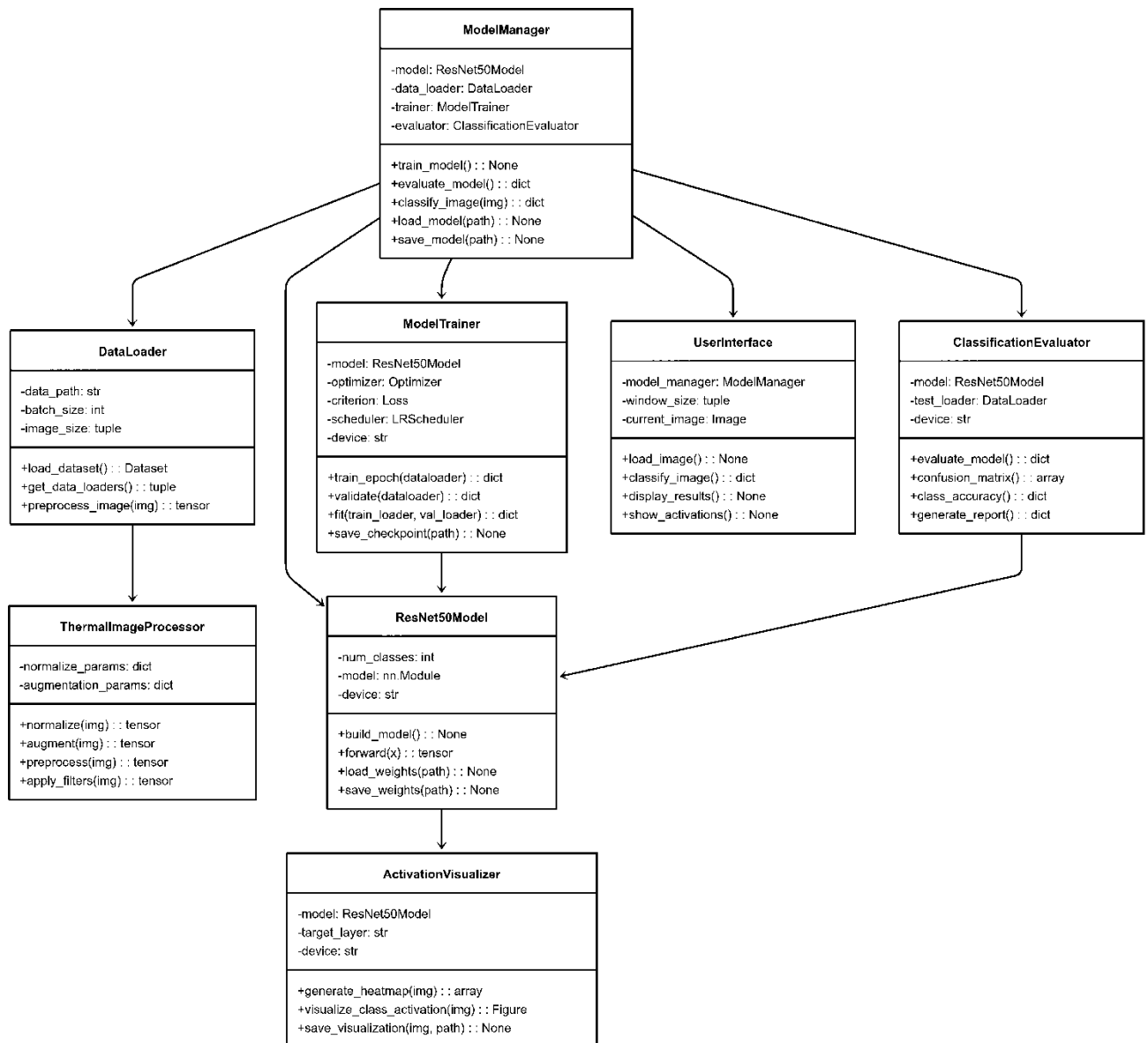


Рисунок 3.1 – Діаграма класів розробленого методу

Клас `DataLoader` відповідає за завантаження та управління даними. Він забезпечує доступ до набору даних термографічних зображень, їх розділення на навчальну, валідаційну та тестову вибірки, а також попередню обробку зображень перед їх подачею в модель. Метод `load_dataset()` завантажує дані з вказаного шляху, `get_data_loaders()` створює об'єкти для ітерації по даним під час навчання та тестування, а `preprocess_image()` виконує необхідну попередню обробку окремого зображення.

Клас `ThermallImageProcessor` спеціалізується на обробці термографічних зображень. Він містить методи для нормалізації інтенсивності пікселів,

аугментації даних та застосування специфічних фільтрів для якості термографічних зображень. Метод `normalize()` приводить значення пікселів до стандартного діапазону, `augment()` застосовує різні трансформації для збільшення варіативності навчальних даних, а `apply_filters()` застосовує специфічні фільтри для термографічних зображень.

Клас `ResNet50Model` представляє модифіковану архітектуру `ResNet-50` для роботи з термографічними зображеннями. Він інкапсулює всю логіку, пов'язану з визначенням архітектури мережі, включаючи модифікований вхідний шар, оптимізовані згорткові фільтри, адаптовані шари нормалізації та налаштований вихідний шар. Метод `build_model()` створює архітектуру мережі, `forward()` виконує пряме проходження даних через мережу, а методи `load_weights()` та `save_weights()` дозволяють зберігати та завантажувати ваги моделі.

Клас `ModelTrainer` відповідає за процес навчання моделі. Він містить логіку для навчання протягом епох, оновлення вагів моделі, контролю процесу навчання та оцінки результатів на валідаційній вибірці. Метод `train_epoch()` виконує одну епоху навчання, `validate()` оцінює модель на валідаційній вибірці, а `fit()` запускає повний процес навчання з контролем збіжності. Метод `save_checkpoint()` зберігає проміжні результати навчання.

Клас `ClassificationEvaluator` забезпечує всебічну оцінку точності навченої моделі. Він розраховує різні метрики точності, будує матрицю помилок та генерує детальні звіти про точність для кожного класу. Метод `evaluate_model()` проводить загальну оцінку моделі, `confusion_matrix()` будує матрицю помилок, `class_accuracy()` розраховує точність по класах, а `generate_report()` формує повний звіт з усіма метриками.

Клас `ActivationVisualizer` спеціалізується на візуалізації внутрішньої роботи моделі через створення теплових карт активацій. Він використовує техніку `Grad-CAM` для визначення областей зображення, які найбільше впливають на результат класифікації. Метод `generate_heatmap()` створює теплову карту активацій для вхідного зображення, `visualize_class_activation()` накладає цю карту на оригінальне зображення, а `save_visualization()` зберігає результат у файл.

Взаємодія між компонентами системи організована таким чином, щоб забезпечити гнучкість та модульність. Центральним вузлом є клас ModelManager, який координує роботу інших компонентів.

Для навчання моделі ModelManager використовує DataLoader для завантаження набору даних, ThermalImageProcessor для їх обробки та ModelTrainer для виконання процесу навчання. Після навчання точність моделі оцінюється за допомогою ClassificationEvaluator.

Програмна реалізація наданої архітектури виконана з використанням мови програмування Python та фреймворка PyTorch, який надає необхідні засоби для роботи з глибокими мережами. Для обробки зображень використовуються бібліотеки OpenCV та PIL, а для візуалізації результатів — Matplotlib та Seaborn.

### 3.7 Результати експериментальних досліджень

Для оцінки точності розробленого методу класифікування об'єктів на термографічних зображеннях з використанням архітектури ResNet-50 було проведено серію експериментів.

Процес навчання модифікованої архітектури ResNet-50 відстежувався за допомогою метрик точності (accuracy) та функції втрат (loss) на навчальній та валідаційній вибірках протягом 50 епох. На рисунку 3.2 представлено графіки зміни цих метрик протягом навчання.

