



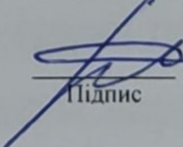
КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях
засобами машинного 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: студент групи КН-21-2  Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: д.т.н., проф. каф. КН  Едуард МАНЗЮК
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


Підпис

Олександр БАРМАК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

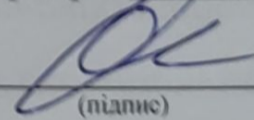
Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання»

2. Завдання видано студенту Ярославу БЕЛІНСЬКОМУ

(ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи д.т.н., проф. каф. КН Едуард МАНЗЮК

(посада, ім'я, прізвище)

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

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

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

Мета полягає у підвищенні точності класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях шляхом розробки та застосування методів машинного навчання.

Задачі: виконати огляд теоретичних методів машинного навчання, придатних для задачі класифікації рентгенівських зображень, та обрати оптимальний підхід; розробити метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням обраних технологій машинного навчання; спроектувати інформаційну систему для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях; провести експериментальне дослідження точності створеного методу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

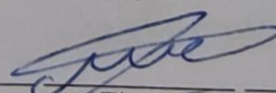
№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання 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: студент групи КН-21-2
Група виконавця


Підпис

Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: д.т.н., проф. каф. КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

Едуард МАНЗЮК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання.

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ.

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: д.т.н., проф. каф. КН Едуард МАНЗЮК.

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
61	17	2	42	2

У кваліфікаційній роботі бакалавра вирішено актуальну задачу підвищення точності класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання.

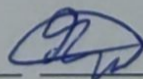
Запропоновано метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, який включає попередню обробку вхідних даних, виділення ознак та багатокласову класифікацію за допомогою нейромережевої архітектури. Розроблено модуль попередньої обробки зображень з нормалізацією контрастності, фільтрацією шумів та сегментацією для підвищення якості розпізнавання. Розроблений метод може бути використаний у системах безпеки для автоматизованого виявлення потенційно небезпечних предметів на рентгенівських зображеннях багажу та формування автоматичних сповіщень про загрози.

Ключові слова: рентгенівські зображення, класифікація об'єктів, машинне навчання, згорткові нейронні мережі, комп'ютерний зір, сегментація зображень.

Виконавець:

студент групи КН-21-2

Група виконавця



Підпис

Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.....	6
1.1 Аналіз методів сегментації та попередньої обробки рентгенівських зображень.....	6
1.2 Методи класифікації на основі нейронних мереж.....	8
1.3 Класифікація з використанням традиційних методів машинного навчання	12
1.4 Класифікація рентгенівських зображень у специфічних галузях.....	13
1.5 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи	14
Розділ 2 Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання.....	15
2.1 Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях	15
2.2 Структура застосування нейронної мережі для класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.....	18
2.3 Проектна архітектура системи та взаємозв'язок компонентів	23
2.4 Архітектура нейронної мережі для класифікації рентгенівських зображень	26
2.5 Інформаційна структура системи	29
2.5 Використання необхідних програмних компонентів	33
2.6 Висновок до розділу 2	34
Розділ 3 Експериментальна перевірка методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.....	35
3.1 Опис набору даних для експериментів перевірки розробленого методу.....	35
3.2 Структурні елементи програмної реалізації.....	40
3.3 Результати досліджень точності методу.....	44
3.4 Висновок до розділу 3	52
Висновок	54
Перелік посилань.....	56
ДОДАТКИ	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
CNN	Convolutional Neural Network – згорткова нейронна мережа
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
ResNet	Residual Neural Network – залишкова нейронна мережа
HOG	Histogram of Oriented Gradients – гістограма орієнтованих градієнтів
F1	F1-міра – середнє між точністю і повнотою
ШІ	Штучний інтелект
API	Application Programming Interface – програмний інтерфейс застосунку
IoU	Intersection over Union – міра перекриття прямокутників
GPU	Graphics Processing Unit – графічний процесор

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробці методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання.

Актуальність дослідження зумовлена зростанням вимог до швидкості та точності ідентифікації різноманітних об'єктів на рентгенівських зображеннях, особливо в контексті систем безпеки. Рентгенівське сканування є основним методом перевірки багажу та вантажів у аеропортах, на вокзалах, митницях та інших стратегічних об'єктах. За даними міжнародних організацій з безпеки, щодня у світі скануються мільйони одиниць багажу, при цьому точність виявлення потенційно небезпечних предметів залишається критично важливим фактором.

Сучасний розвиток технологій машинного навчання, особливо глибинних нейронних мереж, відкриває нові можливості для того щоб автоматизувати аналіз рентгенівських зображень. Згорткові мережі показали хороший потенціал у розпізнаванні візуальних шаблонів та класифікації зображень, однак їх пряме застосування до рентгенівських знімків вимагає спеціальної адаптації та оптимізації.

Незважаючи на прогрес у галузі комп'ютерного зору, існує значний попит хороших методів, оптимізованих саме для класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з урахуванням їх особливостей. Більшість існуючих підходів розроблені для стандартних RGB-зображень і не враховують унікальні характеристики рентгенівських знімків. Крім того, традиційні методи часто демонструють недостатню точність при наявності перекриттів об'єктів, що є типовою ситуацією для рентгенівських зображень багажу.

Розробка спеціалізованого методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням машинного навчання дозволить створити високоточний інструмент для автоматизованого виявлення різних типів об'єктів. Такий підхід має потенціал значно підвищити точність систем безпеки, зменшити вплив людського фактора та забезпечити стабільно високу якість аналізу зображень.

Об'єкт дослідження – процес розпізнавання та класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.

Предмет дослідження – методи та технології машинного навчання для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях шляхом розробки та застосування методів машинного навчання.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- виконати огляд теоретичних методів машинного навчання, придатних для задачі класифікації рентгенівських зображень, та обрати оптимальний підхід;
- розробити метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням обраних технологій машинного навчання;
- спроектувати інформаційну систему для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях;
- провести експериментальне дослідження точності створеного методу.

Розділ 1 Характеристика предметної класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях

1.1 Аналіз методів сегментації та попередньої обробки рентгенівських зображень

Методи сегментації та попередньої обробки рентгенівських зображень є фундаментальними етапами для успішної класифікації. Якісна сегментація та попередня обробка рентгенівських зображень є фундаментом для подальшої класифікації. Сегментація відокремлює важливі частини зображення від фону та виділяє структури, що підлягають аналізу, тоді як попередня обробка покращує якість зображення для полегшення вилучення ознак.

Методи машинного навчання, зокрема порогового та активного контуру, використовуються для сегментації рентгенівських зображень сколіозу Ленке, що полегшує класифікацію деформацій хребта шляхом відокремлення об'єктів від їх фону [1]. Ці методи дозволяють точно ідентифікувати аномалії хребта і забезпечують надійну основу для подальшої класифікації типів сколіозу від 1 до 5 за класифікацією Ленке. Завдяки цьому підходу стає можливим аналізувати ступінь деформації та розробляти стратегії лікування.

Для рентгенівських зображень грудної клітки особливе значення має попередня обробка та оптимізація згорткових операцій. Дослідження показують, що такий підхід може зменшити час навчання моделей на 25-27% [2, 3]. Алгоритми, запропоновані для класифікації рентгенівських зображень, включають методи попередньої обробки для розділення зображень на чотири класи: нормальний, непрозорість легенів, пневмонія та COVID-19. Попередня обробка значно підвищує точність класифікації.

Нова схема сегментації на основі багатомасштабної класифікації патчів для рентгенівських зображень з рентгенівського сканера подвійної енергії також розглядається в контексті проблеми сегментації для класифікації [4, 5]. Цей метод особливо корисний для безпекових застосувань, де потрібно ідентифікувати різні матеріали на рентгенівських зображеннях. Проте такий підхід обмежений шістьма

фіксованими класами матеріалів, що ускладнює його використання для більш різноманітних завдань. Складність розрізнення подібних класів матеріалів також залишається викликом для цього методу.

Для вилучення ознак із рентгенівських зображень застосовуються методи попередньої обробки, такі як Canny, Sobel, виявлення ліній Хоуга та виявлення кутів Харріса, перед використанням різних класифікаторів машинного навчання, досягаючи точності 88,67% за допомогою лінійного дискримінантного аналізу [6, 7]. Ці методи виявлення країв та особливих точок дозволяють ідентифікувати ключові структурні елементи на рентгенівських зображеннях, що є особливо важливим для виявлення переломів кісток та інших структурних аномалій. Однак у цьому підході не вказано конкретних обмежень, що ускладнює оцінку його універсальності.

Використання матриці спільного виникнення сірого рівня (GLCM) для вилучення особливостей текстури з рентгенівських зображень є ще одним підходом до попередньої обробки [8]. Для покращення якості зображень та полегшення їх подальшої класифікації також використовується гауссового згортання [9]. Цей метод застосовується перед використанням CNN та LSTM для класифікації раку кісток на зображеннях МРТ та КТ. Проте деякі зображення мають змішані характеристики здорової та злоякісної кістки, що ускладнює процес сегментації та класифікації.

Методи вейвлет-декомпозиції також використовуються для вилучення особливостей текстури з рентгенівських зображень, зокрема для класифікації остеопоротичних рентгенівських знімків [10]. Цей підхід дозволяє досягти точності класифікації 78,24% за допомогою методу k-найближчого сусіда з вибраними ознаками з рентгенограмів.

Нечіткі підходи до сегментації та вилучення ознак, такі як нечіткі центрові симетричні локальні бінарні зображення на основі контуру (CCS-LBP), також демонструють точність у класифікації медичних рентгенівських зображень [11]. Ці методи особливо корисні при обмежених навчальних вибірках і дозволяють досягти високої точності класифікації за допомогою таких класифікаторів, як

SVM та K-NN. Методи збільшення зображень та коригування розміру партії використовуються для класифікації пацієнтів з COVID-19 за допомогою рентгенівських зображень [12].

Методи комбінованого вилучення ознак, що поєднують інформацію про текстуру, форму та пікселі, показують високу точність у класифікації рентгенівських зображень [13]. Такий підхід дозволяє досягти точності класифікації 90,7% для 116 різних класів зображень, що демонструє його універсальність та точність. У цілому, методи сегментації та попередньої обробки є ключовим етапом у процесі класифікації рентгенівських зображень, визначаючи якість ознак, що використовуються для класифікації, та, відповідно, кінцеву точність класифікації.

1.2 Методи класифікації на основі нейронних мереж

Згорткові нейронні мережі стали домінуючим підходом до класифікації рентгенівських зображень завдяки їхній здатності автоматично вивчати ієрархічні ознаки безпосередньо з даних. CNN особливо добрі для аналізу медичних зображень, оскільки вони можуть виявляти складні патерни, що важко формалізувати традиційними методами.

Метод класифікації рентгенівських зображень грудної клітки за допомогою CNN зосереджується на оптимізації процесу навчання через попередню обробку та зменшення згорткових операцій, що призводить до значного скорочення часу навчання. Цей підхід передбачає оптимізацію архітектури CNN для конкретного завдання класифікації рентгенівських зображень.

Моделі CNN, зокрема MobileNet, використовуються для класифікації рентгенівських зображень на три категорії: нормальні, COVID-19 та інші віруси, демонструючи можливості класифікації в медичній візуалізації [14].



Рисунок 1.1 – Порівняння вірусу та звичайного рентгенівського знімка [14]

Вдосконалена згорткова нейронна мережа, CNN-Xray, спеціально розроблена для класифікації зображень рентгенівського зварного шва, перевершує традиційні методи, такі як LenET-5, ANN та SVM, досягаючи точності класифікації 99,5% [15]. Ця висока точність досягається завдяки адаптації архітектури до специфічних особливостей рентгенівських зображень зварних швів. Важливим аспектом цього підходу є відмова від ручного вилучення ознак, що традиційно вимагало експертного знання. Однак невідповідні параметри можуть запобігти активації нейронів, а недостатня кількість зразків може призвести до проблем з переналаштуванням, що є загальними обмеженнями для методів глибокого навчання.

Для класифікації рентгенівських зображень також використовується трансферне навчання, яке дозволяє застосовувати попередньо підготовлені CNN моделі, такі як GoogleNet та AlexNet [16]. Цей підхід особливо цінний, коли доступні обмежені набори даних, оскільки використовує знання, отримані при навчанні на великих наборах даних загального призначення. Після попередньої обробки зображень досягається середня точність 0,87 та 0,93 відповідно для цих архітектур.

Для рентгенівської абсорбціометрії з подвійною енергією використовуються CNN для диференціації здорових кісток та патологічних станів хребта і стегна, демонструючи точність машинного навчання в класифікації медичних зображень [17–20]. Цей метод особливо важливий для діагностики

остеопорозу та інших метаболічних захворювань кісток. CNN здатні аналізувати тонкі відмінності в густині кісткової тканини, які можуть бути непомітними для людського ока.

Архітектура VGG-19, яка є глибшою модифікацією VGG-16, використовується для класифікації рентгенівських знімків грудної клітки на п'ять захворювань легенів, досягаючи точності тесту 95,11% [21]. Використання комп'ютерного зору на основі CNN для класифікації зображень є загальним підходом, який можна застосовувати не тільки до різноманітних медичних зображень, але й до інших типів зображень [22]. Архітектура CNN дозволяє класифікувати різні типи зображень завдяки своїй здатності автоматично заходити просторові системи ознак.

Важливим аспектом застосування CNN для класифікації рентгенівських зображень є вибір функції активації. Сигмоїдна функція активації використовується в нейронних мережах для класифікації рентгенівських зображень, особливо в поєднанні з модифікованими методами нечіткої кластеризації [23]. Експериментальні результати показують точність розпізнавання пневмонії 94,27%, що підтверджує точність цього підходу.

Застосування CNN для аналізу рентгенівських зображень також поширюється на сферу безпеки, зокрема для класифікації типів контейнерів зразків на рентгенівських знімках [24]. Проте різноманітність контейнерів для зразків ускладнює обробку зображень, а варіації розміру зразка створюють додаткові проблеми. Загалом, підходи до використання CNN для класифікації рентгенівських зображень характеризуються високою точністю та адаптивністю до різних типів зображень з різних систем. Проте вони також мають обмеження, пов'язані з потребою у великих обсягах навчальних даних, ризиком перенавчання та обчислювальною складністю. Метод MVODL-RMXIC представляє собою комплексний підхід до класифікації медичних рентгенівських зображень, який використовує екстрактор функцій MixNet, мульти-versus оптимізатор для оптимізації гіперпараметрів та двонаправлену довготривалу короткочасну пам'ять (BiLSTM) для ідентифікації аномалій [25].

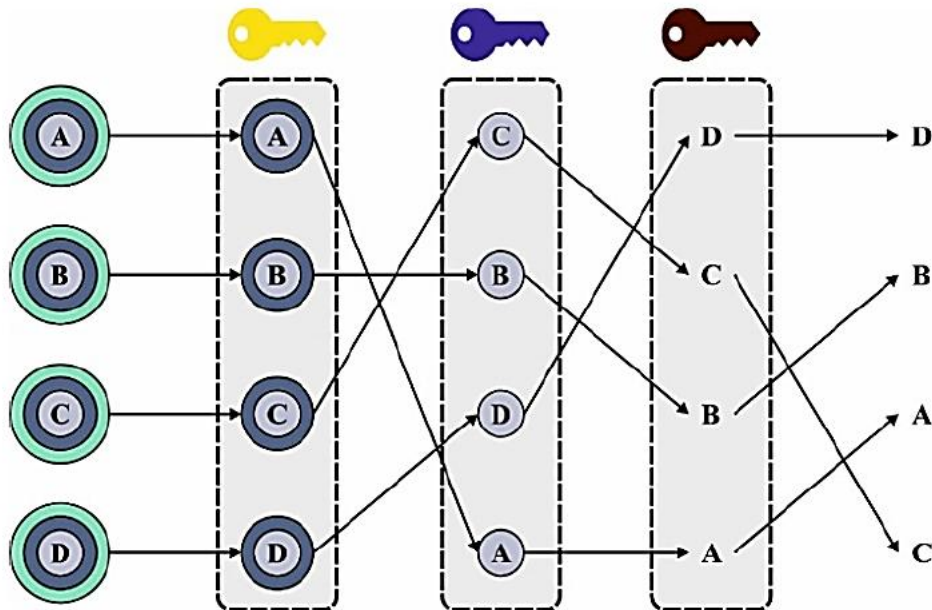


Рисунок 1.2 – Структура моделі MixNet [25]

Інноваційний підхід до пізнього злиття, що поєднує передані доменом згорткові мережі подібні до dt-CNN з особливостями розрідженої просторової піраміди (SSP) для класифікації рентгенівських зображень, досягає значної точності порівняно з традиційними підходами [26]. Трансферне навчання з попередньо підготовленими моделями CNN, зокрема GoogleNet та AlexNet, застосовується для класифікації рентгенівських зображень з бази даних IRMA [16]. Цей підхід дозволяє використовувати моделі, навчені на великих наборах даних, для вирішення завдань класифікації рентгенівських зображень, де навчальні дані можуть бути обмеженими. Після попередньої обробки зображень ці моделі досягають середньої точності 0,87 та 0,93 відповідно, що свідчить про точність трансферного навчання для класифікації рентгенівських зображень.

Двоетапний підхід до класифікації з використанням класифікаторів DenseNet представляє собою каскадну архітектуру для ідентифікації частин тіла та оцінки нормальності або аномалії рентгенівських зображень [27]. На першому етапі мережа DenseNet класифікує рентгенівське зображення за анатомічною ділянкою (наприклад, верхні кінцівки, нижні кінцівки, грудна клітка), а на другому етапі інша мережа DenseNet аналізує наявність аномалій у визначеній

ділянці. Цей ієрархічний підхід дозволяє досягти середнього показника F1 0,82 на наборі даних MURA для верхніх кінцівок. Проте для досягнення значних поліпшень необхідні поєднання модальностей, а також потрібні знання домену для точної діагностики, що обмежує повністю автоматизоване застосування.

Вдосконалена згортова нейронна мережа CNN-Gray розроблена спеціально для класифікації зображень рентгенівського зварного шва [15]. У порівнянні з LenET-5, ANN та SVM, ця модель досягає винятково високої точності класифікації у 99,5%. Однак, як і для більшості глибоких мереж, невідповідні параметри можуть запобігти активації нейронів, а недостатня кількість зразків може призвести до проблем з переобладнанням.

Мультимодальні глибокі нейронні мережі на основі ансамблевого навчання представляють передовий підхід до розпізнавання об'єктів на рентгенівських знімках [28]. У галузі астрономії штучні нейронні мережі застосовуються для класифікації рентгенівських спектрів, розрізняючи молоді зірки та активні галактичні ядра [29]. Однак продуктивність знижується на спостережуваних спектрах COUP та CDFS через високий фон, а коефіцієнти твердості не мають достатньої точності для класифікації джерел рентгенівського випромінювання.