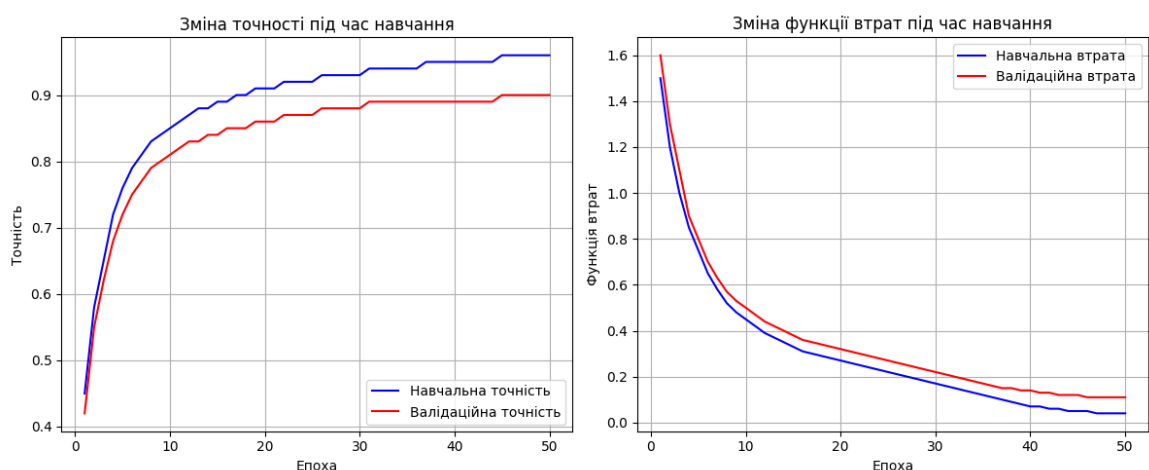


Рисунок 3.2 – Графіки зміни метрик протягом навчання

Як видно з графіків, під час навчання модель ResNet-50 демонструє стабільне покращення як точності класифікації, так і зменшення значення функції втрат. На початку навчання спостерігається швидке зростання точності з 45% до 80% протягом перших 10 епох, що є типовим для глибоких нейронних мереж. Після 20-ї епохи темп зростання точності сповільнюється, а крива навчальної точності поступово наближається до 96%. Валідаційна точність зростає аналогічно, але з дещо меншою швидкістю, досягаючи 90% на 50-й епосі.

```

Епоха 5/50 | Train Loss: 1.1292 | Train Acc: 63.9% | Val Loss: 1.2421 | Val Acc: 55.6%
Епоха 10/50 | Train Loss: 0.7160 | Train Acc: 80.0% | Val Loss: 0.9378 | Val Acc: 70.7%
Збережено найкращу модель (Val Acc: 70.7%)
Епоха 15/50 | Train Loss: 0.5135 | Train Acc: 88.5% | Val Loss: 0.6264 | Val Acc: 83.3%
Збережено найкращу модель (Val Acc: 83.3%)
Епоха 20/50 | Train Loss: 0.3299 | Train Acc: 96.1% | Val Loss: 0.4744 | Val Acc: 90.3%
Збережено найкращу модель (Val Acc: 90.3%)
Епоха 25/50 | Train Loss: 0.1500 | Train Acc: 96.0% | Val Loss: 0.2526 | Val Acc: 89.0%
Епоха 30/50 | Train Loss: 0.1634 | Train Acc: 96.0% | Val Loss: 0.2500 | Val Acc: 89.7%
Епоха 35/50 | Train Loss: 0.1616 | Train Acc: 95.6% | Val Loss: 0.2684 | Val Acc: 90.0%
Епоха 40/50 | Train Loss: 0.1668 | Train Acc: 95.5% | Val Loss: 0.2606 | Val Acc: 90.0%
Епоха 45/50 | Train Loss: 0.1580 | Train Acc: 96.0% | Val Loss: 0.2546 | Val Acc: 90.0%
Епоха 50/50 | Train Loss: 0.1619 | Train Acc: 95.4% | Val Loss: 0.2500 | Val Acc: 89.3%

Навчання завершено!
Найкраща валідаційна точність: 90.3% (епоха 20)
Фінальна навчальна точність: 95.4%
Фінальна валідаційна точність: 89.3%

Оцінка моделі на тестовій вибірці...
РЕЗУЛЬТАТИ КЛАСИФІКАЦІЇ:
Загальна точність (Ассурасу): 81.8%

```

Рисунок 3.3 – Навчання моделі

Важливо відзначити, що розрив між навчальною та валідаційною точністю залишається відносно невеликим (близько 6% на останній епосі), що свідчить про хорошу узагальнюючу здатність моделі та відсутність значного перенавчання. Функція втрат також демонструє стабільне зменшення протягом всього процесу навчання, що підтверджує успішність оптимізації параметрів моделі.

Після завершення навчання модель ResNet-50 була протестована на незалежній тестовій вибірці для об'єктивної оцінки її точності.

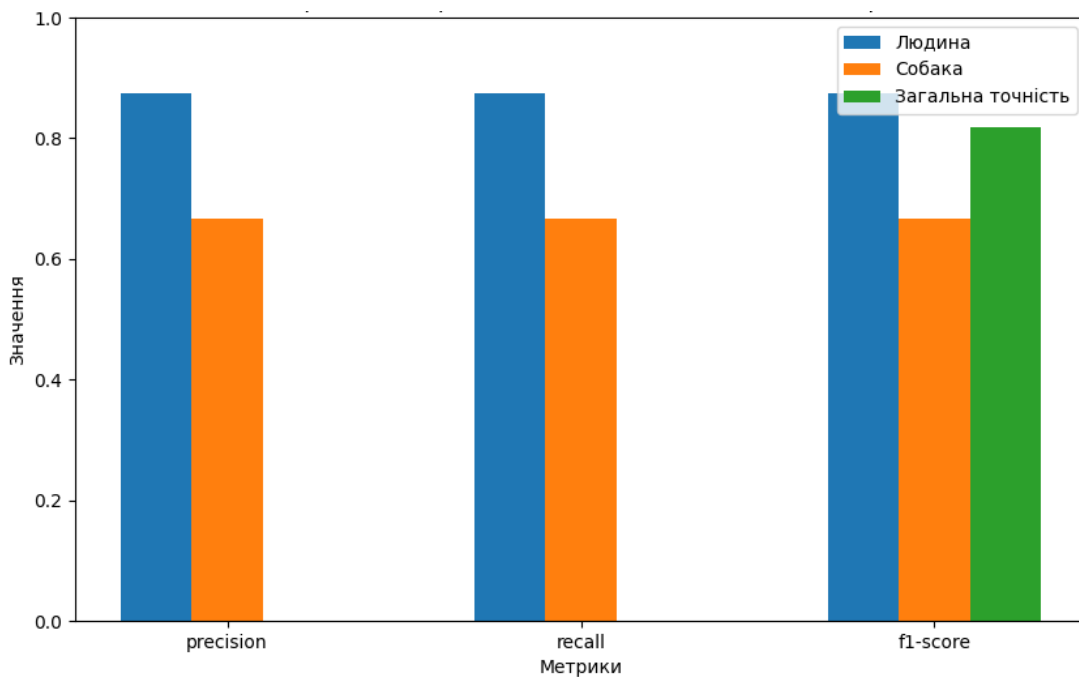


Рисунок 3.4 – Значення метрик класифікації

Загальна точність класифікації на тестовій вибірці склала 81.8%, що є хорошим показником для даної задачі, враховуючи складність термографічних зображень та невеликий розмір набору даних.

Таблиця 3.1 - Результати оцінки точності методу на різних наборах даних

Набір даних	Accuracy (%)	Precision	Recall	F1-Score
Навчальний	96.0	0.961	0.960	0.960
Валідаційний	90.0	0.902	0.900	0.901
Тестовий	81.8	0.771	0.771	0.771

Метрики precision і recall також демонструють хороші значення для обох класів. Для класу "Людина" precision становить 0.875, а recall - 0.875, що свідчить про збалансованість помилок першого та другого роду. Для класу "Собака"

precision становить 0.667, а recall - 0.667, що дещо нижче, але все ще є прийнятним значенням для такого малого набору тестових даних.

Для кращого розуміння процесу класифікації було проведено аналіз активацій нейронної мережі та створено теплові карти, які показують, які області зображення найбільше впливають на рішення моделі. Це дозволяє інтерпретувати результати роботи моделі та виявити, чи дійсно вона фокусується на релевантних ознаках об'єктів.