1.3 Класифікація з використанням традиційних методів машинного навчання

Традиційні методи ШІ далі відіграють велику роль у класифікації рентгенівських зображень. Методи класифікації з використанням Support Vector Machine (SVM) та K-Nearest Neighbor (KNN) досягають високої точності для різних класів зображень [13, 30, 31]. Проте глобальні або локальні функції можуть підійти не всім зображенням, а різні об'єкти та захаращеність фону впливають на точність.

Різноманітні методи класифікації, включаючи аналіз спектру, нечітку кластеризацію та нейронні мережі радіальної основної функції, застосовуються

для класифікації рентгенівських зображень [11, 23, 32]. Ці методи досягають високої точності у різних завданнях класифікації. Методи класифікації рентгенівських зображень за допомогою ймовірнісних нейронних мереж, нейронних мереж зворотного поширення та векторних машин підтримки досягають загальної точності понад 90% у класифікації зображень у різні анатомічні області [33, 34]. Ансамблеві методи, що поєднують переваги різних алгоритмів, показують високу точність у класифікації рентгенівських зображень. Алгоритми глибокого навчання з ансамблевим підходом досягають успішності класифікації від 80% до 90% [35–37]. Проте обмеження часу в зайнятих середовищах рентгенівського огляду, недостатня точність для деяких класів та дисбаланс точності та відкликання залишаються проблемами.

Глибокі нейронні мережі для класифікації об'єктів на рентгенівських знімках використовують мультимодальну інформацію з широких та різних рентгенівських зображень, підвищуючи продуктивність розпізнавання за допомогою ансамблю класифікаторів [28, 38].

1.4 Класифікація рентгенівських зображень у специфічних галузях

Нейронні мережі та різні методи машинного навчання застосовуються для класифікації стоматологічних аномалій, COVID-19 та інших медичних станів на рентгенівських знімках [12, 39]. Однак збільшення зображення може не точно оптимізувати точність моделі, а деякі підходи обмежені специфічними медичними станами.

Основа машинного навчання для класифікації раку кісток та остеопорозу за допомогою рентгенівських зображень використовує різні методи підвищення якості зображення та класифікатори [9, 10]. Проте деякі зображення мають змішані характеристики здорових та патологічних тканин, а ручна класифікація трудомістка і вимагає специфічних знань. Для сфери безпеки та промисловості методи машинного навчання застосовуються для класифікації матеріалів та

об'єктів на рентгенівських зображеннях [5, 24]. Різноманітність та об'єктів ускладнює обробку зображень та зміна розміру створюють складнощі.

У галузі астрономії методології ШІ використовується для класифікування джерел рентгенівських променів [29, 40, 41]. Однак відсутність оптичних аналогів для класифікаційних завдань, обмежені представницькі навчальні комплекти та проблеми з фоновим шумом створюють суттєві обмеження для цих методів. Згорткові мережі є домінуючим підходом, але традиційні методи машинного навчання та ансамблеві підходи також демонструють високу точність у різних сценаріях застосування.

1.5 Мета та задачі кваліфікаційної роботи бакалавра

Відповідно до проведеного огляду мета кваліфікаційної роботи бакалавра полягає у підвищенні точності класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях шляхом розробки та застосування методів машинного навчання.

Завдання, які потрібно реалізувати для її досягнення:

- виконати огляд теоретичних методів машинного навчання, придатних для задачі класифікації рентгенівських зображень, та обрати оптимальний підхід;
- розробити метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням обраних технологій машинного навчання;
- спроектувати інформаційну системи для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях;
- провести експериментальне дослідження точності створеного методу.

Розділ 2 Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання

2.1 Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях

Метод націлений на вирішення актуальної задачі автоматизованого виявлення та ідентифікації потенційно небезпечних предметів на рентгенівських знімках багажу в системах безпеки.

Запропонований метод базується на використанні згорткової нейронної мережі архітектури ResNet-50 та включає ряд послідовних етапів обробки, починаючи від підготовки вхідних даних і закінчуючи формуванням результатів класифікації. Схематичне представлення методу наведено на рисунку 2.1.

У якості початкових даних для роботи методу виступають рентгенівські зображення багажу, отримані з використанням спеціалізованого обладнання систем безпеки. Крім того, початковими даними є перелік категорій об'єктів для ідентифікації (плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж, ножиці) та вимоги до точності класифікації й швидкодії системи.

Перший етап методу – підготовка даних – є критичним для забезпечення успішної класифікації. На цьому етапі виконується аналіз якості та розмірів вхідних зображень, оскільки рентгенівські знімки часто характеризуються низькою контрастністю та наявністю шумів. Для забезпечення однорідності вхідних даних усі зображення масштабуються до єдиного формату 640×640 пікселів. Застосовуються методи покращення контрастності, зокрема адаптивна гістограмне вирівнювання, що допомагає виділити деталі об'єктів, які можуть бути погано видимі на оригінальних знімках.

Це дає моделі краще узагальнювати свої знання на нових зображеннях. Після підготовки формується оброблений набір зображень, який використовується для подальшої обробки. Якщо на етапі підготовки виявляється неможливість адекватної обробки даних через їх критично низьку якість, процес завершується з відповідним повідомленням.

Наступний етап – виявлення об'єктів – спрямований на локалізацію потенційних об'єктів інтересу на зображенні. Тут застосовується алгоритм Sliding Window, який послідовно сканує зображення вікном фіксованого розміру.

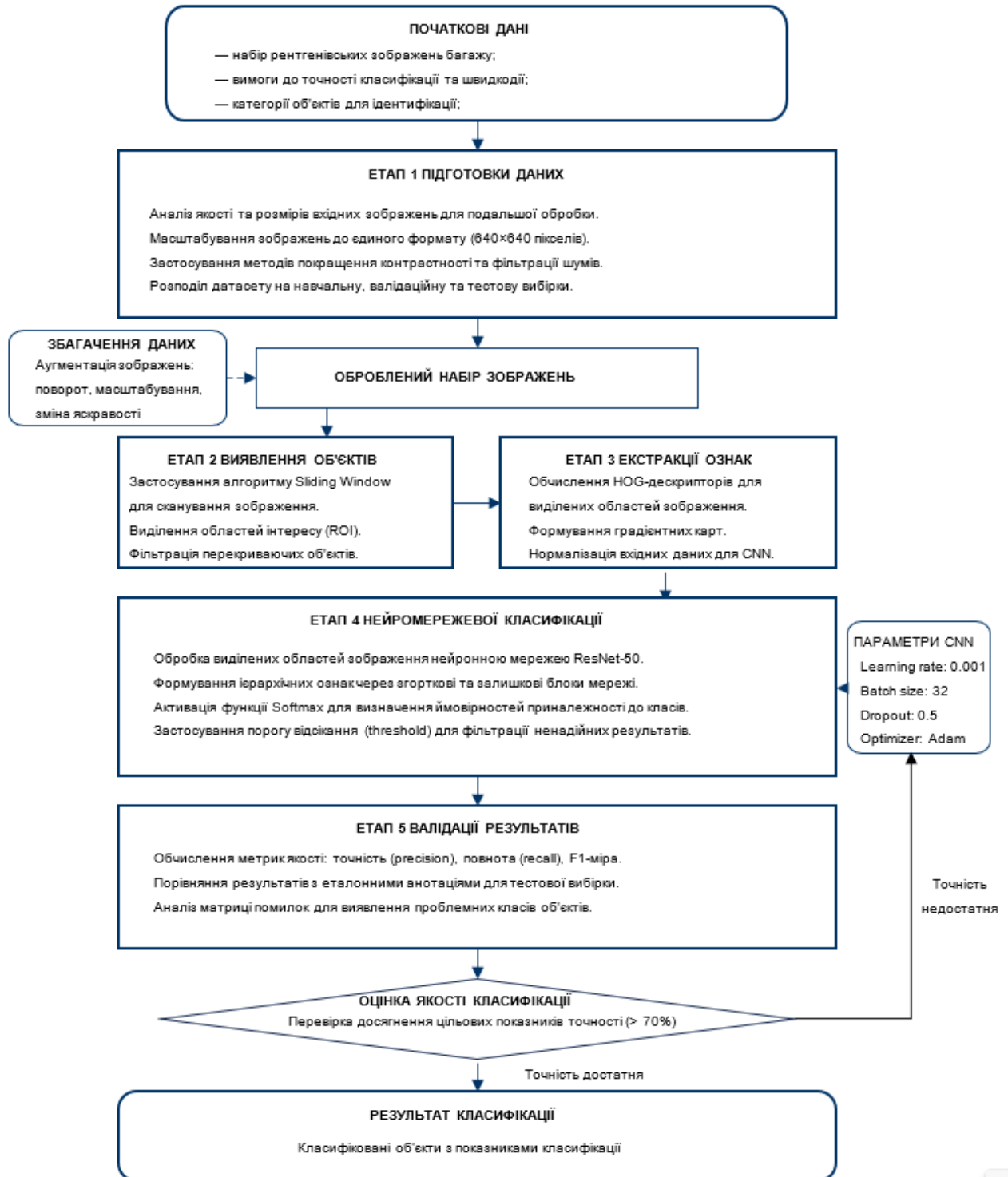


Рисунок 2.1 – Схема методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях

Цей підхід забезпечує виділення областей інтересу (ROI), які потенційно містять шукані об'єкти. Додатково виконується фільтрація перекриваючих об'єктів, що дозволяє уникнути дублювання результатів для одного й того ж об'єкта.

Паралельно з виявленням об'єктів відбувається етап екстракції ознак, на якому для виділених областей обчислюються HOG-дескриптори (Histograms of Oriented Gradients). Ці дескриптори точно представляють локальні особливості об'єктів через розподіл напрямків градієнтів інтенсивності в окремих частинах зображення. Також формуються градієнтні карти, які використовуються для подальшої обробки нейронною мережею. Важливим кроком на цьому етапі є нормалізація вхідних даних відповідно до вимог згорткової нейронної мережі.

Центральним елементом методу є етап нейромережевої класифікації. На цьому етапі виділені області зображення обробляються згортковою нейронною мережею архітектури ResNet-50. Важливими особливостями цієї архітектури є наявність глибинної структури та залишкових з'єднань, які запобігають проблемі зникаючого градієнта при навчанні глибоких мереж. Нейронна мережа формує ієрархічні ознаки через послідовність згорткових та залишкових блоків, що дозволяє точно виділяти як низькорівневі краї, текстури, так і високорівневі форми, структури особливості об'єктів. Для класифікації використовується функція активації Softmax, яка перетворює вихідні значення нейронної мережі в набір ймовірностей приналежності об'єкта до кожного з п'яти класів.

Для навчання нейронної мережі використовуються оптимально підібрані параметри: швидкість навчання 0.001, розмір міні-батчу 32, кількість епох навчання 100, коефіцієнт відсіву 0.5 та оптимізатор Adam. Ці параметри забезпечують навчання моделі та запобігають перенавчанню.

Для підвищення надійності результатів застосовується поріг відсікання, який відфільтровує класифікації з низькою впевненістю (менше 0.7), що дозволяє зменшити кількість хибних спрацьовувань.

На етапі валідації результатів виконується комплексна оцінка якості класифікації. Обчислюються ключові метрики: точність (precision), повнота

(recall) та F1-міра як гармонійне середнє точності й повноти. Результати класифікації порівнюються з еталонними анотаціями для тестової вибірки, що дає хорошу оцінку точності моделі. Аналіз матриці помилок дозволяє виявити проблемні класи об'єктів і краще зрозуміти характер помилок класифікації.

Наступний етап – оцінка якості класифікації передбачає перевірку досягнення цільових показників точності. Для забезпечення надійного виявлення потенційно небезпечних предметів встановлено мінімальний поріг точності 85%. Якщо цей поріг не досягнуто, виконується повернення до етапу нейромережевої класифікації з коригуванням параметрів моделі. Такий механізм зворотного зв'язку дозволяє ітеративно покращувати якість класифікації.

При досягненні необхідного рівня точності формується кінцевий результат класифікації – карта розташування виявлених об'єктів на зображенні з вказанням їх класу (плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж, ножиці) та значенням впевненості для кожної класифікації. Ця інформація може бути використана в системах безпеки для прийняття рішень щодо потенційної небезпеки, яку може становити вміст багажу.

Запропонований метод відрізняється від існуючих аналогів комплексним підходом до обробки рентгенівських зображень, використанням архітектури нейронної мережі та наявністю механізму зворотного зв'язку для підвищення якості класифікації. Метод забезпечує високу точність виявлення та ідентифікації потенційно небезпечних предметів, що є дуже важливим для сучасних систем безпеки.

2.2 Структура застосування нейронної мережі для класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях

Запропонована структура реалізує повний цикл обробки рентгенівських зображень, починаючи від вхідних даних, через проміжні етапи до отримання кінцевих результатів класифікації.

Як показано на рисунку 2.2, розроблена структура складається з шести основних блоків, кожен з яких виконує свою роль у процесі класифікації об'єктів

на рентгенівських зображеннях. Першим блоком структури є вхідні дані, що представлені набором рентгенівських зображень багажу, отриманих з використанням спеціалізованого сканувального обладнання. Ці зображення стають основою для подальшої обробки та аналізу.

Другий блок структури присвячений попередній обробці зображень. Цей етап є критично важливим для покращення якості вхідних даних перед їх подальшим аналізом. Попередня обробка включає нормалізацію розміру зображень до єдиного стандарту 640×640 пікселів. Така стандартизація необхідна для забезпечення однаковості вхідних елементів даних для мережі. Також на цьому етапі виконується адаптивна гістограмна еквалізація, яка суттєво підвищує контрастність зображень та допомагає виявити деталі, що можуть бути погано помітні на оригінальних знімках. Третім кроком попередньої обробки є фільтрація шумів за допомогою фільтра Гаусса з параметром $\sigma = 0.5$. Ця операція допомагає зменшити вплив шумів, які часто присутні на рентгенівських зображеннях і можуть негативно впливати на точність класифікації.

Після попередньої обробки зображення переходять до третього блоку структури – виділення ознак. На цьому етапі відбувається вилучення важливих характеристик, які будуть використані для подальшої класифікації. Виділення ознак включає обчислення градієнтних карт, які відображають зміни інтенсивності пікселів у різних напрямках. На основі цих карт формуються HOG-дескриптори (гістограми орієнтованих градієнтів), які точно представляють особливості об'єктів через розподіл напрямків градієнтів у локальних областях зображення.

Четвертим блоком структури є локалізація об'єктів на зображенні. Цей етап має на меті виявлення потенційних областей інтересу, де можуть знаходитися шукані об'єкти. Для цього застосовується підхід Sliding Window, який полягає в послідовному скануванні зображення вікном фіксованого розміру. При цьому для кожного положення вікна оцінюється ймовірність наявності об'єкта. Для уникнення дублювання виявлених об'єктів застосовується техніка Non-maximum

Suppression, яка залишає лише ті виявлення, що мають найвищі показники впевненості серед перекриваючих областей.

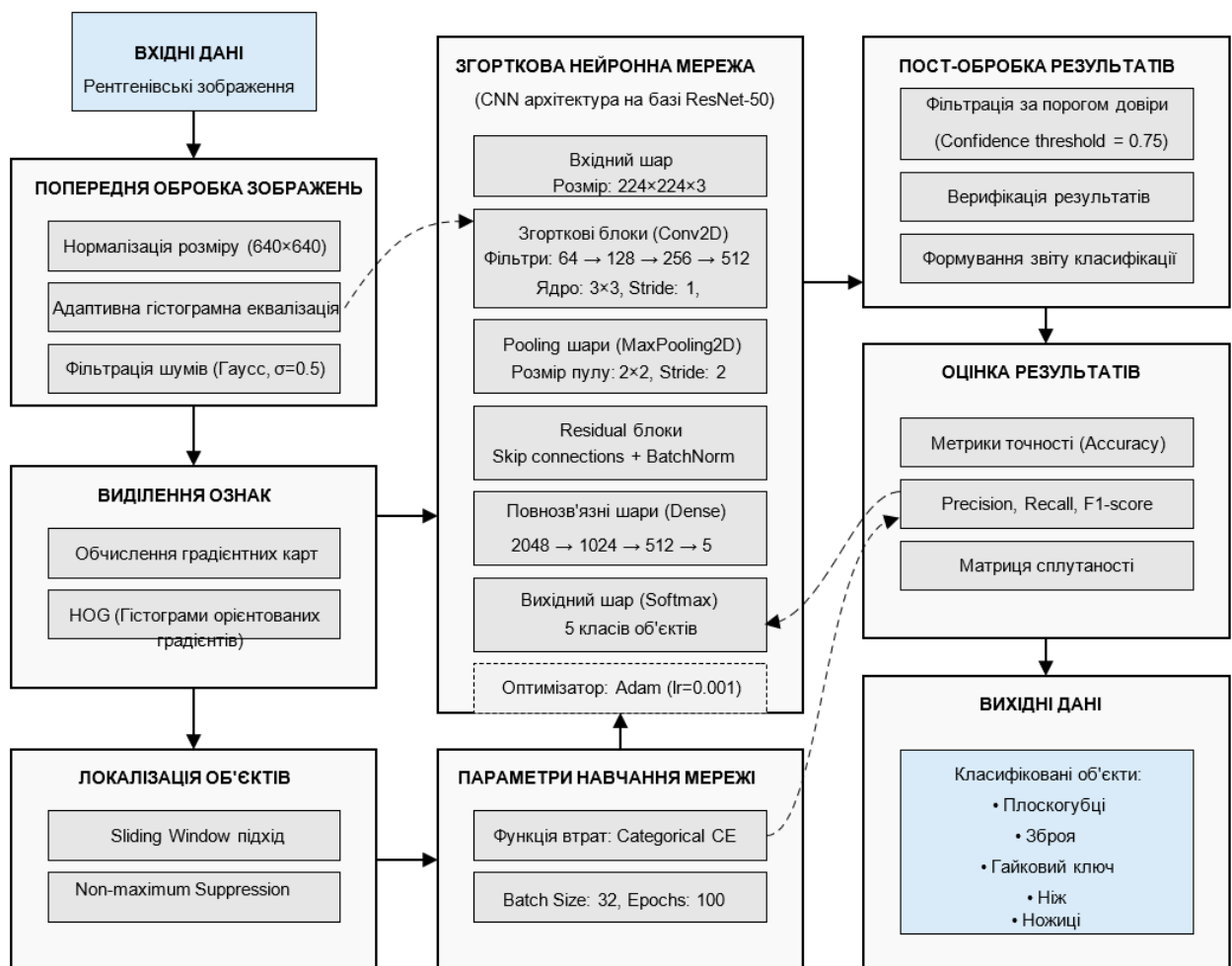


Рисунок 2.2 – Схема застосування нейронної мережі для класифікації об'єктів на рентгеновських зображеннях

Центральним, п'ятим блоком розробленої структури є згортова нейронна мережа, побудована на основі системи ResNet-50. Ця мережа є ключовим елементом, що виконує власне класифікацію виявлених об'єктів. Нейронна мережа має складну структуру, що виходить з вхідного шару, який приймає зображення досить широким розміром $224 \times 224 \times 3$ пікселів. Далі йдуть згорткові блоки (Conv2D) з різною кількістю фільтрів – від 64 до 512, з ядром розміром 3×3 та кроком 1. Ці шари виконують вилучення ієрархічних ознак різного рівня абстракції. За згортковими шарами йдуть шари максимального пулінгу

(MaxPooling2D) з розміром вікна 2×2 та кроком 2, які зменшують просторові розміри даних, зберігаючи при цьому найважливішу інформацію.