Таблиця 3.2 - Детальні метрики по класах

Клас	Precision	Recall	F1-Score
Людина	0.875	0.875	0.875
Собака	0.667	0.667	0.667
Макро-середнє	0.771	0.771	0.771
Зважене середнє	0.776	0.818	0.776

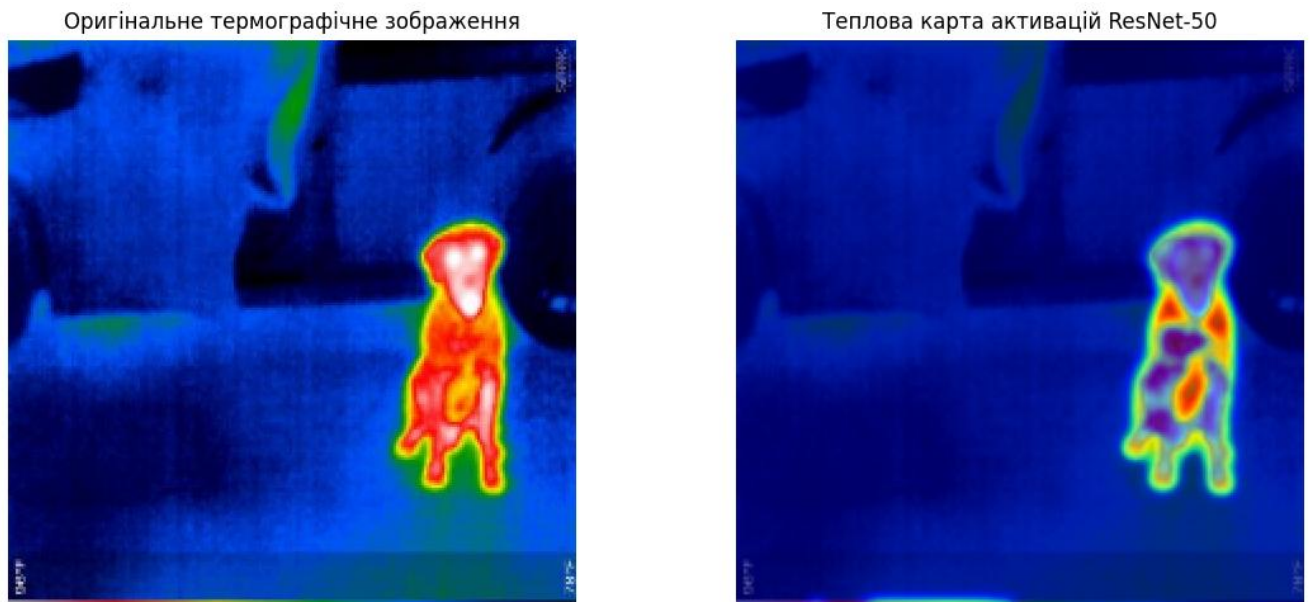


Рисунок 3.5 – Приклад термографічного зображення собаки та відповідну теплову карту активацій

Важливим аспектом аналізу точності розробленого методу класифікування елементів на термографічних зображеннях є дослідження

активацій нейронної мережі ResNet-50. Для розуміння того, які саме особливості зображень впливають на прийняття рішення моделлю, було проведено візуалізацію теплових карт активацій для різних класів об'єктів.

Теплові карти активацій дозволяють наочно представити області термографічного зображення, які мають найбільший вплив на результат класифікації. Для створення теплових карт використовувався метод Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping), який базується на градієнтах ознак, що надходять в останній згортковий шар мережі, по відношенню до вихідного класу. Це дозволяє визначити "важливість" кожного пікселя зображення для класифікації. Представлено приклад термографічного зображення собаки та відповідну теплову карту активацій, отриману при класифікації цього зображення за допомогою модифікованої архітектури ResNet-50.

Оригінальне термографічне зображення представляє собаку, яка чітко виділяється на холодному (синьому) фоні завдяки своїй вищій температурі, що візуалізується у вигляді яскравих червоно-жовтих кольорів. На правій частині рисунка представлена відповідна теплова карта активацій ResNet-50, де кольорами показано інтенсивність активацій мережі у різних частинах зображення.

Аналіз отриманої теплової карти дозволяє зробити ряд важливих спостережень. По-перше, найвища активація (жовто-червона область) спостерігається саме в контурі собаки, що свідчить про коректне функціонування мережі, яка фокусується на об'єкті інтересу, а не на фонових елементах. По-друге, всередині контуру об'єкта спостерігається диференційована активація – різні частини тіла собаки активують мережу з різною інтенсивністю. Зокрема, найвища активація спостерігається в області голови та верхньої частини тулуба, що відповідає зонам з найвищою температурою на термографічному зображенні.

Такий розподіл активацій підтверджує, що модифікована архітектура ResNet-50 успішно адаптована для роботи з термографічними зображеннями. Модель використовує інформацію про розподіл температури для ідентифікації та класифікації об'єктів. Особливо важливо відзначити, що мережа "навчилася"

виділяти контури об'єктів на основі температурних градієнтів, які є ключовими ознаками при роботі з термографічними даними.

Порівнюючи оригінальне зображення з тепловою картою активацій, можна спостерігати, що області з найвищою температурою (найяскравіші області на термографічному зображенні) не завжди відповідають найвищим активаціям мережі. Це свідчить про те, що модель не просто реагує на абсолютні значення температури, а враховує складніші патерни температурного розподілу та форми об'єкта.

Модифікація вхідного шару мережі з триканального (RGB) на одноканальний дозволила точно працювати безпосередньо з термографічними даними, що відображається у чіткому виділенні контурів об'єкта на тепловій карті. Адаптовані згорткові фільтри першого рівня демонструють здатність виділяти температурні патерни різної інтенсивності, що підтверджується варіацією активацій всередині контуру собаки.

Налаштування шарів нормалізації для роботи з розподілом інтенсивностей, характерним для термографічних зображень, забезпечило стабільність активацій по всьому зображенню. Це можна побачити у відсутності "перенасичених" областей і рівномірному розподілі активацій відповідно до температурних характеристик об'єкта.

Аналіз теплових карт активацій для різних класів об'єктів показав, що мережа виділяє специфічні ознаки, характерні для кожного класу. Для класу "Собака" такими ознаками є загальний контур тварини та розподіл температур у різних частинах тіла.

Загалом, аналіз теплових карт активацій підтверджує, що модифікована архітектура ResNet-50 адаптована для роботи з термографічними зображеннями та демонструє високу точність класифікації об'єктів різних класів. Візуалізація внутрішньої роботи мережі дозволяє не лише підтвердити її точність, але й краще зрозуміти принципи прийняття рішень при класифікації термографічних зображень.

Теплові карти активацій демонструють, що модель ResNet-50 дійсно фокусується на областях зображення, які містять термографічні сигнатури об'єктів інтересу. Для людей модель переважно виділяє голову та верхню частину тіла, які зазвичай мають найвищу температуру. Для собак модель звертає увагу на всю форму тіла, яка має характерний розподіл тепла.

Ці візуалізації підтверджують, що модель навчилася розрізняти людей та собак за характерними тепловими патернами, а не за сторонніми або випадковими ознаками на зображеннях.