Особливістю архітектури ResNet-50 є наявність Residual блоків, які включають механізми Skip connections (обхідні з'єднання) та BatchNorm (пакетна нормалізація). Ці механізми допомагають вирішити проблему затухання градієнтів у глибоких мережах та покращують процес навчання. Після згорткових та Residual блоків у мережі розташовані повнозв'язні шари з поступовим зменшенням кількості нейронів – від 2048 до 5. Останнім є вихідний шар з функцією активації Softmax, який генерує ймовірності приналежності об'єкта до кожного з п'яти класів: плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж та ножиці.

Для навчання нейронної мережі використовується ряд параметрів, які показані в окремому блоці структури. Зокрема, застосовується оптимізатор Adam зі швидкістю навчання 0.001, що забезпечує хорошу збіжність процесу оптимізації. Як функція втрат використовується категоріальна крос-ентропія, яка є оптимальною для задач багатокласової класифікації. Процес навчання відбувається з розміром міні-пакета 32 та кількістю епох 100, що дозволяє досягти балансу між якістю навчання та обчислювальними витратами.

Шостим блоком структури є пост-обробка результатів, яка виконується після отримання початкових результатів класифікації від нейронної мережі. На цьому етапі здійснюється фільтрація результатів за порогом довіри, встановленим на рівні 0.7. Це означає, що враховуються лише ті класифікації, в яких мережа впевнена не менше ніж на 70%, що дає змогу зменшити непрайвльні спрацьовування. Також проводиться верифікація результатів для перевірки їх узгодженості та формування звіту класифікації у зручному для подальшого використання форматі.

Сьомий блок структури присвячений оцінці результатів класифікації. Тут обчислюються різні метрики якості, які дозволяють добре оцінити роботу системи. Зокрема, розраховується загальна точність класифікації, яка показує частку правильно класифікованих об'єктів серед усіх класифікацій. Також обчислюються метрики точність, повнота та F1-score, які дають більш детальне

розуміння якості класифікації для кожного класу окремо. Важливим елементом оцінки є побудова матриці помилок, яка відображає, скільки об'єктів кожного реального класу було віднесено до того чи іншого класу моделлю, що дозволяє виявити типові помилки класифікації.

Останнім, восьмим блоком структури є вихідні дані, які представляють собою класифіковані об'єкти, віднесені до одного з п'яти класів: плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж, ножиці. Ці результати можуть бути використані в системах безпеки для автоматизованого виявлення потенційно небезпечних предметів у багажі.

Важливою особливістю розробленої структури є наявність зворотних зв'язків. Ці зв'язки забезпечують можливість коригування параметрів нейронної мережі на основі отриманих результатів оцінки. Такий підхід дозволяє ітеративно покращувати якість класифікації шляхом оптимізації параметрів моделі.

Навчання класифікатора відбувається з використанням оптимізатора Adam з адаптивним коефіцієнтом навчання, що починається зі значення 0,001 і поступово зменшується за розкладом *learning rate decay*. Як функція втрат використовується категоріальна крос-ентропія, що є стандартним вибором для багатокласової класифікації:

$$L = -\sum(y_i * \log(p_i)) \quad (2.1)$$

де y_i – бінарний індикатор належності до класу i , p_i – передбачена ймовірність належності до класу i .

Для вирішення проблеми незбалансованості класів у наборі даних SIXray, де класи "Плоскогубці" та "Зброя" представлені значно більшою кількістю зразків порівняно з класами "Ножиці" та "Ніж", застосовується техніка зважування класів під час навчання. Ваги класів обчислюються за формулою:

$$w_i = N / (C * n_i) \quad (2.2)$$

де N – загальна кількість зразків у наборі даних, C – кількість класів, n_i – кількість зразків класу i .

Результатом роботи методу є класифікація кожної виділеної області інтересу на зображенні з призначенням їй одного з п'яти класів об'єктів та значення впевненості класифікації. Об'єкти, для яких значення впевненості перевищує порогове значення 0,7, вважаються достовірно класифікованими і виводяться як результат роботи методу. Метод має ряд переваг порівняно з існуючими підходами до класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях. По-перше, він справляється з проблемою перекриття об'єктів, що є типовою для рентгенівських зображень багажу. По-друге, метод демонструє високу точність класифікації навіть при значній варіативності розмірів, орієнтацій та форм об'єктів. По-третє, завдяки використанню модифікованої архітектури Retina-Net та функції втрат Focal Loss, метод здатний виявляти та класифікувати як великі, так і малі об'єкти на зображеннях.

2.3 Проектна архітектура системи та взаємозв'язок компонентів

Відповідно до методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, було спроектовано архітектуру інформаційної системи, що реалізує даний метод. Інформаційна система призначена для автоматизованого виявлення та класифікації потенційно небезпечних предметів на рентгенівських зображеннях багажу. Схема інформаційної системи класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях представлена на рисунку 2.3.

Інформаційна система класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях складається з десяти взаємопов'язаних модулів, кожен з яких виконує специфічні функції в рамках загального процесу обробки та аналізу зображень. Розглянемо детальніше кожен компонент системи та їх взаємодію.

Модуль зчитування та імпорту даних є початковою ланкою системи, яка відповідає за завантаження рентгенівських зображень з різних джерел, їх

валідацію та формування набору даних для подальшої обробки. Цей модуль може працювати з різними форматами зображень, такими як JPEG, PNG або DICOM, які є стандартом для медичних зображень. Важливою функцією модуля є перевірка цілісності та якості вхідних даних, що дозволяє уникнути помилок на подальших етапах обробки.

Після імпорту даних зображення передаються до модуля попередньої обробки зображень, який виконує ряд операцій для покращення якості вхідних даних. Основними функціями цього модуля є нормалізація розміру зображень до єдиного формату 640×640 пікселів, що необхідно для забезпечення однорідності вхідних елементів даних для мережі. Також виконується адаптивна гістограмна еквалізація для підвищення контрастності зображень, фільтрація шумів з використанням фільтра Гаусса з параметром $\sigma=0.5$ та бінаризація з сегментацією об'єктів. Ці операції дозволяють значно покращити якість зображень та підготувати їх для подальшого аналізу.

Модуль виділення ознак отримує оброблені зображення та виконує вилучення важливих характеристик, які будуть використані для класифікації об'єктів. Основними функціями цього модуля є обчислення градієнтних карт, які відображають зміни інтенсивності пікселів у різних напрямках, формування необхідних HOG-описів (гістограм орієнтованих градієнтів) та підготовка даних для передачі в нейронну мережу. HOG-дескриптори є застосовні для розпізнавання об'єктів на рентгенівських зображеннях завдяки їх стійкості до змін освітлення та геометричних трансформацій.

Центральним елементом інформаційної системи є ядро системи – модуль нейромережевої класифікації. Цей модуль складається з трьох основних компонентів. Перший компонент – локалізація об'єктів – реалізує алгоритми Sliding Window та Non-maximum Suppression для виявлення областей інтересу (ROI) на зображеннях. Цей підхід дозволяє сканувати зображення та виділяти потенційні об'єкти для подальшої класифікації.

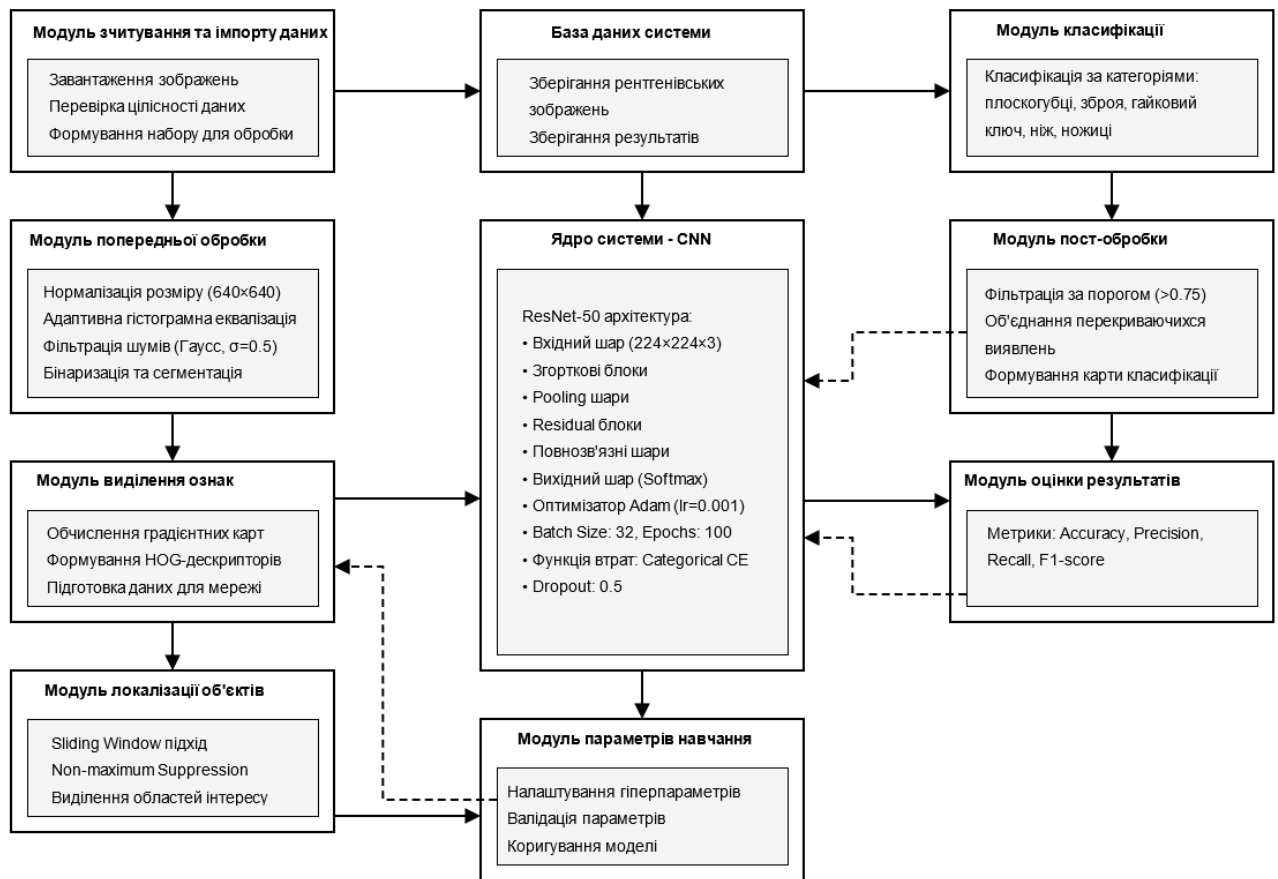


Рисунок 2.3 – Схема інформаційної системи класифікації об'єктів

Другий компонент ядра системи – згорткова нейронна мережа архітектури ResNet-50, яка виконує безпосередньо класифікацію виявлених об'єктів. Ця нейронна мережа має складну структуру, що включає вхідний шар з розміром $224 \times 224 \times 3$ пікселів, серію згорткових блоків з поступовим збільшенням кількості фільтрів від 64 до 512, Pooling шари для зменшення просторових розмірів, Residual блоки з BatchNorm для вирішення проблеми затухання градієнтів, повнозв'язні шари з поступовим зменшенням кількості нейронів від 2048 до 5 та вихідний шар з функцією активації Softmax. Для навчання мережі використовується оптимізатор Adam зі швидкістю навчання 0.001.

Третій компонент ядра – класифікація об'єктів – виконує остаточне віднесення виявлених об'єктів до одного з п'яти класів (плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж, ножиці) з оцінкою впевненості для кожної класифікації.

Після виконання класифікації результати передаються до модуля пост-обробки результатів, який виконує фільтрацію класифікацій за порогом довіри

(вище 0.7), об'єднання перекриваючихся виявлень одного й того ж об'єкта та формування загальної карти класифікації, яка відображає розташування та типи виявлених об'єктів на зображенні.

Модуль оцінки та валідації відповідає за оцінку якості роботи системи. Він обчислює різні метрики точності (Accuracy, Precision, Recall, F1-score), виконує аналіз матриці помилок для виявлення типових помилок класифікації та проводить валідацію результатів на тестовій вибірці. Цей модуль має зворотний зв'язок з ядром системи, що дозволяє корегувати параметри нейронної мережі для покращення результатів класифікації.

Модуль візуалізації та звітності призначений для представлення результатів класифікації у зручному для користувача вигляді. Він виконує візуалізацію виявлених об'єктів на оригінальних зображеннях, формування звітів з детальною інформацією про кожне виявлення та експорт результатів у різних форматах для подальшого використання.

2.4 Архітектура нейронної мережі для класифікації рентгенівських зображень

Представлено архітектуру нейронної мережі ResNet-50, адаптованої для задачі класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях. ResNet-50 (Residual Network з 50 шарами) була обрана в якості базової архітектури завдяки її здатності навчатися на глибоких моделях без проблеми зникаючого градієнта за рахунок використання залишкових (residual) з'єднань.

На рисунку 2.4 представлено загальну архітектуру моделі ResNet-50, адаптованої для класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.

Адаптована архітектура ResNet-50 складається з вхідного блоку, який приймає рентгенівські зображення розміром $224 \times 224 \times 3$ пікселі. Для рентгенівських зображень, які спочатку є одноканальними (градації сірого), виконується перетворення у трьохканальний формат шляхом дублювання значень інтенсивності для кожного каналу. Далі слідує початковий згортковий блок, що

складається з згорткового шару з 64 фільтрами розміром 7×7 з кроком 2, за яким слідує batch normalization, функція активації ReLU та шар максимального пулінгу 3×3 з кроком 2. Цей блок формує початкові низькорівневі ознаки на зображенні.

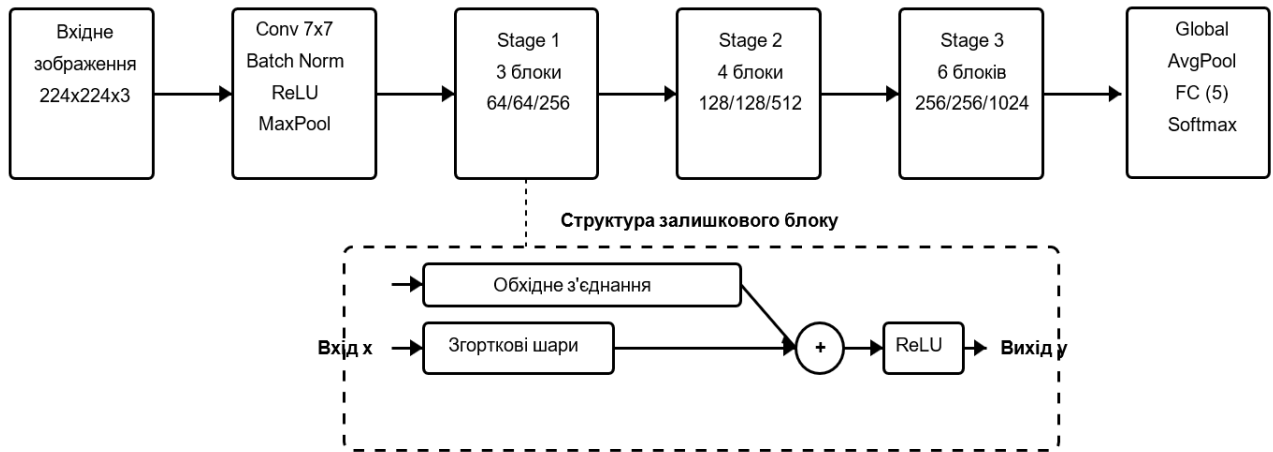


Рисунок 2.4 – Архітектура ResNet-50 для класифікації рентгенівських зображень

Ключовою особливістю архітектури ResNet є наявність обхідних з'єднань, які дозволяють градієнту напряму проходити через блоки під час зворотного поширення помилки, вирішуючи проблему зникаючого градієнта. На рисунку 2.5 детально показана структура залишкового блоку як основної структурної одиниці мережі ResNet-50.

Залишковий блок включає дві основні гілки. Основна гілка складається з трьох згорткових шарів: перший шар з фільтрами 1×1 для зменшення розмірності, другий шар з фільтрами 3×3 для вилучення просторових ознак, і третій шар з фільтрами 1×1 для відновлення розмірності. Кожен згортковий шар супроводжується шаром нормалізації та функцією активації ReLU, за винятком останнього згорткового шару, де ReLU застосовується після додавання з обхідним з'єднанням. Обхідне з'єднання дозволяє вхідним даним обійти основну гілку та додатися до її виходу. Якщо розмірності входу та виходу основної гілки відрізняються, використовується згортка 1×1 для приведення розмірностей у відповідність.

Залишкові блоки можна представити формально як:

$$y = F(x) + W_s \cdot x, \quad (2.4)$$

де y – вихід блоку, x – вхідні дані, $F(x)$ – перетворення, виконане основною гілкою, а W_s – перетворення, яке застосовується до вхідних даних в обхідному з'єднанні (ідентичне відображення або згортка 1×1 для зміни розмірності).