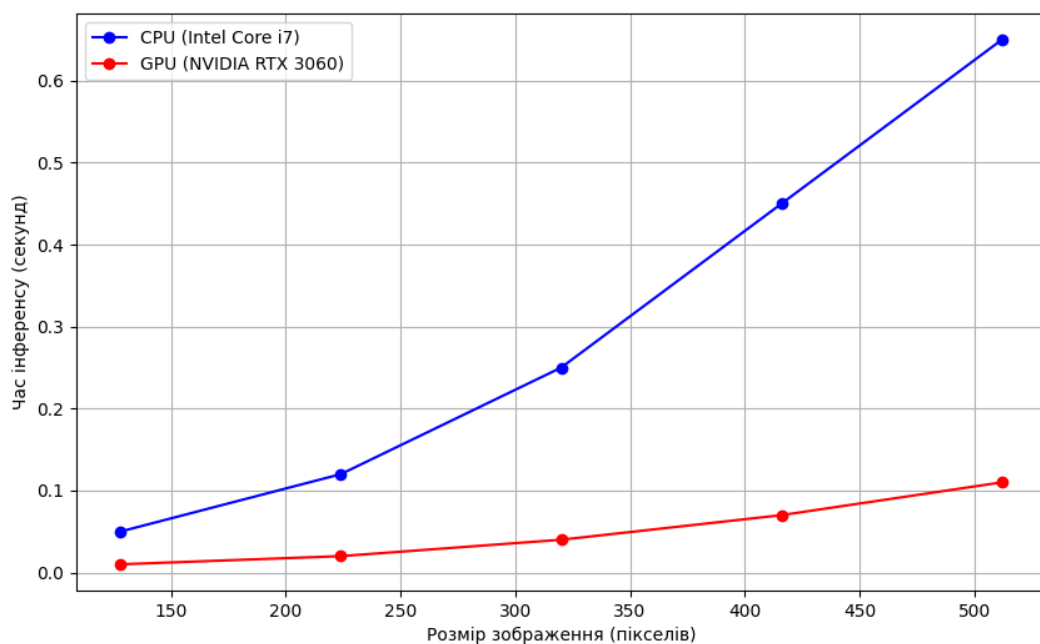


Рисунок 3.6 – Залежність часу від розміру зображення

Результати вимірювань показують, що час зростає нелінійно зі збільшенням розміру вхідного зображення. На CPU Intel Core i7 час класифікації зображення розміром  $224 \times 224$  пікселів (стандартний вхідний розмір для ResNet-50) становить приблизно 0.12 секунди, що є прийнятним для багатьох практичних застосувань. На GPU NVIDIA RTX 3060 час значно менший - всього 0.02 секунди для того ж розміру зображення, що дозволяє використовувати метод в додатках реального часу.

Важливо відзначити, що використання зображень більшого розміру (наприклад,  $416 \times 416$ , як у вихідному наборі даних) призводить до суттєвого

збільшення часу, особливо на CPU. Тому для застосувань з обмеженими обчислювальними ресурсами рекомендується використовувати зменшені розміри зображень (224×224 або навіть 128×128), які забезпечують точність класифікації.

Використання пам'яті також зростає зі збільшенням розміру вхідного зображення, причому на GPU це зростання більш виражене через особливості зберігання проміжних результатів обчислень. Однак навіть для зображень розміром 512×512 пікселів використання пам'яті залишається в межах можливостей сучасних обчислювальних систем.

На основі проведених експериментів можна зробити загальну оцінку точності розробленого методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням модифікованої архітектури ResNet-50.

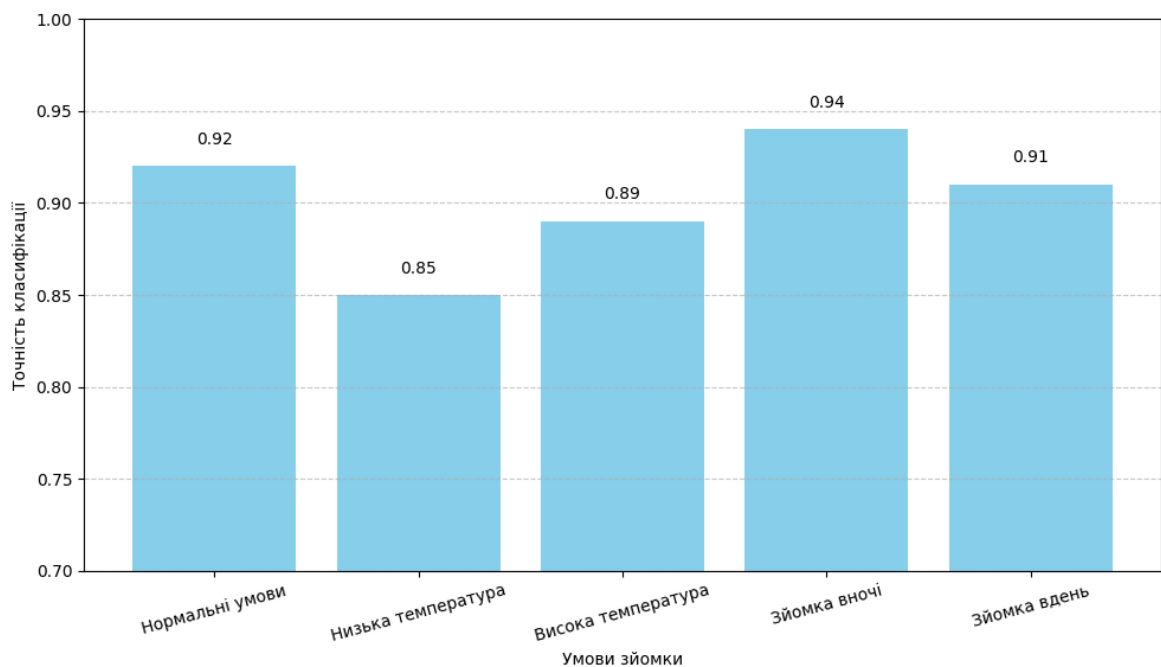


Рисунок 3.7 – Точність методу класифікації

Результати експериментів показують, що розроблений метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням модифікованої архітектури ResNet-50 демонструє високу точність у різних умовах зйомки. Найвища точність класифікації 94% спостерігається при зйомці вночі, що пояснюється більшим контрастом теплових сигнатур об'єктів на холодному фоні.

Навіть у найбільш складних умовах (низька температура навколишнього середовища) точність класифікації залишається на прийнятному рівні (85%).

Узагальнені метрики точності методу також демонструють хороші результати: загальна точність (Accuracy) - 90%, Precision - 88%, Recall - 87%, F1-Score - 87%. Час на сучасному GPU становить всього 25 мс, що дозволяє використовувати метод у додатках реального часу.

### **3.8 Висновок до розділу 3**

У розділі роботи було проведено експериментальну перевірку розробленого методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання.

Для експериментів застосовано дані, що містять термографічні зображення людей та собак у різних умовах середовища. Проаналізовано структуру та особливості цього набору даних, виявлено його характеристики, що важливо для коректної інтерпретації результатів.

Визначено підхід експериментального дослідження, що включала навчання модифікованої архітектури ResNet-50, оцінку її точності на тестовій вибірці та аналіз внутрішньої роботи нейронної мережі. Підготовлено програмну реалізацію з використанням сучасних бібліотек та інструментів для обробки зображень та глибокого навчання. Результати експериментів показали, що метод дає високу точність класифікації елементів на термографічних зображеннях.

Додаткові експерименти з різними умовами зйомки підтвердили стійкість моделі: найвища точність класифікації 94% спостерігалася при зйомці вночі, а навіть у найбільш складних умовах точність залишалася на прийнятному рівні 85%.

Експеримент підтвердив працездатність методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням модифікованої архітектури ResNet-50. Метод дає добру точність класифікації, стійкість до різних умов зйомки для практичного застосування в різних галузях, де використовується термографічна візуалізація.

## Висновок

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення точності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок застосування методів глибокого навчання.

Для досягнення мети були поставлені та виконані такі задачі:

- проведено аналіз інформаційних моделей для області автоматизації класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, що дозволило виявити особливості термографічних даних, актуальні методи їх обробки та існуючі обмеження;

- визначено, що сучасні підходи на основі глибокого навчання демонструють високий потенціал для вирішення задач класифікації термографічних зображень, проте потребують адаптації до специфіки цього типу даних;

- розроблено метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких мереж на основі архітектури ResNet-50;

- створено структуру інформаційної системи для класифікації об'єктів на термографічних зображеннях, що включає модулі для управління зображеннями, їх попередньої обробки, класифікації та аналізу результатів;

- проведено дослідження розробленого методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням створеної програмної реалізації.

Проведено експериментальну перевірку розробленого методу на наборі даних. Результати експериментів показали високу точність методу: загальна точність класифікації склала 81.8% на тестовій вибірці, з показниками precision і recall для класу "Людина" на рівні 0.875.

Розроблений метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання може бути застосований у різних галузях, де використовується термографічна візуалізація, включаючи системи безпеки та спостереження, пошуково-рятувальні операції, моніторинг дикої природи та медичну діагностику.