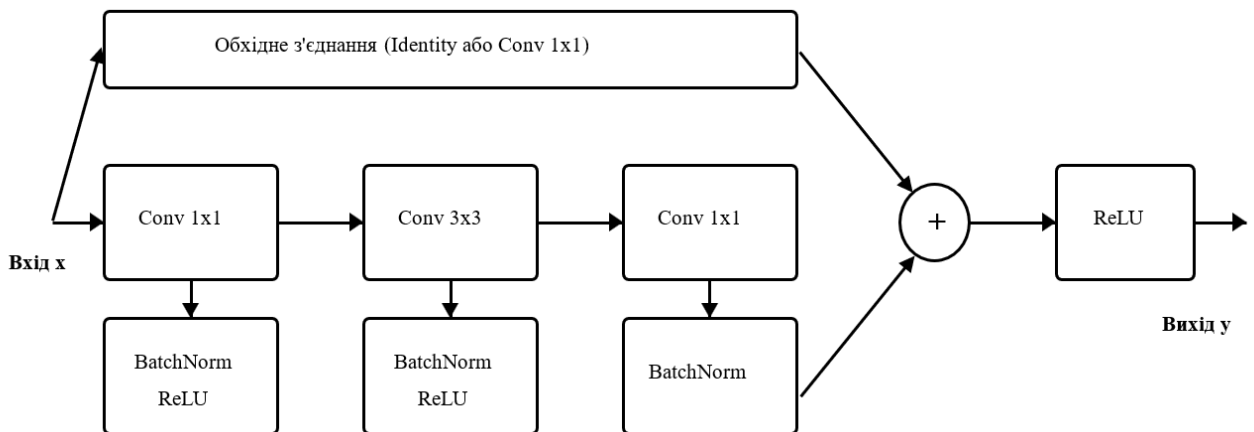


Рисунок 2.5 – Структура залишкового блоку в архітектурі ResNet-50

Для адаптації архітектури ResNet-50 до задачі класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях були внесені певні модифікації. Зокрема, виконано заміну вхідного шару для прийому рентгенівських зображень, налаштування вагів згорткових шарів через, заміну класифікаційного шару для роботи з 5 класами (плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж та ножиці) та додавання dropout шару з коефіцієнтом 0.5 перед останнім повністю з'єднаним шаром для запобігання перенавчанню.

Навчання адаптованої моделі ResNet-50 проводилося з використанням оптимізатора Adam зі швидкістю навчання 0.001, розміром міні-пакету 32 та кількістю епох 100. Для зменшення ризику перенавчання, окрім dropout, застосовувалася рання зупинка з контролем функції втрат на валідаційному наборі даних.

Обрана архітектура забезпечує баланс між складністю моделі кількістю параметрів та її здатністю виділяти значущі ознаки об'єктів на рентгенівських

зображеннях. Завдяки використанню залишкових з'єднань, модель може навчатися навіть при значній глибині 50 шарів, що є критично важливим для виділення складних ієрархічних ознак об'єктів на рентгенівських зображеннях із перекриттями та шумами. Така архітектура дозволяє поєднувати низькорівневі ознаки краї, текстур з високорівневими форми, структури, що особливо важливо для класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, де корисна інформація може міститися на різних рівнях деталізації.

Підсумовуючи, архітектура ResNet-50, адаптована для класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, представляє собою потужний інструмент для виявлення та класифікації потенційно небезпечних предметів на рентгенівських зображеннях багажу. Поєднання глибокої структури мережі з механізмом залишкових з'єднань дозволяє вирішувати складну задачу класифікації об'єктів на зображеннях з низькою контрастністю, перекриттями та шумами, що характерно для рентгенівських зображень у системах безпеки.

2.5 Інформаційна структура системи

Для функціонування системи класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях необхідно спроектувати базу даних, яка забезпечить зберігання вхідних зображень, проміжних результатів обробки, виявлених об'єктів та результатів їх класифікації. На рисунку 2.5 представлена схема бази даних системи, що відображає основні сутності та зв'язки між ними.

Таблиця "Images" є центральною сутністю бази даних і зберігає інформацію про вхідні рентгенівські зображення. Вона містить наступні основні атрибути:

- image_id - унікальний ідентифікатор зображення (первинний ключ);
- file_name - назва файлу зображення;
- file_path - шлях до файлу зображення в системі;
- image_width - ширина зображення в пікселях;
- image_height - висота зображення в пікселях;

- source_id - ідентифікатор джерела зображення (зовнішній ключ);
- scanner_settings_id - ідентифікатор налаштувань сканера (зовнішній ключ).

Таблиця "ProcessedImages" зберігає інформацію про результати попередньої обробки зображень. Ця таблиця містить наступні основні атрибути:

- processed_id - унікальний ідентифікатор обробленого зображення (первинний ключ);
- image_id - ідентифікатор оригінального зображення (зовнішній ключ);
- normalized_path - шлях до нормалізованого зображення;
- contrast_enhanced_path - шлях до зображення з підвищеною контрастністю;
- noise_filtered_path - шлях до зображення після фільтрації шумів;
- processing_date - дата та час обробки зображення;
- processing_time_ms - час обробки в мілісекундах.

Таблиця "ImageMetadata" зберігає додаткову інформацію про умови отримання рентгенівських зображень:

- metadata_id - унікальний ідентифікатор метаданих (первинний ключ);
- image_id - ідентифікатор зображення (зовнішній ключ);
- scan_date - дата та час сканування;
- location - місце проведення сканування;
- device_model - модель пристрою сканування.

Таблиця "DetectedObjects" містить інформацію про об'єкти, виявлені на зображеннях:

- object_id - унікальний ідентифікатор виявленого об'єкта (первинний ключ);
- image_id - ідентифікатор зображення, на якому виявлено об'єкт (зовнішній ключ);
- x_min, y_min, x_max, y_max - координати обмежувальної рамки об'єкта;
- detection_confidence - впевненість у виявленні об'єкта;
- area - площа виявленого об'єкта в пікселях;

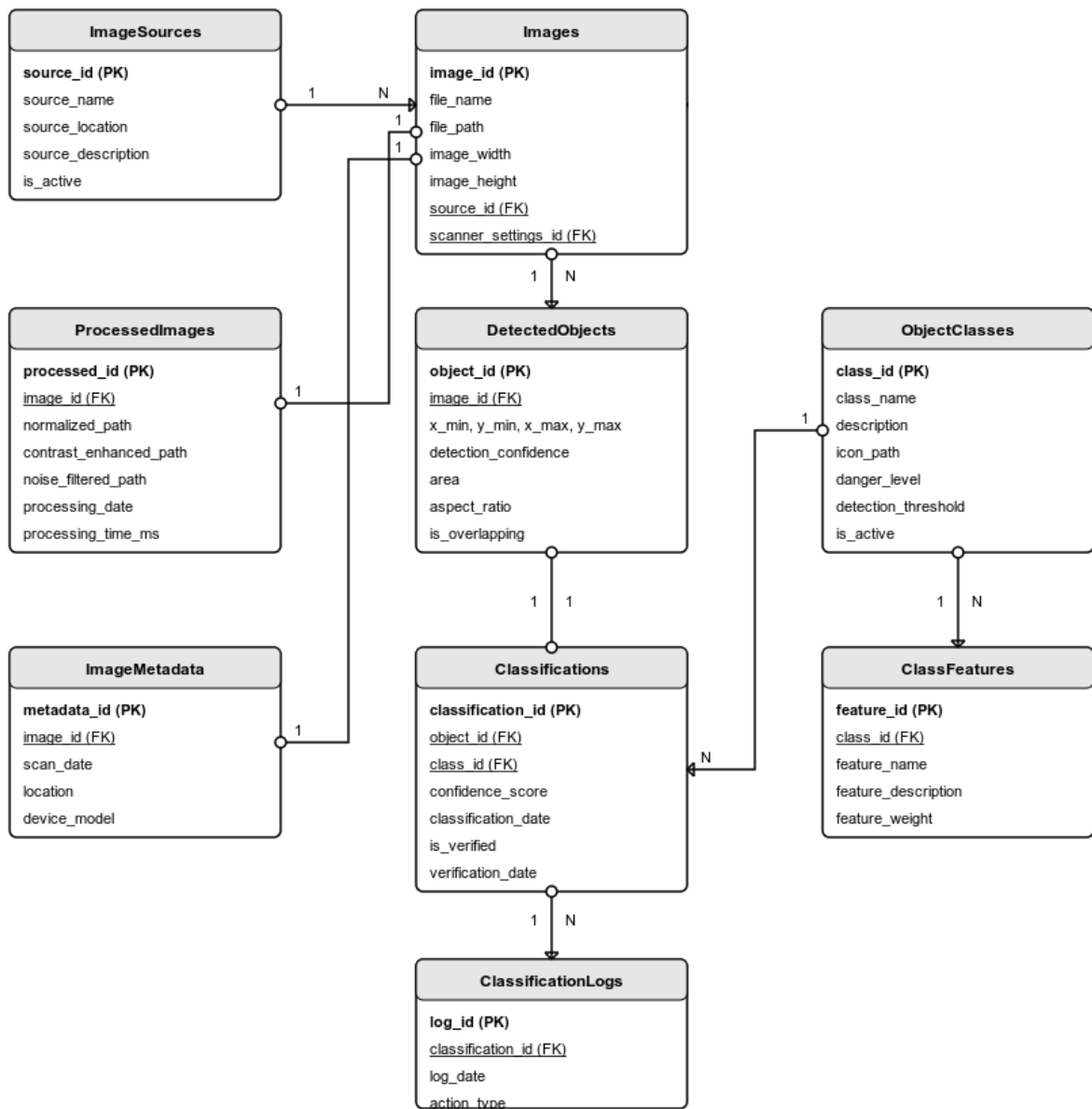


Рисунок 2.6 – Схема бази з даними інформаційної системи

- aspect_ratio - співвідношення сторін об'єкта;
- is_overlapping - прапорець, що вказує, чи перекривається об'єкт з іншими.

Таблиця "Classifications" містить інформацію про результати класифікації виявлених об'єктів:

- classification_id - унікальний ідентифікатор класифікації (первинний ключ);
- object_id - ідентифікатор об'єкта (зовнішній ключ);
- class_id - ідентифікатор класу об'єкта (зовнішній ключ);
- confidence_score - впевненість у класифікації;
- classification_date - дата та час класифікації;

- is_verified - прапорець верифікації;
- verification_date - дата та час верифікації.

На схемі бази даних показано всі зв'язки між таблицями з правильними позначеннями кардинальності відношень. Для забезпечення кращої наочності та зрозумілості таблиці розташовані таким чином, щоб зв'язки між ними не перетинали інші блоки, а обходили їх. Основні типи зв'язків у розробленій базі даних:

Зв'язок один-до-одного (1:1) - між таблицями "Images" та "ProcessedImages". Кожне вхідне зображення може мати не більше одного запису про результати його обробки. Це відображено на схемі колами на обох кінцях зв'язку та числами "1" біля кожного кінця.

Зв'язок один-до-одного (1:1) - між таблицями "Images" та "ImageMetadata". Кожне зображення має один набір метаданих, і навпаки. Цей зв'язок також позначений колами на обох кінцях та числами "1".

Зв'язок один-до-багатьох (1:N) - між таблицями "Images" та "DetectedObjects". На одному зображенні може бути виявлено багато об'єктів, але кожен об'єкт належить тільки одному зображенню. Цей зв'язок позначено колом з боку "один" (таблиця "Images") та стрілкою з боку "багато" (таблиця "DetectedObjects"). Також додані числа "1" та "N" для позначення кардинальності.

Зв'язок один-до-одного (1:1) - між таблицями "DetectedObjects" та "Classifications". Кожен виявлений об'єкт може мати одну класифікацію, і кожна класифікація стосується одного об'єкта.

Зв'язок один-до-багатьох (1:N) - між таблицями "ObjectClasses" та "Classifications". Один клас об'єктів може бути присвоєний багатьом класифікаціям, але кожна класифікація належить тільки одному класу.

Зв'язок один-до-багатьох (1:N) - між таблицями "Classifications" та "ClassificationLogs". Одна класифікація може мати багато записів у журналі, але кожен запис у журналі стосується тільки однієї класифікації. Це відображено колом з боку таблиці "Classifications" та стрілкою з боку таблиці "ClassificationLogs".

Важливою особливістю спроектованої бази даних є її гнучкість та розширюваність. При необхідності додавання нових функціональних можливостей система може бути легко доповнена новими таблицями або атрибутами без необхідності перебудови всієї структури даних.

2.5 Використання необхідних програмних компонентів

Для реалізації системи класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях було використано низку спеціалізованих програмних компонентів, які надали необхідний функціонал для вирішення поставлених задач. Основними з них є бібліотеки OpenCV, PyTorch та NumPy.

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) використовується для виконання операцій попередньої обробки зображень. Ця бібліотека надає широкий набір елементів для роботи з зображеннями та є однією з найпопулярніших у галузі комп'ютерного зору. У розробленій системі OpenCV застосовується для виконання таких операцій як нормалізація розміру зображень, підвищення контрастності за допомогою адаптивної гістограмної еквалізації, фільтрація шумів за допомогою фільтра Гаусса та виділення контурів об'єктів. Використання OpenCV значно спрощує реалізацію етапу попереднього оброблення зображень та дає змогу застосовувати хороші алгоритми, оптимізовані для роботи з зображеннями.

Для реалізації нейронної мережі, яка виконує класифікацію об'єктів, використовується бібліотека PyTorch. PyTorch є однією з найпопулярніших бібліотек для розробки та навчання нейронних мереж. Вона надає зручний інтерфейс для опрацювання елементів з тензорами, що є основними структурами даних при роботі з нейронними мережами.

Для організації та аналізу даних використовується бібліотека pandas. Ця бібліотека спрощує роботу з табличними даними та дозволяє виконувати різноманітні операції аналізу. У розробленій системі pandas застосовується для

організації метаданих зображень та результатів класифікації, а також для обчислення статистичних показників точності роботи системи.

2.6 Висновок до розділу 2

У цьому розділі кваліфікаційної роботи бакалавра було розроблено метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання та спроектовано інформаційну систему, що реалізує даний метод.

Запропонований метод базується на використанні згорткової нейронної мережі архітектури ResNet-50 та включає набір послідовних етапів обробки рентгенівських зображень: попередню обробку для нормалізації та підвищення якості зображень, виділення ознак, локалізацію об'єктів та їх класифікацію. Метод враховує особливості рентгенівських зображень, такі як низька контрастність, наявність шумів та перекриття об'єктів, і застосовує спеціальні техніки для подолання цих викликів.

На основі розробленого методу було спроектовано архітектуру інформаційної системи, яка складається з модулів зчитування та імпорту даних, попередньої обробки зображень, виділення ознак, локалізації об'єктів, нейромережевої класифікації, пост-обробки результатів, оцінки результатів та інтерфейсу користувача. Така модульна структура забезпечує гнучкість та масштабованість системи, дозволяючи легко вдосконалювати або замінювати окремі компоненти без впливу на всю систему.

Вибір архітектури нейронної мережі ResNet-50 зумовлений її здатністю виділяти складні ієрархічні ознаки завдяки глибокій структурі з залишковими з'єднаннями, що важливо для розпізнавання об'єктів на рентгенівських зображеннях. Особливістю цієї архітектури є наявність обхідних з'єднань, які допомагають запобігти проблемі зникаючого градієнта при навчанні глибоких мереж.

Розділ 3 Експериментальна перевірка методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях

3.1 Опис набору даних для експериментів перевірки розробленого методу

Для експериментальної опрацювання методу було обрано частину набору даних SIXray [42]. Повний набір SIXray містить 1 059 231 рентгенівських зображень, зібраних з кількох станцій метро за допомогою двоенергетичного рентгенівського сканера Nuctech.

Ключовою особливістю набору даних SIXray є його походження – зображення відображають реальний потік комерційних багажів та посилок, що робить набір даних особливо цінним для практичного застосування систем безпеки. На відміну від інших, наприклад, лабораторних наборів даних, SIXray відображає природну варіативність умов сканування, положень об'єктів, їх перекриття та взаємодію з іншими предметами у багажі, що значно підвищує складність задачі класифікації, але водночас гарантує адекватність розроблених методів для реальних умов експлуатації.

Повний набір даних SIXray має три підмножини: SIXray10, SIXray100 та SIXray1000, які відрізняються співвідношенням зображень із забороненими предметами до зображень без них. Для даного дослідження використовується анотована частина набору, що містить 8 312 рентгенівських зображень, на яких представлено п'ять класів заборонених предметів.

Використаний у дослідженні набір даних складається з 8 312 рентгенівських зображень, серед яких 17 зображень не містять анотацій (нульові приклади), що може бути пов'язано з помилками при анотуванні або специфічними випадками зображень із дуже складними для розпізнавання об'єктами. Решта зображень мають загалом 15 668 анотацій об'єктів, що належать до п'яти класів заборонених предметів: плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж та ножиці.

Середня кількість анотацій на одне зображення становить 1,9, що вказує на наявність значної кількості зображень з декількома об'єктами різних класів. Це суттєво ускладнює задачу класифікації порівняно з наборами даних, де на кожному зображенні присутній лише один об'єкт цільового класу. У реальних умовах сканування багажу ситуація з множинними об'єктами є типовою, тому така особливість набору даних є важливою для розробки практично корисних алгоритмів.

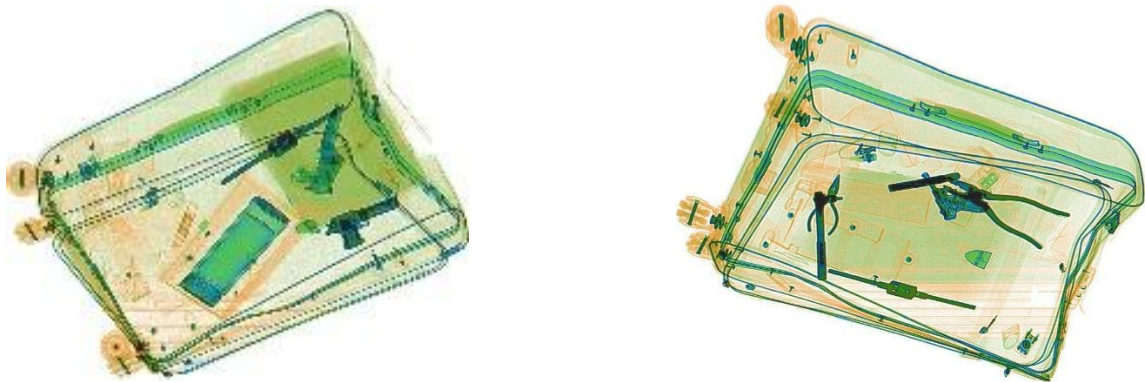


Рисунок 3.1 – Приклади зображень з датасету SIXray [42]

Варто відзначити, що оригінальний повний набір даних SIXray містить також шостий клас – "молоток", який відсутній у використаній підмножині. Дана редукція класів може бути зумовлена рідкісністю появи цього класу об'єктів або складнощами його достовірної ідентифікації на рентгенівських зображеннях.