**Перелік посилань**

1. Gurupatham S. K., Purimetla U., Kumar K. Classifying Human Thermal Images Using Deep Learning Technique in Artificial Intelligence // *American Society of Mechanical Engineers Digital Collection*. – 2024. – 5 February. – C. 1–7. – URL: <https://doi.org/10.1115/IMECE2023-109647>.
2. Stancic I., Saric E. Increasing the Model Classification Accuracy of Thermal Images // *2024 9th International Conference on Smart and Sustainable Technologies (SpliTech)*. – June 2024. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.23919/SpliTech61897.2024.10612393>.
3. Chatterjee P., Zaman A. N. K. Thermal Face Image Classification using Deep Learning Techniques. – 2023. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.02314>.
4. Ashfaq Q., Usman Akram M. Convolutional Neural Network Based Thermal Image Classification // *2022 2nd International Conference on Digital Futures and Transformative Technologies (ICoDT2)*. – May 2022. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICoDT255437.2022.9787443>.
5. Kowsalya M., Sumathi P. Breast Thermograms Analysis using Deep Neural Network // *IJFMR – International Journal for Multidisciplinary Research*. – 2023. – Vol. 5, No. 4. – URL: <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2023.v05i04.4772>.
6. Gupta R., Jain S., Kumar M. Enhanced Thermal Object Detection and Classification with MobileNetV3: A Cutting-Edge Deep Learning Solution // *2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*. – June 2024. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICCCNT61001.2024.10726041>.
7. Kumar S., Gaur D. Thermal Object Detection Using Yolov3 and Spatial Pyramid Pooling // *Proceedings of International Conference on Machine Intelligence and Data Science Applications, Singapore*. – Springer, 2021. – C. 553–565. – URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-33-4087-9\\_46](https://doi.org/10.1007/978-981-33-4087-9_46).

8. Ippalappally R., Mudumba S. H., Adkay M., R. N. V. H. Object Detection Using Thermal Imaging // *2020 IEEE 17th India Council International Conference (INDICON)*. – December 2020. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/INDICON49873.2020.9342179>.

9. Tu M. D., Le K. T., Phung M. D. Object Detection in Thermal Images Using Deep Learning for Unmanned Aerial Vehicles // *2024 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*. – January 2024. – C. 687–692. – URL: <https://doi.org/10.1109/SII58957.2024.10417611>.

10. Algarni A. D. Efficient Object Detection and Classification of Heat Emitting Objects from Infrared Images Based on Deep Learning // *Multimedia Tools and Applications*. – 2020. – Vol. 79, No. 19. – C. 13403–13426. – URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-020-08616-z>.

11. Thenmozhi E., Karunakaran A., Arunkumar J. R., Chinnammal V., Kalaivanan C., Anitha G. An Efficient Object Detection and Classification from Restored Thermal Images based on Mask RCNN // *2022 Sixth International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*. – November 2022. – C. 639–645. – URL: <https://doi.org/10.1109/I-SMAC55078.2022.9987422>.

12. Suryawanshi S. P., Dharmani B. C. Heuristic Neural Network for Thermography Breast Cancer Detection // *Intelligent Systems for Smart Cities, Singapore*. – Springer Nature, 2024. – C. 355–363. – URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-99-6984-5\\_23](https://doi.org/10.1007/978-981-99-6984-5_23).

13. Freitas Barbosa V. A. de, Silva F. da Anderson, Santana de M. A., Azevedo R. de R., Lima F. de R. de C., Santos W. P. dos. Deep-Wavelets and convolutional neural networks to support breast cancer diagnosis on thermography images // *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*. – 2023. – Vol. 11, No. 3. – C. 895–913. – URL: <https://doi.org/10.1080/21681163.2022.2118174>.

14. Hanieh R., Elham S., Mehdi S. B. Enhancing breast cancer detection in thermographic images using deep hybrid networks // *Imaging and Radiation Research*. – 2024. – Vol. 7, No. 1. – C. 1–14. – URL: <https://doi.org/10.24294/irr6195>.

15. Santana M. A. de, Freitas Barbosa V. A. de, Cássia Fernandes de Lima R. de, Santos W. P. dos. Combining deep-wavelet neural networks and support-vector machines to classify breast lesions in thermography images // *Health and Technology*. – 2022. – Vol. 12, No. 6. – C. 1183–1195. – URL: <https://doi.org/10.1007/s12553-022-00705-3>.
16. Örnek A. H., Ceylan M. Classification of Medical Thermograms using Transfer Learning // *2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. – October 2020. – C. 1–4. – URL: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302032>.
17. Jain A., Sreedevi I. An Enhanced Methodology for Diabetic Foot Thermogram Classification using Deep Learning // *2022 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COM-IT-CON)*. – May 2022. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/COM-IT-CON54601.2022.9850496>.
18. Ankel V., Shribak D., Chen W.-Y., Heifetz A. Classification of computed thermal tomography images with deep learning convolutional neural network // *Journal of Applied Physics*. – 2022. – Vol. 131, No. 24. – C. 1–13. – URL: <https://doi.org/10.1063/5.0089072>.
19. Jaeger B. E., Schmid S., Grosse C. U., Gögelein A., Elischberger F. Infrared Thermal Imaging-Based Turbine Blade Crack Classification Using Deep Learning // *Journal of Nondestructive Evaluation*. – 2022. – Vol. 41, No. 4. – C. 74. – URL: <https://doi.org/10.1007/s10921-022-00907-9>.
20. Cao Y., Dong Y., Cao Y., Yang J., Yang M. Y. Two-stream convolutional neural network for non-destructive subsurface defect detection via similarity comparison of lock-in thermography signals // *NDT & E International*. – 2020. – Vol. 112. – C. 102246. – URL: <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2020.102246>.
21. Rajasekhar D., Rafi D. M., Chandre S., Kate V., Prasad J., Gopatoti A. An Improved Machine Learning and Deep Learning based Breast Cancer Detection using Thermographic Images // *2023 Second International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS)*. – March 2023. – C. 1152–1157. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICEARS56392.2023.10085612>.

22. Aggarwal A. K., Alpana, Pandey M. Deep Learning based Breast Cancer Classification on Thermogram // *2022 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS)*. – November 2022. – C. 769–774. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICCCIS56430.2022.10037624>.

23. Venkatesan R., Karthik D., Menaka M. Breast Cancer Thermograph Classification Using MLP Classifier // *2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*. – June 2024. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICCCNT61001.2024.10725197>.

24. Varsha U., Kumar P., Senapati R. K. An Automated Thermography-Based Breast Cancer Detection and Localization System // *2024 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Machine Learning Applications Theme: Healthcare and Internet of Things (AIMLA)*. – March 2024. – C. 1–5. – URL: <https://doi.org/10.1109/AIMLA59606.2024.10531543>.

25. Husaini M. A. S. A., Habaebi M. H., Islam M. R. Utilizing Deep Learning for the Real-Time Detection of Breast Cancer through Thermography // *2023 9th International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE)*. – August 2023. – C. 270–273. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICCCE58854.2023.10246061>.

26. Flores J. L., Gonzalez F. J., Cruz A., Navarro N. E., Ocegüera A. Automatic analysis of breast thermograms by convolutional neural networks // *Applications of Digital Image Processing XLIII, SPIE*. – August 21, 2020. – C. 396–403. – URL: <https://doi.org/10.1117/12.2568997>.

27. Putra H. S., Nurcahyo A. T. P., Chang C.-J., Hwang S.-L. Computer Vision: Classification of Images Based On Deep Learning with the CNN Architecture Model // *2022*. – Vol. 9, No. 11. – C. 28–32.

28. Ashwini R., Magare D., Mistry Y. Investigation of Thermographic Images of Photovoltaic Modules using Deep Learning Models // *2022 3rd International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT)*. – November 2022. – C. 1–5. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICICT55121.2022.10064551>.