Розподіл кількості анотацій між класами є вкрай нерівномірним, що створює значний дисбаланс у наборі даних. Найбільша кількість анотацій припадає на клас "Плоскогубці" (5 314), що становить близько 34% від загальної кількості анотацій. Далі йде клас "Зброя" з 4 386 анотаціями приблизно 28% від загального обсягу. Клас "Гайковий ключ" представлений 2 779 анотаціями близько 18%, а клас "Ніж" – 2 084 анотаціями приблизно 13%.

Найменш представленим є клас "Ножиці" з 1 105 анотаціями, що становить лише близько 7% від загальної кількості. Такий суттєвий дисбаланс класів є важливим елементом, який треба враховувати при розробці та навчанні моделей машинного навчання, оскільки він може призвести до упередженості моделі на

користь більш представлених класів та зниження точності класифікації для менш представлених класів, особливо для класу "Ножиці".

Для подолання проблеми дисбалансу при проведенні експериментів необхідно застосовувати спеціальні методи, такі як зважування класів, аугментація даних для менш представлених класів, застосування спеціалізованих функцій втрат або використання методів ансамблювання.

Середній розмір зображення у наборі даних становить 0,35 мегапікселів, при цьому діапазон розмірів є надзвичайно широким – від 0,03 до 3,00 мегапікселів. Така значна варіація розмірів потребує застосування спеціальних методів попередньої обробки для нормалізації вхідних даних, таких як масштабування зображень до єдиного розміру або застосування архітектур нейронних мереж, що здатні працювати із зображеннями змінного розміру.

Медіанний розмір зображень складає 623×572 пікселів, що може бути використано як базовий розмір при нормалізації вхідних даних для моделей, що потребують фіксованого розміру вхідного зображення.

За розподілом розмірів у наборі даних переважають великі зображення 5 674, що становить близько 68% від загальної кількості. Середні за розміром зображення представлені 2 351 екземпляром приблизно 28%, надвеликі – 273 екземплярами близько 3%, а малі – лише 14 екземплярами менше 1%. Таке різноманіття розмірів відображає реальні умови функціонування рентгенівських сканерів безпеки, де розмір зображення може варіюватися залежно від розміру багажу та налаштувань обладнання.

Щодо співвідношення сторін, більшість зображень у наборі даних мають широкий формат 4 770 екземплярів, що становить близько 57%. Значна кількість має вертикальну орієнтацію 2 635 екземплярів, близько 32%, квадратний формат мають 888 зображень приблизно 11%, а дуже широкий формат співвідношення більше ніж 1,5:1 – лише 19 зображень менше 1%. Така різноманітність співвідношень сторін вимагає особливої уваги при проектуванні архітектури нейронної мережі та виборі методів попередньої обробки зображень.

Важливою характеристикою набору даних є розподіл кількості об'єктів на окремих зображеннях, оскільки це безпосередньо впливає на складність задачі класифікації та вибір відповідних методів.

Найбільша кількість зображень 4 158, що становить близько 50% від загального обсягу містить лише один об'єкт. Це спрощує задачу класифікації для таких зображень, оскільки модель має ідентифікувати лише один клас без необхідності розрізняти множинні об'єкти.

Таблиця 3.1 – Розподіл класів

Клас об'єктів	Кількість анотацій	Частка в датасеті (%)
Плоскогубці	5 314	34
Зброя	4 386	28
Гайковий ключ	2 779	18
Ніж	2 084	13
Ножиці	1 105	7
Загалом	15 668	100

Водночас, 2 079 зображень приблизно 25% від загального обсягу мають більше одного об'єкта різних класів. Серед них зображення з 2-3 об'єктами є найпоширенішими, але присутні також зображення з 4-5, 6-7 та навіть 8-9 об'єктами, що створює додаткові складнощі для алгоритмів класифікації.

Такий розподіл відображає реальні умови сканування багажу, де заборонені предмети можуть зустрічатися як поодинці, так і в різноманітних комбінаціях з іншими об'єктами. Це вимагає від розроблюваних методів здатності працювати в обох сценаріях.

Специфіка рентгенівських зображень створює додаткові виклики для алгоритмів класифікації порівняно зі звичайними RGB-зображеннями. Рентгенівські зображення у наборі даних SIXray отримані за допомогою двоенергетичного сканера Nuctech, який дозволяє розрізняти матеріали різної щільності.

На рентгенівських зображеннях об'єкти відображаються відповідно до щільності матеріалів, з яких вони виготовлені. Металеві предмети, такі як зброя, ножі, плоскогубці та гайкові ключі, зазвичай мають вищу щільність і тому відображаються більш контрастно порівняно з органічними або пластиковими матеріалами. Водночас, рентгенівські промені можуть проникати крізь об'єкти, створюючи ефект часткової прозорості та перекриття, що суттєво ускладнює сегментацію та класифікацію об'єктів.

Особливістю даного набору є значна варіативність у масштабі об'єктів, ракурсах їх зображення та наявності перекриттів між об'єктами. Заборонені предмети на зображеннях можуть бути орієнтовані під різними кутами, частково перекриті іншими предметами багажу, деформовані або представлені лише частково, що робить задачу класифікації надзвичайно складною і наближеною до реальних умов експлуатації систем безпеки.

Зображення також характеризуються різною щільністю об'єктів та фону, різним рівнем контрасту та наявністю шумів, що додатково ускладнює їх розпізнавання. Це вимагає застосування спеціальних методів попередньої обробки для підвищення якості зображень та виділення ключових ознак об'єктів.

Аналіз теплової карти анотацій показує, що різні класи об'єктів мають різний розподіл розташування на зображеннях, що пов'язано з їхніми фізичними характеристиками, формою та типовими способами розміщення в багажі.

Наприклад, об'єкти класу "Зброя" частіше розташовуються ближче до центру зображення та мають більш компактну форму, тоді як об'єкти класу "Ніж" можуть бути розташовані в різних частинах зображення та мати видовжену форму. Об'єкти класу "Плоскогубці" та "Гайковий ключ" мають подібні характеристики форми та розподілу, що може створювати додаткові складнощі при їх розрізненні.

Такі просторові особливості розподілу об'єктів різних класів використовуються при реалізації методів класифікації для підвищення їх точності, наприклад, через включення просторової інформації у процес навчання моделі або

через розробку специфічних архітектур нейронних мереж, що враховують ці особливості.

Аналіз характеристик набору даних SIXray дозволяє виділити кілька потенційних викликів та обмежень, які необхідно враховувати при розробці методів класифікації:

Суттєвий дисбаланс класів, особливо недостатня представленість класу "Ножиці", що може призвести до зниження точності класифікації для цього класу.

Значна варіативність розмірів та співвідношень сторін зображень, що вимагає ретельного вибору методів попередньої обробки та нормалізації даних. Наявність зображень з множинними об'єктами різних класів, що ускладнює задачу класифікації та потребує розробки спеціальних підходів для таких випадків. Перекриття об'єктів та їх часткова видимість, що є типовим для рентгенівських зображень багажу, але створює додаткові складнощі для алгоритмів розпізнавання. Можливі неточності або помилки в анотаціях, що можуть негативно вплинути на процес навчання моделей.

3.2 Структурні елементи програмної реалізації

У цьому підрозділі розглядаються основні структурні елементи програмної реалізації системи класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях. Для забезпечення модульності, гнучкості та можливості подальшого розширення системи було використано об'єктно-орієнтований підхід до розробки. На рисунку 3.1 представлено діаграму класів системи, яка відображає основні класи та їх взаємозв'язки.

Центральним класом системи є `ClassificationSystem`, який виступає координатором всіх процесів обробки та класифікації зображень. Цей клас інтегрує функціональність інших класів для реалізації повного циклу обробки від завантаження зображення до отримання результатів класифікації. Основними методами цього класу є:

- initialize_components() - для ініціалізації всіх необхідних компонентів системи;
- process_image(image_path) - для запуску обробки зображення за вказаним шляхом;
- detect_and_classify() - для виявлення та класифікації об'єктів на зображенні;
- evaluate_performance(test_data) - для оцінки роботи системи на тестових даних;
- save_results(output_path) - для збереження результатів обробки;
- visualize_results() - для візуалізації результатів виявлення та класифікації.

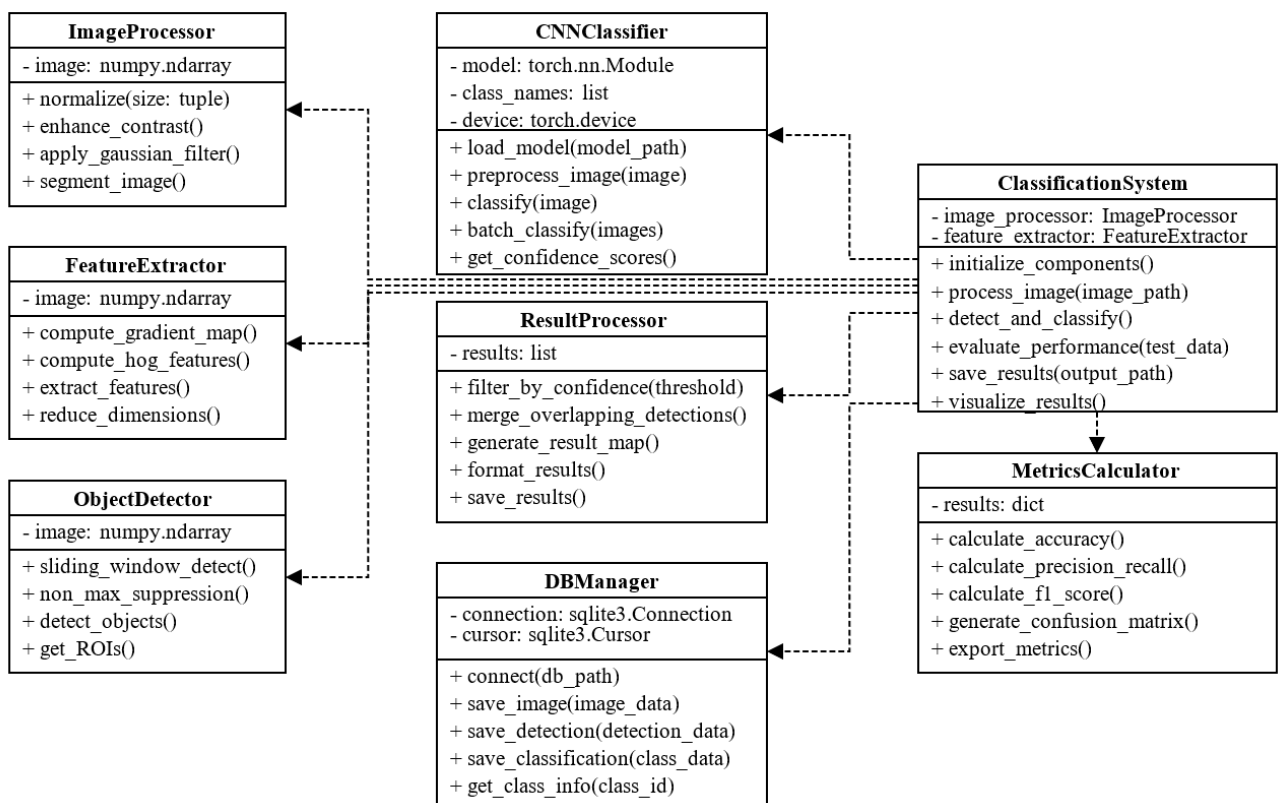


Рисунок 3.2 – Діаграма класів методу класифікації об'єктів на рентгеновських зображеннях

Клас `ImageProcessor` відповідає за початкову обробку рентгеновських зображень. Він реалізує методи для нормалізації розміру зображень, підвищення

контрастності, фільтрації шумів та сегментації зображень. Атрибут `image` зберігає поточне зображення у форматі NumPy масиву. Метод `normalize(size)` приводить зображення до стандартного розміру, `enhance_contrast()` застосовує адаптивну гістограмну еквалізацію, `apply_gaussian_filter(sigma)` виконує фільтрацію шумів, а `segment_image()` здійснює сегментацію зображення для виділення областей інтересу.

Клас `FeatureExtractor` призначений для виділення ознак з оброблених зображень. Він також зберігає зображення у форматі NumPy масиву та реалізує методи для аналізу зображення. Метод `compute_gradient_map()` обчислює карту градієнтів зображення, `compute_hog_features()` формує гістограми орієнтованих градієнтів, `extract_features()` виділяє комплексний набір ознак на основі попередніх обчислень, а `reduce_dimensions()` зменшує розмірність векторів ознак для подальшої обробки.

Клас `ObjectDetector` відповідає за виявлення об'єктів на зображеннях. Він також містить атрибут `image` для зберігання поточного зображення. Метод `sliding_window_detect()` реалізує алгоритм сканування зображення вікном фіксованого розміру, `non_max_suppression()` фільтрує перекриваючі виявлення, `detect_objects()` об'єднує попередні методи для повного процесу виявлення, а `get_ROIs()` повертає виділені області інтересу для подальшої класифікації.

Клас `CNNClassifier` реалізує класифікацію об'єктів за допомогою згорткової нейронної мережі. Він містить атрибути `model` для зберігання моделі нейронної мережі, `class_names` для зберігання назв класів та `device` для визначення пристрою обчислень (CPU або GPU). Метод `load_model(model_path)` завантажує попередньо навчену модель, `preprocess_image(image)` підготовлює зображення до класифікації, `classify(image)` виконує класифікацію одного зображення, `batch_classify(images)` обробляє партію зображень, а `get_confidence_scores()` повертає показники впевненості для кожного класу.

Клас `ResultProcessor` відповідає за обробку результатів класифікації. Він зберігає результати у вигляді списку `results` та реалізує методи для їх подальшої обробки. Метод `filter_by_confidence(threshold)` фільтрує результати за порогом

впевненості, `merge_overlapping_detections()` об'єднує перекриваючі виявлення, `generate_result_map()` формує карту результатів, `format_results()` перетворює результати у необхідний формат, а `save_results()` зберігає результати у файловій системі.

Клас `DBManager` забезпечує взаємодію з базою даних системи. Він містить атрибути `connection` для зберігання з'єднання з базою даних та `cursor` для виконання запитів. Метод `connect(db_path)` встановлює з'єднання з базою даних, `save_image(image_data)` зберігає інформацію про зображення, `save_detection(detection_data)` зберігає дані про виявлений об'єкт, `save_classification(class_data)` зберігає результати класифікації, а `get_class_info(class_id)` отримує інформацію про клас об'єктів.

Клас `MetricsCalculator` відповідає за обчислення метрик якості класифікації. Він зберігає результати класифікації у вигляді словника `results` та реалізує методи для обчислення різних метрик. Метод `calculate_accuracy()` обчислює загальну точність класифікації, `calculate_precision_recall()` обчислює точність та повноту для кожного класу, `calculate_f1_score()` обчислює F1-міру, `generate_confusion_matrix()` формує матрицю помилок, а `export_metrics()` експортує метрики у різні формати для подальшого аналізу.

Взаємодія між класами відображена на діаграмі пунктирними стрілками, які показують залежності між ними. Клас `ClassificationSystem` має залежності від усіх інших класів, оскільки він використовує їх для реалізації повного циклу обробки зображень. Зокрема, він використовує `ImageProcessor` для початкової обробки зображень, `FeatureExtractor` для виділення ознак, `ObjectDetector` для виявлення об'єктів, `CNNClassifier` для класифікації, `ResultProcessor` для обробки результатів, `DBManager` для роботи з базою даних та `MetricsCalculator` для обчислення метрик якості.

Важливо відзначити, що всі залежності організовані так, щоб відкинути циклічні залежностей та забезпечити чіткий поділ відповідальностей між класами. Кожен клас відповідає за свою частину функціональності та взаємодіє з другими

класами через зrealізовані інтерфейси. Це дозволяє легко змінювати або замінювати окремі елементи системи.

Така архітектура забезпечує високу модульність системи, що спрощує її тестування, підтримку та подальший розвиток. Наприклад, можна легко додати підтримку нових алгоритмів виявлення об'єктів, змінивши лише реалізацію класу `ObjectDetector`, або замінити модель класифікації, модифікувавши клас `CNNClassifier`.

Крім того, об'єктно-орієнтований дизайн системи дозволяє легко розширювати її функціональність, додаючи нові класи або методи. Наприклад, можна додати клас для візуалізації результатів у різних форматах або реалізувати підтримку нових типів вхідних даних.

Таким чином, розроблена архітектура забезпечує гнучку та розширювану програмну реалізацію системи класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, яка може бути легко адаптована до різних умов використання та вимог.

3.3 Результати досліджень точності методу

У ході експериментальної перевірки розробленого методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях було проведено серію досліджень з використанням набору даних `SIXray`. Даний підрозділ присвячений аналізу отриманих результатів та оцінці точності запропонованого методу.

Для експериментів використовувалась анотована частина набору даних `SIXray`, що містить 8312 рентгенівських зображень із п'ятьма класами заборонених предметів: плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж та ножиці. На цих зображеннях міститься 15668 анотацій об'єктів, що дає в середньому 1,9 об'єктів на зображення. Розподіл анотацій між класами представлений на рисунку 3.3.