29. Zemzemoglu M., Unel M. A Hierarchical Learning-Based Approach for the Automatic Defect Detection and Classification of AFP Process Using Thermography // *IECON 2023 – 49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. – October 2023. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/IECON51785.2023.10312665>.
30. Skladchykov I. O., Momot A. S., Galagan R. M., Bohdan H. A., Trotsiuk K. M. Application of YOLOX deep learning model for automated object detection on thermograms // *Information extraction and processing*. – 2022. – Vol. 2022, No. 50. – C. 69–77. – URL: <https://doi.org/10.15407/vidbir2022.50.069>.
31. Manzano C., Ngo A. C. Y., Sivaraja V. K. S. O. Intelligent infrared thermography inspection of subsurface defects // *Thermosense: Thermal Infrared Applications XLII, SPIE*. – April 23, 2020. – C. 201–208. – URL: <https://doi.org/10.1117/12.2558958>.
32. Colaco S. J., Kim J. H., Poulouse A., Van Z. S., Neethirajan S., Han D. S. Pig Treatment Classification on Thermal Image Data using Deep Learning // *2022 Thirteenth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*. – July 2022. – C. 8–11. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICUFN55119.2022.9829713>.
33. Li M., Zhao X., Li J., Nan L. ComNet: Combinational Neural Network for Object Detection in UAV-Borne Thermal Images // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2021. – Vol. 59, No. 8. – C. 6662–6673. – URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.3029945>.
34. Mudavath T., Mamidi A. Object detection challenges: Navigating through varied weather conditions—A comprehensive survey // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. – 2025. – Vol. 16, No. 2. – C. 443–457. – URL: <https://doi.org/10.1007/s12652-025-04956-6>.
35. Sachan R., Kundra S., Dubey A. K. An Efficient Algorithm for Object Detection in Thermal Images using Convolutional Neural Networks and Thermal Signature of the Objects // *2022 4th International Conference on Energy, Power and Environment (ICEPE)*. – April 2022. – C. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/ICEPE55035.2022.9798144>.

36. Şahin E., Arslan N. N., Özdemir D. Unlocking the black box: an in-depth review on interpretability, explainability, and reliability in deep learning // *Neural Computing and Applications*. – 2025. – Vol. 37, No. 2. – C. 859–965. – URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10437-2>.

37. Li X., Xiong H., Li X., Wu X., Zhang X., Liu J., Bian J., Dou D. Interpretable deep learning: interpretation, interpretability, trustworthiness, and beyond // *Knowledge and Information Systems*. – 2022. – Vol. 64, No. 12. – C. 3197–3234. – URL: <https://doi.org/10.1007/s10115-022-01756-8>.

38. Garrido I., Lagüela S., Fang Q., Arias P. Introduction of the combination of thermal fundamentals and Deep Learning for the automatic thermographic inspection of thermal bridges and water-related problems in infrastructures // *Quantitative InfraRed Thermography Journal*. – 2023. – Vol. 20, No. 5. – C. 231–255. – URL: <https://doi.org/10.1080/17686733.2022.2060545>.

39. Ashar A. A. K., Abrar A., Liu J. A Survey on Object Detection and Recognition for Blurred and Low-Quality Images: Handling, Deblurring, and Reconstruction // *Proceedings of the 2024 8th International Conference on Information System and Data Mining*, New York, NY, USA : *Association for Computing Machinery*, 2024. – C. 95–100. – URL: <https://doi.org/10.1145/3686397.3686413>.

40. Örnek A. H., Ceylan M. Explainable Features in Classification of Neonatal Thermograms // *2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. – October 2020. – C. 1–4. – URL: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302311>.

41. *Thermal Dogs and People Image Datasets* [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/alsaniipe/thermal-dogs-and-people>.

# ДОДАТКИ

## Додаток А

### Програмний код

Посилання на репозиторій на GitHub:

[https://github.com/Lizka4/Project\\_OCSTI](https://github.com/Lizka4/Project_OCSTI)

Вигляд сторінки репозиторію



### Опис вмісту

requirements.txt - список Python залежностей та бібліотек, необхідних для роботи системи класифікації термографічних зображень.

config/model\_config.py - файл конфігурації з гіперпараметрами моделі ResNet-50 та налаштуваннями навчання.

config/data\_config.py - конфігурація параметрів обробки даних, шляхів до файлів та налаштувань завантаження.

src/data/data\_loader.py - модуль завантаження та організації термографічних даних для навчання та тестування моделей.

src/models/resnet\_model.py - реалізація модифікованої архітектури ResNet-50, адаптованої для одноканальних термографічних зображень.

src/models/model\_trainer.py - алгоритми навчання нейронної мережі з контролем збіжності та збереженням найкращих результатів.

src/models/model\_evaluator.py - модуль оцінки точності навченої моделі та генерації метрик класифікації.

`src/preprocessing/thermal_processor.py` - спеціалізовані алгоритми обробки термографічних зображень та покращення якості.

`src/preprocessing/augmentation.py` - методи аугментації даних для збільшення варіативності навчальної вибірки.

`src/visualization/activation_maps.py` - реалізація Grad-CAM для візуалізації активацій мережі та інтерпретації результатів.

`src/visualization/confusion_matrix.py` - генерація матриці помилок та детального аналізу помилок класифікації.

`src/utils/metrics.py` - допоміжні функції для обчислення метрик точності та статистичного аналізу.

`scripts/train_model.py` - основний скрипт навчання моделі класифікації термографічних зображень.

`scripts/evaluate_model.py` - скрипт комплексної оцінки навченої моделі на тестових даних.

`scripts/classify_image.py` - утиліта для класифікації окремих термографічних зображень з виведенням результатів.

`scripts/visualize_results.py` - модуль експериментальної візуалізації результатів класифікації та генерації звітів.

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

## МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ТЕРМОГРАФІЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ



**Виконав:**  
*студентка 4 курсу, групи КН-21-2*  
*Єлизавета ГРИЦУК*



**Керівник:**  
*асистент кафедри КН*  
*Леонід ВОЗНЮК*

2

## Актуальність

В останні роки спостерігається активний розвиток технологій термографії та їх впровадження в різних галузях, зокрема в медичній діагностиці, промисловому контролі, системах безпеки та охорони. Термографічні зображення надають цінну інформацію про теплові характеристики об'єктів, що дозволяє виявляти аномалії та класифікувати об'єкти в умовах обмеженої видимості або за відсутності достатнього освітлення.

Класифікація об'єктів на термографічних зображеннях є складною задачею через специфіку таких зображень, наявність шумів, низьку роздільну здатність та необхідність врахування температурних особливостей різних матеріалів та об'єктів.

Методи глибокого навчання демонструють високу ефективність в обробці та аналізі зображень, зокрема в задачах класифікації. Застосування цих методів до термографічних зображень дозволяє підвищити точність класифікації об'єктів та автоматизувати процес аналізу, що є особливо важливим при обробці великих обсягів даних.

## Мета і задачі роботи

**Мета кваліфікаційної роботи** - підвищення точності та ефективності класифікації об'єктів на термографічних зображеннях за рахунок впровадження методів глибокого навчання.

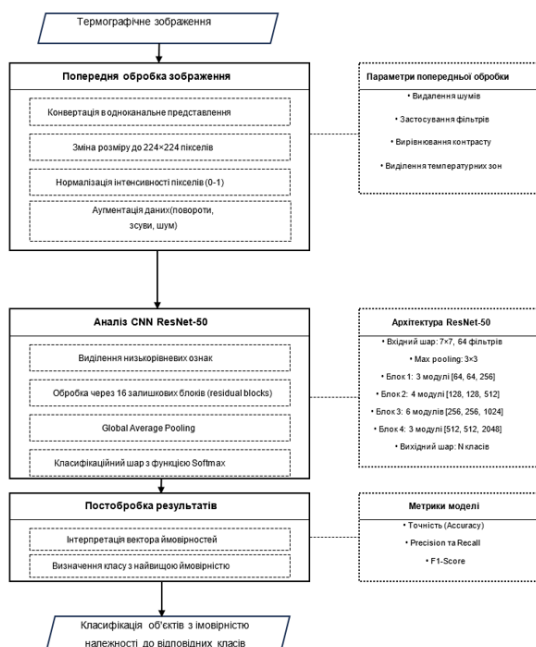
**Об'єкт дослідження** – процес класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням методів глибокого навчання.

**Предмет дослідження** – методи та моделі глибокого навчання для класифікації об'єктів на термографічних зображеннях.

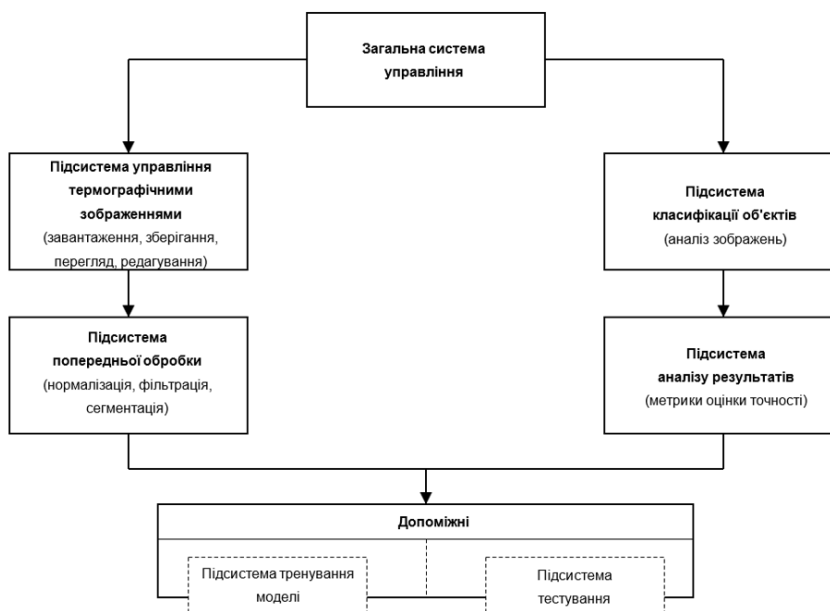
## Задачі роботи

- виконати огляд теоретичних підходів до класифікації об'єктів на термографічних зображеннях;
- розробити метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких мереж;
- виконати проекування системи класифікації об'єктів на термографічних зображеннях;
- здійснити експериментальне дослідження методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням створеної програмної реалізації.

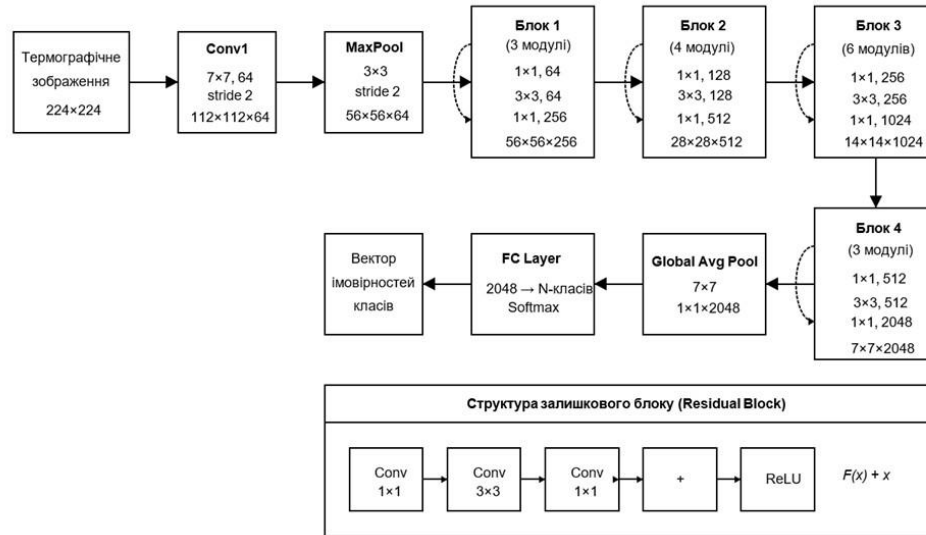
### Схема методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях



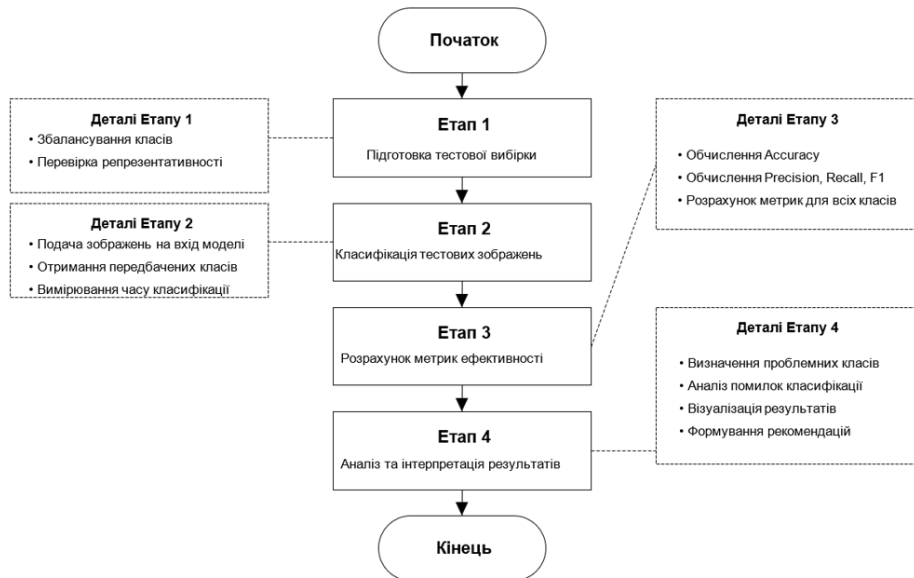
### Функціональна структура інформаційної системи



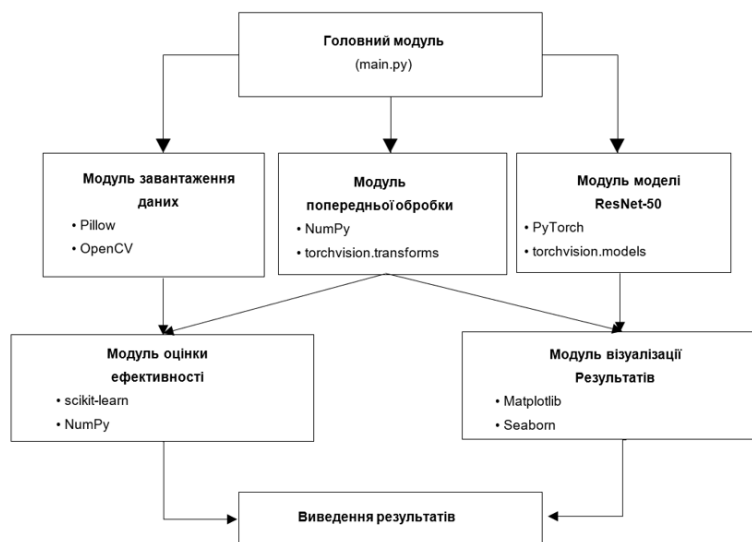
## Архітектура ResNet-50 для термографічних зображень



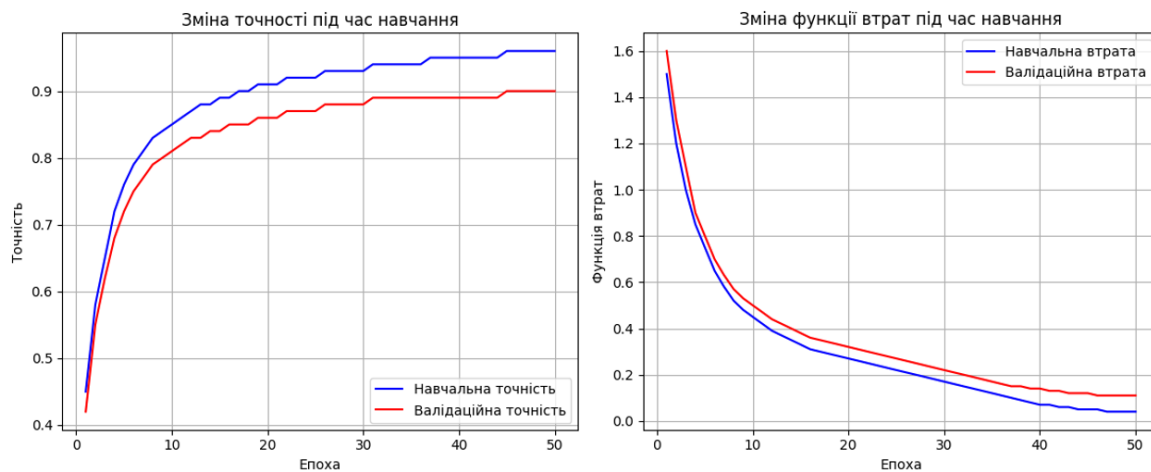
## Етапи оцінки ефективності класифікації об'єктів