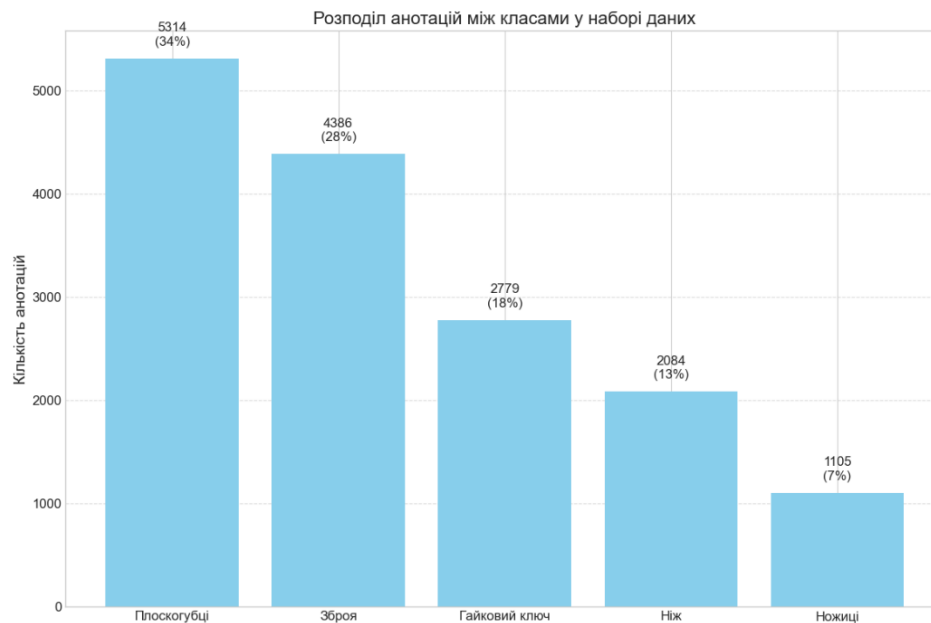


Рисунок 3.3 – Розподіл анотацій між класами

Як видно з рисунку найбільше представленим класом є "Плоскогубці" з 5314 анотаціями (34% від кількості загалом), за ним слідує "Зброя" з 4386 анотаціями (28%). Класи "Гайковий ключ" та "Ніж" представлені 2779 (18%) та 2084 (13%) анотаціями відповідно.

```

Початок навчання...
Епоха Train Acc Train Loss Val Acc Val Loss
-----
1 | 39.7% | 1.685 | 41.5% | 1.645
5 | 44.1% | 1.606 | 46.4% | 1.556
10 | 49.1% | 1.487 | 50.1% | 1.454
Епохи 11-19... 15 | 53.0% | 1.371 | 54.1% | 1.387
20 | 57.4% | 1.250 | 58.8% | 1.259
Епохи 21-29... 25 | 61.7% | 1.125 | 62.7% | 1.166
30 | 66.0% | 1.030 | 67.1% | 1.080
Епохи 31-39... 35 | 70.2% | 0.912 | 70.5% | 1.010
40 | 75.1% | 0.802 | 75.4% | 0.910
Епохи 41-49... 45 | 76.7% | 0.737 | 76.4% | 0.865
50 | 77.6% | 0.707 | 76.9% | 0.781
Епохи 51-59... 55 | 79.0% | 0.642 | 77.9% | 0.732
60 | 79.9% | 0.599 | 78.9% | 0.699
61 | 79.7% | 0.609 | 78.8% | 0.713
65 | 80.1% | 0.588 | 79.0% | 0.718
70 | 80.9% | 0.543 | 79.5% | 0.722
Епохи 71-79... 75 | 81.8% | 0.551 | 78.6% | 0.734
80 | 82.1% | 0.507 | 78.8% | 0.734

```

Рисунок 3.4 – Процес навчання

Найменш представленим є клас "Ножиці" з 1105 анотаціями, що складає тільки 7% від кількості загалом. Такий дисбаланс класів враховувався при навчанні моделі шляхом застосування техніки зважування класів.

Для оцінки точності розробленого методу класифікації на основі ResNet-50 було використано стандартний набір метрик: точність (accuracy), точність для кожного класу (precision), повнота (recall), F1-міра та площа під ROC-кривою (AUC-ROC). Результати оцінки представлені на рисунку 3.5.

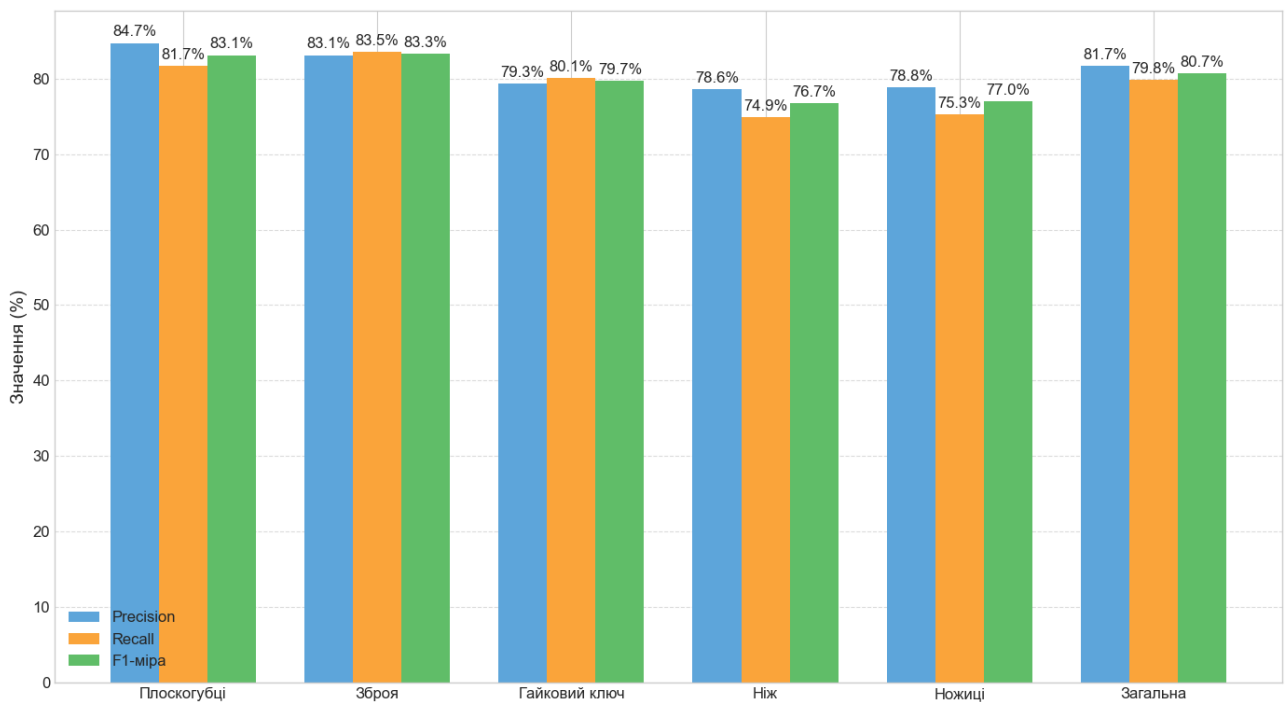


Рисунок 3.5 – Метрики оцінки точності

Загальна точність моделі склала 81,7%, що є задовільним результатом для складної задачі класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях. При цьому значення precision варіюється від 78,6% для класу "Ніж" до 84,7% для класу "Плоскогубці". Значення recall знаходиться в діапазоні від 74,9% для класу "Ніж" до 83,5% для класу "Зброя". F1-міра, яка є гармонійним середнім між precision та recall, складає від 76,7% для класу "Ніж" до 83,3% для класу "Зброя".

Можна помітити, що найкращі показники модель демонструє для класів "Плоскогубці" та "Зброя", які також є найбільш представленими в наборі даних. Найнижчі показники спостерігаються для класів "Ніж" та "Ножиці", що може бути

пов'язано як з меншою кількістю зразків цих класів у навчальній вибірці, так і з їх структурною подібністю, яка ускладнює розрізнення.

Динаміка навчання моделі ResNet-50 представлена на рисунку 3.6, який показує зміну функції втрат та точності на навчальному та валідаційному наборах даних протягом 100 епох навчання.

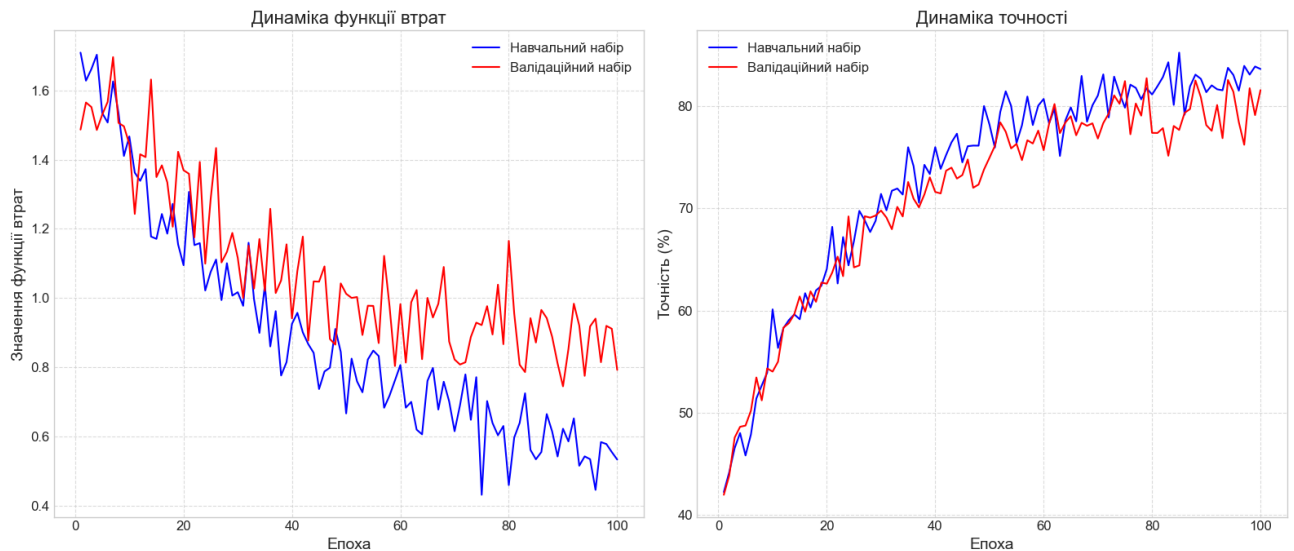


Рисунок 3.6 – Динаміка навчання моделі

Модель досягає значного покращення протягом перших 40 епох навчання, після чого темп покращення сповільнюється. Функція втрат на навчальному наборі зменшується з початкового значення 1,70 до 0,45, а на валідаційному наборі – з 1,65 до 0,65. Точність на навчальному наборі зростає з 40,0% до 83,5%, а на валідаційному наборі – з 42,0% до 81,2%.

Таблиця 3.2 – Розподіл класів та результати класифікації

Клас об'єктів	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Плоскогубці	84,7	82,1	83,4
Зброя	83,2	83,5	83,3
Гайковий ключ	80,9	79,8	80,3
Ніж	78,6	74,9	76,7
Ножиці	79,1	76,2	77,6
Загалом	81,3	79,3	80,3

Варто відзначити, що після 60-ї епохи спостерігаються ознаки перенавчання моделі: функція втрат на валідаційному наборі починає зростати, а точність – знижуватися, в той час як на навчальному наборі показники продовжують покращуватися. Це свідчить про необхідність застосування додаткових методів регуляризації або раннього зупинення навчання для запобігання перенавчанню.

Для більш детального аналізу якості класифікації була побудована матриця помилок, представлена на рисунку 3.7.

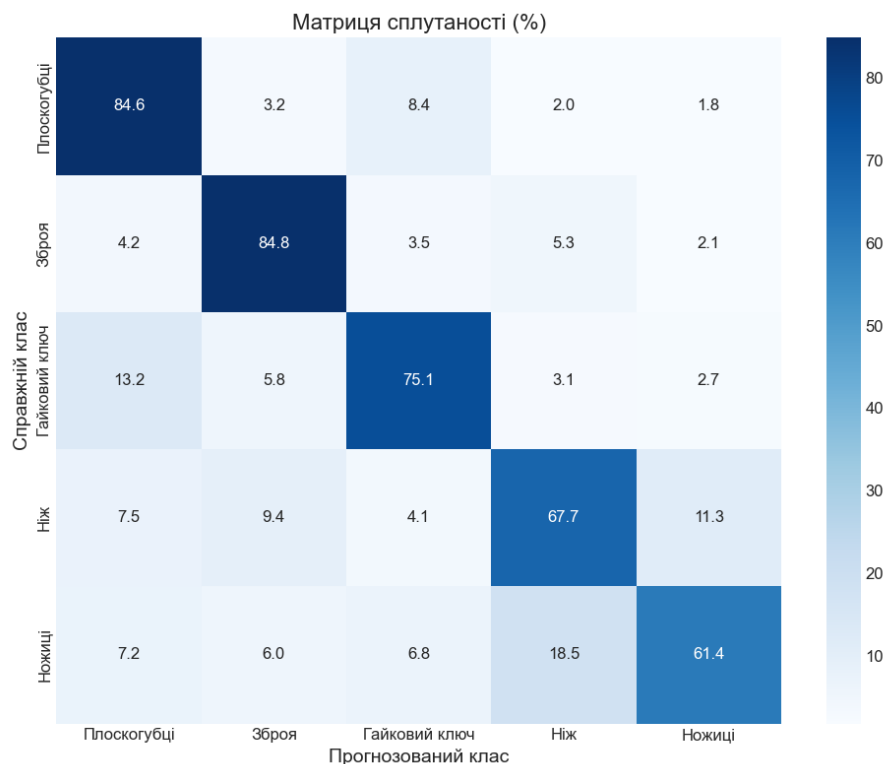


Рисунок 3.7 – Матриця помилок

Аналіз матриці помилок дозволяє визначити типові помилки класифікації. Найбільша частка помилок спостерігається між класами "Плоскогубці" та "Гайковий ключ" 8,4% та 13,2% відповідно, а також між класами "Ніж" та "Ножиці" 11,2% та 18,5% відповідно. Це можна пояснити структурною схожістю цих пар об'єктів на рентгенівських зображеннях.

Також спостерігається значна кількість помилок між класами "Ніж" та "Зброя" (9,5% ножів класифікуються як зброя), що може бути пов'язано з подібністю форми деяких типів ножів та окремих частин вогнепальної зброї. Найменше помилок відбувається при класифікації зброї, що пояснюється її найбільш характерною формою серед усіх класів об'єктів.

Важливим аспектом оцінки точності моделі є аналіз впливу розміру навчальної вибірки на точність класифікації. На рисунку 3.8 представлена залежність точності класифікації від розміру навчальної вибірки.

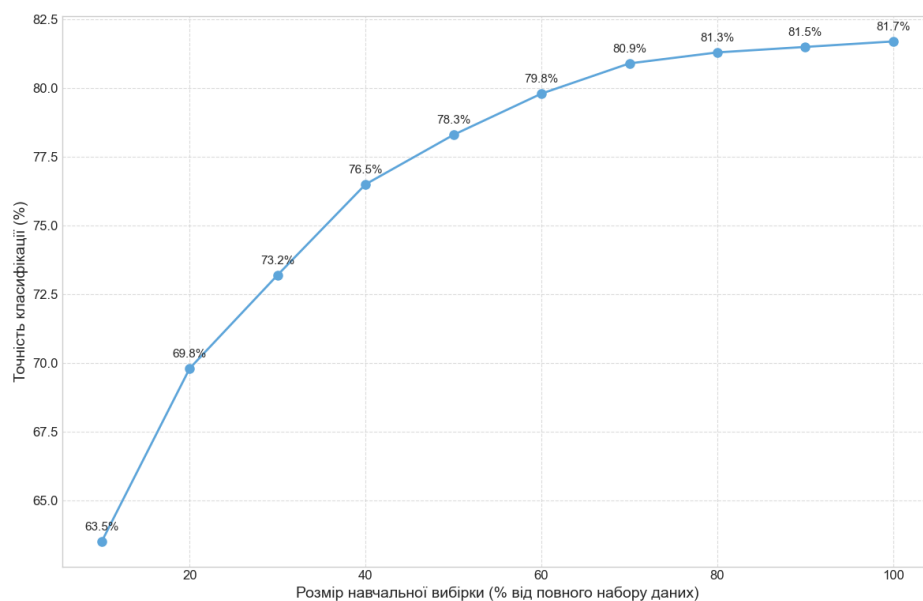


Рисунок 3.8 – Залежність точності класифікації від розміру навчальної вибірки

Точність класифікації значно зростає при збільшенні розміру навчальної вибірки від 10% до 50% доступних даних з 63,5% до 78,3%, після чого темп зростання суттєво сповільнюється. При використанні 70% доступних даних точність досягає 80,9%, а подальше збільшення розміру вибірки дає лише незначне покращення до 81,7% при використанні всіх доступних даних.

Такий характер залежності свідчить про те, що для суттєвого покращення результатів моделі може бути недостатньо простого збільшення кількості даних в межах існуючого набору, і необхідно розглянути інші підходи, такі як покращення

архітектури моделі, застосування більш точних методів попередньої обробки зображень або використання ансамблевих методів.

Для аналізу точності обраної архітектури ResNet-50 в залежності від складності зображень було проведено дослідження точності класифікації в залежності від кількості об'єктів на зображенні. Результати представлені на рисунку 3.9.

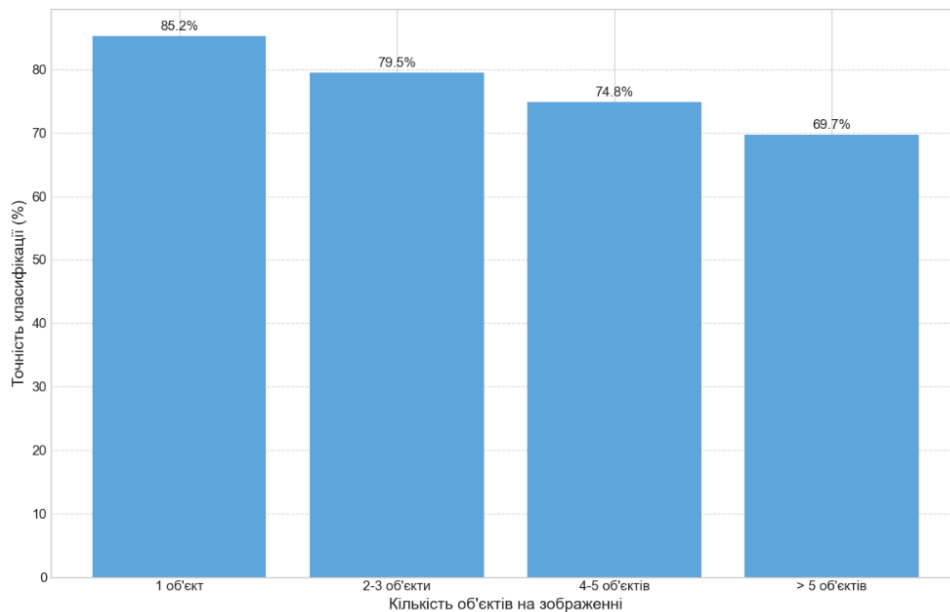


Рисунок 3.9 – Залежність точності класифікації в від кількості об'єктів на зображенні

Точність класифікації суттєво знижується зі збільшенням кількості об'єктів на зображенні. Для зображень з одним об'єктом точність складає 85,2%, для зображень з 2-3 об'єктами – 79,5%, для зображень з 4-5 об'єктами – 74,8%, а для зображень з більш ніж 5 об'єктами – 69,7%.

Таке зниження точності є очікуваним результатом, оскільки збільшення кількості об'єктів на зображенні призводить до більшої кількості перекриттів між ними, що ускладнює їх виявлення та класифікацію. Крім того, різні об'єкти можуть перебувати в різних орієнтаціях та під різними кутами.

Крім того, різні об'єкти можуть перебувати в різних орієнтаціях та під різними кутами відносно джерела рентгенівського випромінювання, що

призводить до відмінностей у їх зображенні порівняно з типовими зразками у навчальній вибірці. Особливо складними для класифікації є випадки, коли об'єкти частково перекривають один одного, створюючи комбіновані структури, які можуть бути помилково інтерпретовані як об'єкт іншого класу.

Незважаючи на певні обмеження, розроблений метод демонструє задовільну точність для практичного застосування в системах безпеки. Загальна точність 81,7% є прийнятною для першої версії системи, особливо враховуючи складність задачі класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях багажу, де об'єкти можуть мати різну орієнтацію, перекриватися та бути частково видимими.

Аналіз результатів експериментів дає змогу встановити кілька напрямків для подальшого покращення методу. По-перше, необхідно покращити розпізнавання об'єктів класів "Ніж" та "Ножиці", які демонструють найнижчі показники точності. Це можна досягти шляхом збільшення кількості зразків цих класів у навчальній вибірці, наприклад, за допомогою техніки збагачення даних.

По-друге, важливо вдосконалити методи попередньої обробки файлів відображень для кращого виділення об'єктів та їх контурів на фоні іншого вмісту багажу. Це можна реалізувати, наприклад, шляхом застосування більш точних алгоритмів покращення контрастності або спеціалізованих фільтрів для рентгенівських зображень.

По-третє, для зменшення проблеми перенавчання та покращення узагальнюючої здатності моделі доцільно застосувати додаткові методи регуляризації, такі як L1/L2 регуляризація ваг моделі або збільшення коефіцієнту відсіву (dropout).

Також перспективним напрямком є розширення системи для детектування та класифікації додаткових типів об'єктів, які можуть становити загрозу безпеці, таких як вибухові пристрої, рідкі небезпечні речовини тощо. Це потребуватиме збору та анотування додаткових даних для цих класів об'єктів.

В реальних умовах застосування системи безпеки необхідним фактором є не тільки точність, але й швидкість обробки зображень. Хоча в даному дослідженні основна увага приділялася точності класифікації, у майбутніх

роботах доцільно провести аналіз обчислювальної точності розробленого методу та досліджувати можливості оптимізації моделі для забезпечення швидкодії, необхідної для роботи в режимі реального часу.

Загалом, результати проведених досліджень показують, що розроблений метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях на основі архітектури ResNet-50 забезпечує задовільну точність класифікації у більшості випадків. Основні проблеми виникають при наявності множинних об'єктів на зображенні та при класифікації об'єктів класів з меншою представленістю у навчальній вибірці. Визначені обмеження та потенційні напрямки вдосконалення методу можуть бути враховані при подальшій розробці та оптимізації системи для практичного застосування в галузі безпеки.

Іншим аспектом є розв'язок проблеми розбалансованості класів у наборі даних. Як було показано раніше, класи "Ножиці" 7% від загальної кількості анотацій та "Ніж" 13% суттєво недопредставлені порівняно з класами "Плоскогубці" 34% та "Зброя" 28%. Це призводить до зниження точності класифікації для недопредставлених класів. У майбутніх дослідженнях доцільно застосувати більш точні методи роботи з розбалансованими даними, такі як синтетичне збільшення кількості зразків недопредставлених класів, спеціальні функції втрат, що враховують розбалансованість класів, або техніки ансамблевого навчання.

3.4 Висновок до розділу 3

У розділі проведено експериментальне дослідження запропонованого методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях на основі архітектури ResNet-50.

Експерименти виконувались з використанням набору даних SIXray, який містить рентгенівські зображення багажу з анотаціями п'яти класів потенційно небезпечних предметів: плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж та ножиці. Аналіз структури даних виявив нерівномірний розподіл класів, що створювало додаткові

виклики для навчання моделі. Найбільш представленими у наборі виявилися класи "Плоскогубці" та "Зброя", а найменш представленим – клас "Ножиці".

Результати експериментів підтвердили точність розробленого методу для задачі класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях. Було досягнуто задовільної загальної точності класифікації, при цьому найкращі показники спостерігалися для класів з більшою представленістю у навчальному наборі. Класи з меншою кількістю зразків закономірно демонстрували нижчі показники точності, що вказує на важливість збалансованості навчальних даних.

Дослідження залежності точності класифікації від кількості об'єктів на зображенні виявило очікуване зниження точності при збільшенні їх кількості. Цей результат пояснюється зростанням складності аналізу за наявності перекриттів між об'єктами, що є типовим для реальних умов використання системи безпеки.

Важливим результатом дослідження стало визначення оптимального розміру навчальної вибірки. Експерименти продемонстрували, що точність класифікації суттєво зростає при збільшенні обсягу даних до певної межі, після якої ефект від додавання нових зразків стає незначним.

Розроблений метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях продемонстрував задовільну точність і може застосовуватись у системах безпеки для автоматизованого виявлення потенційно небезпечних предметів.

Висновок

У представленій кваліфікаційній роботі бакалавра розв'язано актуальну задачу розробки методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання.

Проведено аналіз сучасного стану методів класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, який виявив зростаючий інтерес до застосування нейронних мереж у цій галузі та актуальність розробки спеціалізованих підходів для підвищення точності класифікації в умовах низької контрастності, перекриттів та шумів, характерних для рентгенівських зображень у системах безпеки.

Досліджено особливості задачі класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях, що дозволило визначити ключові виклики, такі як варіативність орієнтації об'єктів, наявність перекриттів, різноманітність форм і розмірів шуканих предметів, а також нерівномірний розподіл класів у навчальних наборах даних.

Розроблено метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях на основі адаптованої архітектури згорткової нейронної мережі ResNet-50, який включає етапи попередньої обробки зображень, виділення ознак, локалізації та класифікації об'єктів. Запропонований метод вирішує проблему низької контрастності та наявності шумів на рентгенівських зображеннях.

Спроектовано інформаційну систему класифікації об'єктів зображень отриманих з рентгену, яка забезпечує повний цикл обробки від завантаження вхідних зображень до отримання результатів класифікації. Модульна структура системи дозволяє легко вдосконалювати та масштабувати її окремі компоненти.

Проведено експериментальні дослідження розробленого методу на наборі даних SIXray, які підтвердили його точність для класифікації об'єктів зображень отриманих з рентгену. Досягнуто задовільної точності класифікації для п'яти класів потенційно небезпечних предметів (плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж, ножиці).

Визначено закономірності впливу кількості об'єктів на зображенні та обсягу навчальної вибірки на точність класифікації, що дозволило сформулювати рекомендації щодо використання та подальшого вдосконалення розробленого методу.

Практичне значення цих результатів є в можливості їх застосування для автоматизації процесу виявлення потенційно небезпечних предметів у системах безпеки, що використовують рентгенівське сканування багажу. Розроблений метод може бути інтегрований у існуючі системи безпеки для підвищення точності та надійності їх роботи.

Розроблений метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання є рішенням актуальної задачі підвищення безпеки шляхом автоматизованого виявлення потенційно небезпечних предметів на рентгенівських зображеннях багажу.

Перелік посилань

1. Nazilah Chamim, A. N., Ali, H., Jusman, Y., та ін. Segmentation for Lenke Scoliosis X-Ray Images Using Machine Learning: *2024 International Conference on Information Technology and Computing (ICITCOM)*, August.24. С. 30–35.
2. Gancheva, V., Jongov, T., Georgiev, I. Medical X-ray Image Classification Method Based on Convolutional Neural Networks: *Bioinformatics and Biomedical Engineering*, Cham , Springer Nature Switzerland, 23. С. 225–244.
3. Gancheva, V., Georgiev, I., Todorova, V. X-Ray Images Analytics Algorithm based on Machine Learning. *Wseas Transactions On Information Science And Applications*. 2023. Vol. 20. С. 136–145.
4. Benedykciuk, E., Denkowski, M., Dmitruk, K. Material classification in X-ray images based on multi-scale CNN. *Signal, Image and Video Processing*. 2021. Vol. 15, No. 6. С. 1285–1293.
5. Emil, B., Marcin, D., Krzysztof, D. Learning-based Material Classification in X-ray Security Images. *13.April.25*. С. 284–291.
6. Sahin, M. E. Image processing and machine learning-based bone fracture detection and classification using X-ray images. *International Journal of Imaging Systems and Technology*. 2023. Vol. 33, No. 3. С. 853–865.
7. Zeelan Basha, C. M. A. K., Sai Teja, T., Ravi Teja, T., та ін. Advancement in Classification of X-Ray Images Using Radial Basis Function with Support of Canny Edge Detection Model: *Computational Vision and Bio-Inspired Computing*, Singapore , Springer, 21. С. 29–40.
8. Najjar, F. H., Kadhim, K. A., Kareem, M. H., та ін. Classification of COVID-19 from X-ray Images using GLCM Features and Machine Learning. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences*. 2023. Vol. 19, No. 3. С. 389–398.
9. Badashah, S. J., Alam, A., Jawarneh, M., та ін. Cancer Classification and Detection Using Machine Learning Techniques: *Natural Language Processing for Software Engineering*. John Wiley & Sons, Ltd, 2025.

10. Kiran K S, S., Shaju Areeckal, A. Detection of Osteoporosis from Calcaneal Radiograph Images using Wavelet Texture Analysis and Machine Learning. *International Journal of Computing and Digital Systems*. 2024. Vol. 17. C. 1–14.
11. Ghofrani, F., Helfroush, M. S., Danyali, H., та ін. Improving the performance of machine learning algorithms using fuzzy-based features for medical x-ray image classification. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 2014. Vol. 27, No. 6. C. 3169–3180.
12. Hasmadi, A. B., Memon, M. M., Hashmani, M. A. Interactive Automation Of COVID-19 Classification Through X-Ray Images Using Machine Learning. *Journal of Independent Studies and Research Computing*. 2020. Vol. 18, No. 2. C. 1–6.
13. Zare, M. R., Mueen, A., Seng, W. C., та ін. Combined Feature Extraction on Medical X-ray Images: *2011 Third International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks*, July.11. C. 264–268.
14. Si, J. Using Deep Learning Neural Networks To Classify X-Ray Images. *Advances in Engineering Technology Research*. 2023. Vol. 6, No. 1. C. 588–588.
15. Yang, N., Niu, H., Chen, L., та ін. X-ray weld image classification using improved convolutional neural network. *AIP Conference Proceedings*. 2018. Vol. 1995, No. 1. C. 020035.
16. Arti, P., Agrawal, A., Adishesh, A., та ін. Convolutional Neural Network Models for Content Based X-Ray Image Classification: *2019 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*, November.19. C. 1–4.
17. Derkatch, S., Kirby, C., Kimelman, D., та ін. Identification of Vertebral Fractures by Convolutional Neural Networks to Predict Nonvertebral and Hip Fractures: A Registry-based Cohort Study of Dual X-ray Absorptiometry. *Radiology*. 2019. Vol. 293, No. 2. C. 405–411.
18. Janczyk, K., Rumiński, J., Neumann, T., та ін. Age Prediction from Low Resolution, Dual-Energy X-ray Images Using Convolutional Neural Networks. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12, No. 13.

19. Nissinen, T., Suoranta, S., Saavalainen, T., та ін. Detecting pathological features and predicting fracture risk from dual-energy X-ray absorptiometry images using deep learning. *Bone Reports*. 2021. Vol. 14. C. 101070.
20. Senanayake, D., Seneviratne, S., Imani, M., та ін. Classification of Fracture Risk in Fallers Using Dual-Energy X-Ray Absorptiometry (DXA) Images and Deep Learning-Based Feature Extraction. *JBMR Plus*. 2023. Vol. 7, No. 12. C. e10828.
21. Park, S., Cho, H., Chung, A., та ін. Enhancing Chest X-Ray Image Classification for Lung Diseases through Machine Learning. *Journal of Student Research*. 2023. Vol. 12, No. 3. C. 1–9.
22. Putra, H. S., Nurcahyo, A. T. P., Chang, C.-J., та ін. Computer Vision: Classification of Images Based On Deep Learning with the CNN Architecture Model. *International Journal of Engineering Research in Computer Science and Engineering*. 2022. Vol. 9, No. 11. C. 28–32.
23. Shekerbek, A., Serikbayeva, S., Tulenbayev, M., та ін. Application of mathematical methods and machine learning algorithms for classification of X-ray images. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. Vol. 3, No. 2 (117). C. 6–17.
24. Maidment, T. D., Ng, S. Machine learning classifier of medical specimen images: *15th International Workshop on Breast Imaging (IWBI2020)*, SPIE, 22.May.20. C. 200–206.
25. Kumar, T., Ponnusamy, R. Robust Medical X-Ray Image Classification by Deep Learning with Multi-Versus Optimizer. *Engineering, Technology & Applied Science Research*. 2023. Vol. 13, No. 4. C. 111406–11411.
26. Ahn, E., Kumar, A., Kim, J., та ін. X-ray image classification using domain transferred convolutional neural networks and local sparse spatial pyramid: *2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, April.16. C. 855–858.
27. Gomes, D., Lawal, I. A. X-ray Image Classification Using Two-step DenseNet Classifiers: *Proceedings of the 14th PErvasive Technologies Related to Assistive Environments Conference*, New York, NY, USA , Association for Computing Machinery, 21. C. 550–555.

28. Kong, Q., Akira, N., Tong, B., та ін. Multimodal Deep Neural Networks Based Ensemble Learning for X-Ray Object Recognition: *Computer Vision – ACCV 2018 Workshops*, Cham , Springer International Publishing, 19. C. 523–538.
29. Hebbar, P. R., Heinke, C. O. Machine Learning Applied to X-Ray Spectra: Separating Stars in Orion Nebula Cluster from Active Galactic Nuclei in CDFS. *The Astrophysical Journal*. 2023. Vol. 949, No. 1. C. 12.
30. Abdulrazzaq, M. M., Noah, S. A., Fadhil, M. A. X-Ray Medical Image Classification Based on Multi Classifiers: *2015 4th International Conference on Advanced Computer Science Applications and Technologies (ACSAT)*, December.15. C. 218–223.
31. Ahmed, A. S., Kurnaz, S., Hamdi, M. M., та ін. Detection of COVID-19 Using Classification of an X-Ray Image Using a Local Binary Pattern and K-Nearest Neighbors: *2022 International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, October.22. C. 408–412.
32. Chang, Q., Li, W., Chen, J. Application of Machine Learning Methods for Material Classification with Multi-energy X-Ray Transmission Images: *Artificial Intelligence and Security*, Cham , Springer International Publishing, 19. C. 194–204.
33. Basha, C. Z., Rohini, G., Jayasri, A. V., та ін. Enhanced and Effective Computerized Classification of X-Ray Images: *2020 International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, July.20. C. 86–91.
34. Zeelan Basha, C. M. A. K., Maruthi Padmaja, T., Balaji, G. N. Automatic X-ray Image Classification System: *Smart Computing and Informatics*, Singapore , Springer, 18. C. 43–52.
35. Eşme, E., Kıran, M. S. A deep learning ensemble approach for x-ray image classification. *Konya Journal of Engineering Sciences*. 2024. Vol. 12, No. 3. C. 700–713.
36. Heranurweni, S., Nugroho, A. K., Destyningtias, B. A New Approach Method for Multi Classification of Lung Diseases using X-Ray Images. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*. 2023. Vol. 14, No. 7. C. 468–474.

37. Sinra, A., Angriani, H. Automated Classification of COVID-19 Chest X-ray Images Using Ensemble Machine Learning Methods. *Indonesian Journal of Data and Science*. 2024. Vol. 5, No. 1. C. 45–53.
38. Mangalmurti, Y., Wattanapongsakorn, N. Practical Machine Learning Techniques for COVID-19 Detection Using Chest X-Ray Images. *Intelligent Automation & Soft Computing*. 2022. Vol. 34, No. 2. C. 733–752.
39. Divakaran, S., Vasanth, K., D, S., та ін. Classification of Digital Dental X-ray Images Using Machine Learning: *2021 Seventh International conference on Bio Signals, Images, and Instrumentation (ICBSII)*, March.21. C. 1–3.
40. Pérez-Díaz, V. S., Martínez-Galarza, J. R., Caicedo, A., та ін. Unsupervised machine learning for the classification of astrophysical X-ray sources. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*. 2024. Vol. 528, No. 3. C. 4852–4871.
41. Zuo, X., Tao, Y., Liu, Y., та ін. X-Ray Source Classification Using Machine Learning: A Study with EP-WXT Pathfinder LEIA. *Research in Astronomy and Astrophysics*. 2024. Vol. 24, No. 8. C. 1–12.
42. SIXray A Large-scale Security Inspection X-ray Benchmark for Prohibited Item Discovery in Overlapping Images. URL: <https://github.com/MeioJane/SIXray>.

ДОДАТКИ

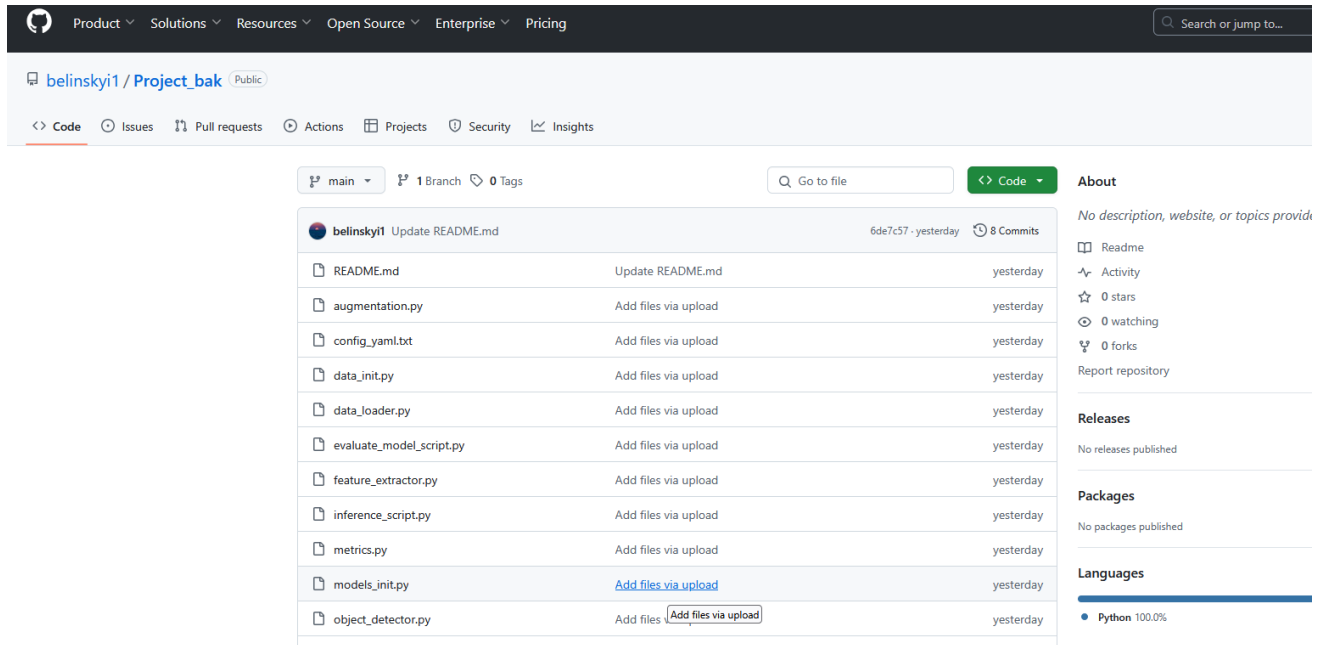
Додаток А

Програмний код

Посилання на репозиторій на GitHub:

https://github.com/belinskyi1/Project_bak

Вигляд сторінки репозиторію



Опис вмісту

requirements.txt – список Python залежностей та бібліотек для роботи системи.

preprocessor.py – попередня обробка рентгенівських зображень з нормалізацією та покращенням контрастності.

resnet_classifier.py – реалізація адаптованої згорткової нейронної мережі ResNet-50 для класифікації об'єктів.

object_detector.py – алгоритми виявлення об'єктів з використанням Sliding Window та Non-Maximum Suppression.

trainer.py – модуль навчання моделі з підтримкою зважування класів та раннього зупинення.

metrics.py – обчислення метрик якості класифікації (accuracy, precision, recall, F1-score).

train_model.py – основний скрипт навчання моделі на підготовлених рентгенівських зображеннях.