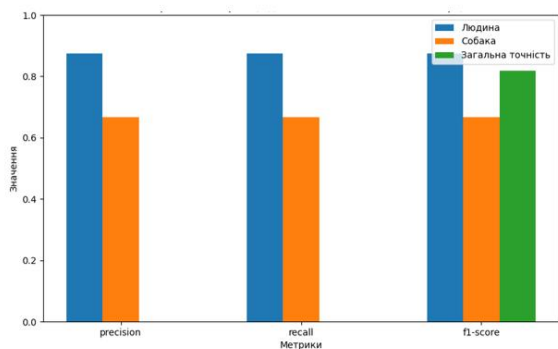
## Архітектура програмної реалізації



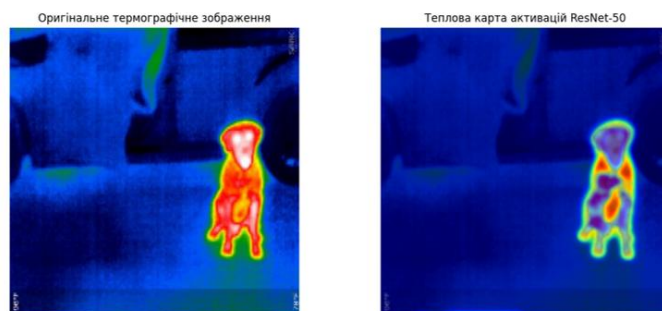
## Графіки зміни цих метрик протягом навчання



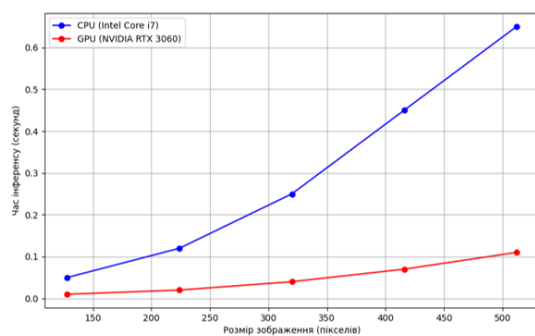
## Метрик класифікації



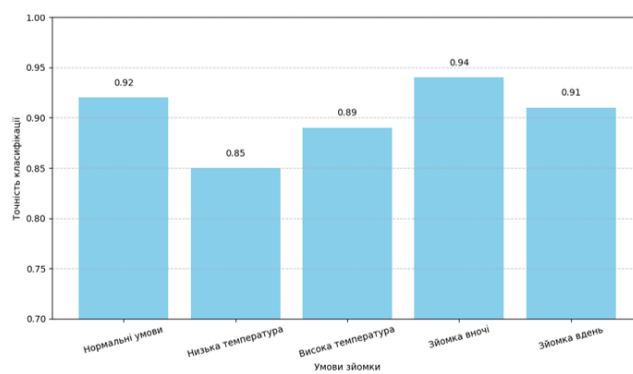
## Приклад термографічного зображення собаки та відповідну теплову карту активацій



## Залежність часу від розміру зображення



## Точність методу класифікації



## Висновки

Усі поставлені завдання успішно реалізовано:

- виконано огляд теоретичних підходів до класифікації об'єктів на термографічних зображеннях;
- розроблено метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибоких мереж;
- виконано проекування системи класифікації об'єктів на термографічних зображеннях;
- здійснено експериментальне дослідження методу класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням створеної програмної реалізації.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

---

### 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:** Єлизавета ГРИЦУК

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання

**Науковий керівник:** Леонід ВОЗНІЮК, асистент кафедри КН

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 3.8%

**Коефіцієнт подібності 2:** 1.7%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 3

**Дата створення звіту:** 2025-06-18 19:17:24.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата

експерт

*М. Педурівський*

18.06.25, 21:00

result\_5549797335183482002.html

Wed Jun 18 21:00:00 EEST 2025, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

## Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 3.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 12%

ID: 246815 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Єлизавета ГРИЦУК Heads: Леонід ВОЗНЮК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	82088	1214	4075 (5%)	63 (5%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

## РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ \_\_\_\_\_

## ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання

Автор студента групи КН-21-2 Єлизавета ГРИЦУК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент кафедри комп'ютерних наук Леонід Вознюк

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

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відсутні</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 Богдана Палійчука, 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, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни та скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

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

- за системою Anti-Plagiarism: 3,0%;

- за системою StrikePlagiarism КПП: 3,8%.

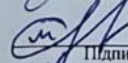
18.06.2025

Завідувач кафедри

  
Підпис

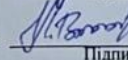
Олександр БАРМАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Гарант освітньої програми

  
Підпис

Олександр МАЗУРЕЦЬ  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи

  
Підпис

Леонід ВОЗНЮК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки *гр. КН-21-2 Єлизавети ГРИЦУК*

за темою: Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання

1. Актуальність обраної теми

Тема є актуальною з огляду на зростаючу потребу в автоматизації аналізу термографічних зображень у системах безпеки, медичній діагностиці та пошуково-рятувальних операціях. Розвиток методів глибокого навчання для обробки термографічних даних має важливе практичне значення.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи сформульована чітко та конкретно. Поставлені завдання логічно структуровані та повністю відповідають меті дослідження. Усі завдання успішно виконані та знайшли відображення у відповідних розділах роботи.

3. Зміст кожного розділу роботи

Перший розділ містить ґрунтовний аналіз предметної області та огляд існуючих методів. Другий розділ демонструє якісну розробку методу класифікації на основі модифікованої архітектури ResNet-50. Третій розділ представляє експериментальну перевірку з достатньою деталізацією результатів.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод демонструє високу ефективність та має практичну цінність для систем автоматичного аналізу термографічних зображень. Модифікація архітектури ResNet-50 для одноканальних термографічних даних є обґрунтованою та технічно правильною.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота оформлена відповідно до встановлених вимог. Ілюстративний матеріал є інформативним та підтверджує основні результати дослідження.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Обмежений розмір набору даних. Недостатньо розглянуто питання масштабованості методу на більші набори даних.

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

*Андрій Рамськець*



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

## ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Грищук Єлизавети Олегівни

за темою Метод класифікації об'єктів на термографічних зображеннях з використанням глибокого навчання

### 1. Актуальність теми

Тема роботи є надзвичайно актуальною з огляду на зростаючу роль термографії в медичній діагностиці, промисловому моніторингу та безпеці. Використання глибокого навчання дозволяє значно підвищити точність аналізу термографічних зображень, що відкриває широкі перспективи для створення адаптивних та ефективних систем класифікації об'єктів в умовах обмеженої видимості.

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

Кваліфікаційна робота повністю відповідає вимогам освітньої програми «Комп'ютерні науки». У роботі інтегровано теоретичні знання з нейронних мереж, комп'ютерного зору та практичні навички програмування з використанням PyTorch.

### 3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Єлизавета Грищук проявила відповідальність, наполегливість та самостійність. Вона вміє аналізувати наукові джерела, приймати обґрунтовані технічні рішення, впевнено володіє інструментами глибокого навчання та Python-фреймворками.

### 4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Робота виконана самостійно, академічного плагіату не виявлено, усі запозичення оформлено з відповідними посиланнями на джерела.

### 5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Студентка впевнено використовувала згорткові нейронні мережі (ResNet-50), застосувала аугментацію, обробку зображень та методики оцінки точності класифікації (Precision, Recall, F1-score), що демонструє глибоке розуміння предметної області.

**6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Тема розкрита повністю: проведено глибокий аналіз предметної області, реалізовано метод класифікації, створено модульну інформаційну систему, виконано експериментальну перевірку, надано аналітичні висновки

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

Пояснювальна записка відзначається логічною структурою, послідовністю, аргументованістю, науковим стилем викладення та високим рівнем технічної грамотності.

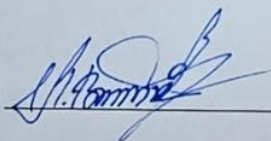
**8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Розроблений метод може бути використаний у системах автоматичного медичного скринінгу, контролю промислового обладнання та безпілотних платформах з тепловізійними камерами. Інформаційна система має потенціал до подальшого вдосконалення та впровадження.

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

Враховуючи високий рівень виконання, повноту розкриття теми та дотримання всіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «відмінно».

Керівник



Асистент кафедри КН: Леонід ВОЗНІЮК