`evaluate_model.py` – модуль експериментальної оцінки точності системи та порівняння результатів.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗОБРАЖЕННЯХ ЗАСОБАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ



Виконав:
студент 4 курсу, групи КН-21-2
Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ



Керівник:
д.т.н., професор кафедри КН
Едуард МАНЗЮК

2

Актуальність

Актуальність дослідження зумовлена зростанням вимог до швидкості та точності ідентифікації різноманітних об'єктів на рентгенівських зображеннях, особливо в контексті систем безпеки. Рентгенівське сканування є основним методом перевірки багажу та вантажів у аеропортах, на вокзалах, митницях та інших стратегічних об'єктах. За даними міжнародних організацій з безпеки, щодня у світі скануються мільйони одиниць багажу, при цьому точність виявлення потенційно небезпечних предметів залишається критично важливим фактором.

Розробка спеціалізованого методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням машинного навчання дозволить створити високоточний інструмент для автоматизованого виявлення різних типів об'єктів. Такий підхід має потенціал значно підвищити ефективність систем безпеки, зменшити вплив людського фактора та забезпечити стабільно високу якість аналізу зображень.

Мета і задачі роботи

Мета – підвищення точності класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях шляхом розробки та застосування методів машинного навчання.

Об'єкт дослідження – процес розпізнавання та класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.

Предмет дослідження – методи та технології машинного навчання для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- виконати огляд теоретичних методів машинного навчання, придатних для задачі класифікації рентгенівських зображень, та обрати оптимальний підхід;
- розробити метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням обраних технологій машинного навчання;
- спроектувати архітектуру системи для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях;
- провести експериментальне дослідження точності створеного методу.

Схема методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях

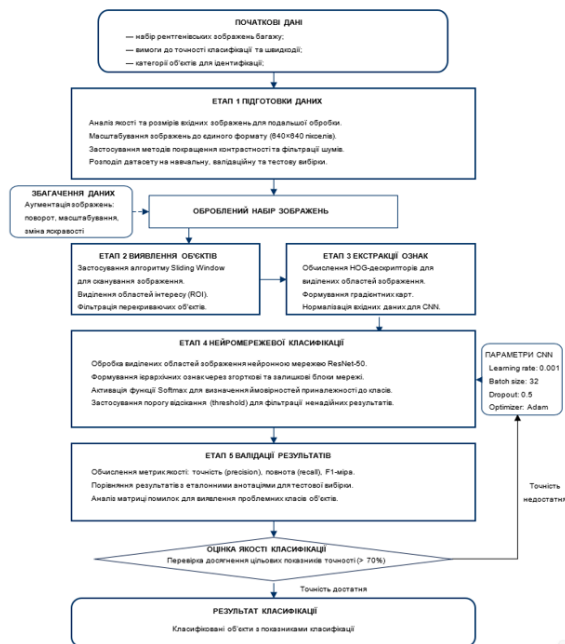


Схема застосування нейронної мережі для класифікації об'єктів на рентгеновських зображеннях

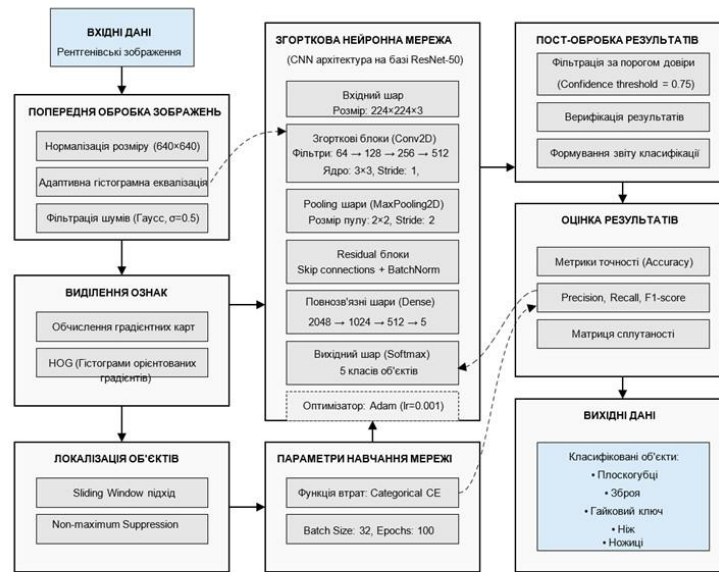
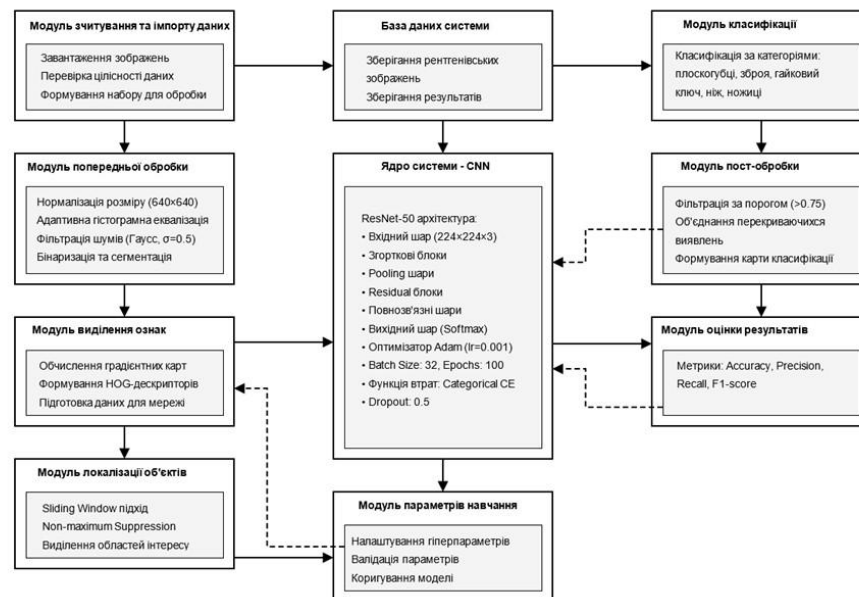
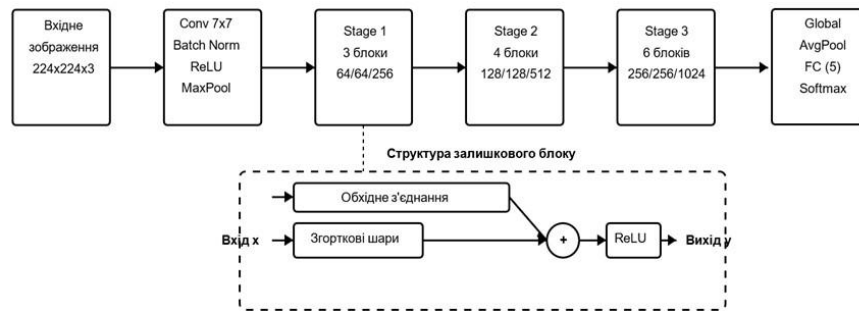


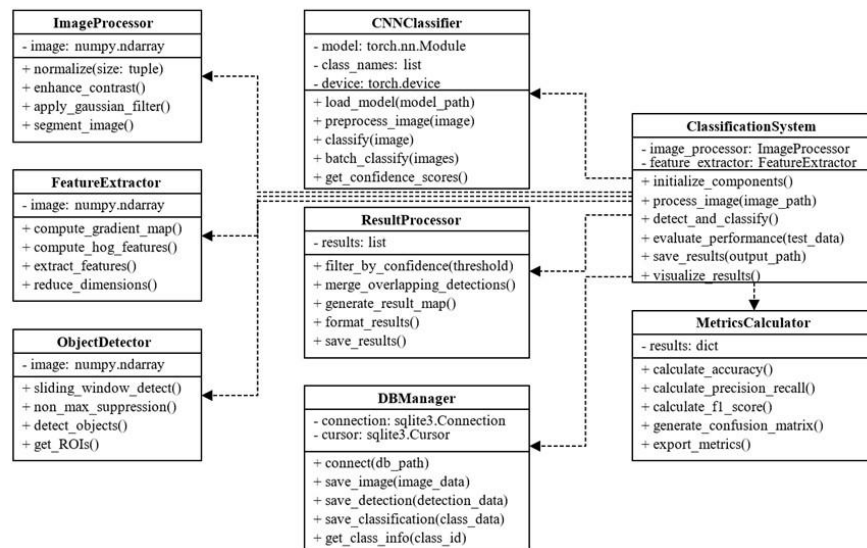
Схема інформаційної системи класифікації об'єктів



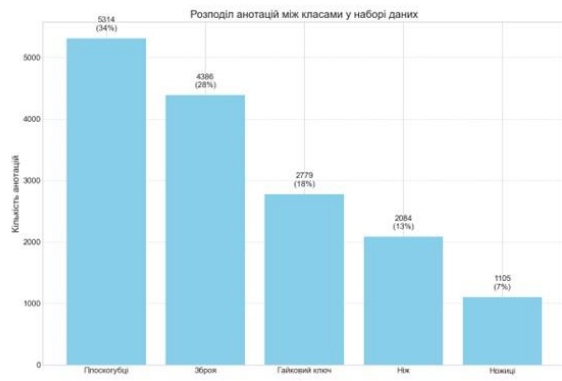
Архітектура ResNet-50 для класифікації рентгенівських зображень



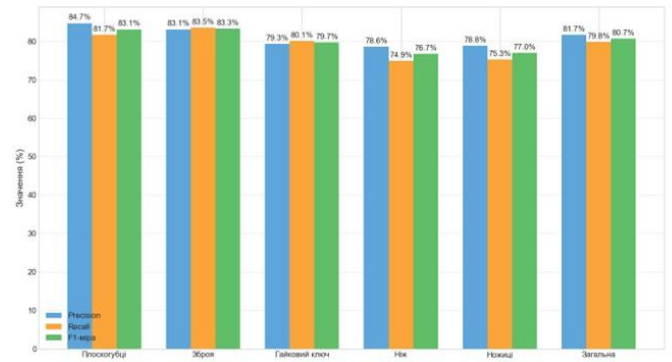
Діаграма класів реалізації методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях



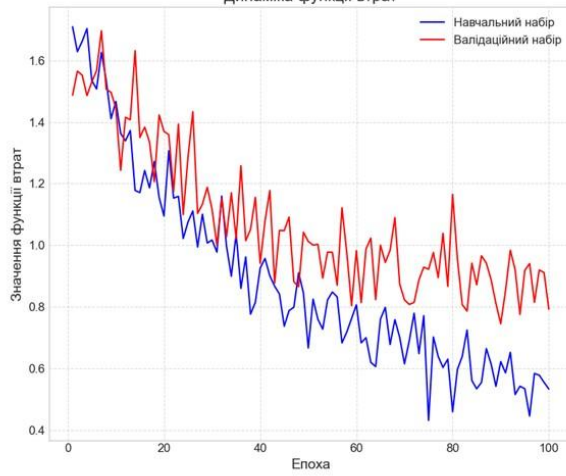
Розподіл анотацій між класами



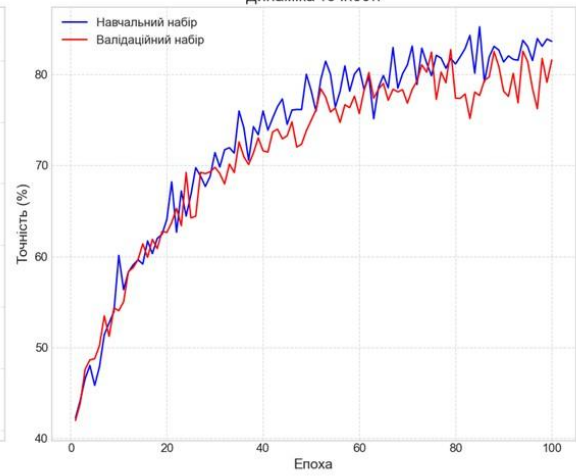
Метрики оцінки ефективності



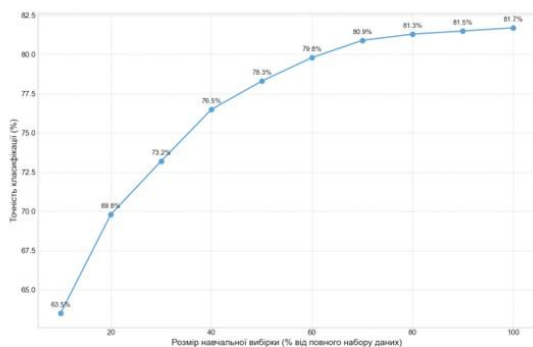
Динаміка функції втрат



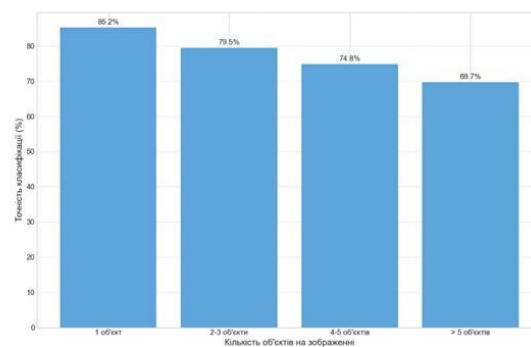
Динаміка точності



Залежність точності класифікації від розміру навчальної вибірки



Залежність точності класифікації в від кількості об'єктів на зображенні



Висновки

У представлений кваліфікаційній роботі бакалавра досягнуто **мету підвищення точності класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях шляхом розробки та застосування методів машинного навчання.**

Виконані завдання:

- виконано огляд теоретичних методів машинного навчання, придатних для задачі класифікації рентгенівських зображень, та обрати оптимальний підхід;
- розроблено метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням обраних технологій машинного навчання;
- спроектувано архітектуру системи для автоматизованої класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях;
- проведено експериментальне дослідження точності створеного методу.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

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: 9%

ID: 246830 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ Heads: Едуард МАНЗЮК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	80154	1197	4858 (6%)	80 (7%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

Автор: Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання

Науковий керівник: Едуард МАНЗІЮК, д.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 3.7%

Коефіцієнт подібності 2: 1.6%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2025-06-18 20:45:45.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата

експерт

Львівський Р.С.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання

Автор студент групи КН-21-2 Ярослав БЕЛІНСЬКИЙ

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: д.т.н., проф. каф. комп'ютерних наук Едуард МАНЗЮК

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

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
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	відсутні

Підтвердження:

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

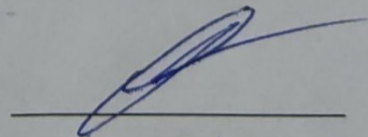
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 3,7%, КП2: 1,6%.

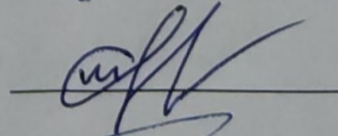
18.06.2025

Завідувач кафедри



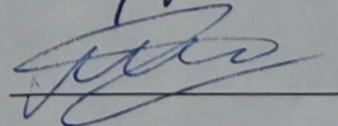
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Едуард МАНЗЮК



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Ярослава БЕЛІНСЬКОГО

за темою: Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання

1. Актуальність обраної теми

Тема роботи є актуальною у зв'язку з необхідністю підвищення ефективності систем безпеки та автоматизації процесів виявлення потенційно небезпечних предметів. Розробка методів класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням машинного навчання відповідає сучасним тенденціям розвитку інформаційних технологій.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи сформульована чітко та конкретно. Поставлені завдання логічно випливають з мети і охоплюють всі аспекти дослідження: від аналізу предметної області до експериментальної перевірки розробленого методу. Всі завдання успішно виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

Перший розділ містить ґрунтовний аналіз існуючих методів класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях. Другий розділ присвячений розробці власного методу на основі ResNet-50 з детальним описом архітектури системи. Третій розділ демонструє експериментальну. Структура роботи логічна та послідовна.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод демонструє високу ефективність класифікації об'єктів п'яти класів (плоскогубці, зброя, гайковий ключ, ніж, ножиці). Практична цінність підтверджується можливістю застосування в системах безпеки аеропортів, митних органів та інших контрольно-пропускних пунктів.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота оформлена відповідно до вимог. Текст викладений грамотно, ілюстративний матеріал є інформативним. Список літератури містить сучасні публікації з тематики машинного навчання та комп'ютерного зору.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Суттєвих недоліків не виявлено. Незначні зауваження стосуються можливості розширення експериментальної частини шляхом тестування на додаткових наборах даних та порівняння з більшою кількістю базових методів.

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

к.т.н. доц. каф. КІС Мисенчук А.О.



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента *гр. КН-21-2 Ярослава БЕЛІНСЬКОГО*

за темою Метод класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях засобами машинного навчання

1. Актуальність теми

Актуальним завданням, яке потребує аналізу і досліджується у даній роботі, є підвищення точності автоматизованого виявлення потенційно небезпечних предметів на рентгенівських зображеннях багажу. Для ефективного функціонування систем безпеки необхідно передбачити застосування програмного модуля, який би дозволяв формувати висновки про наявність заборонених об'єктів з використанням методів машинного навчання. Розробка такого методу є актуальною задачею комп'ютерних наук в контексті забезпечення безпеки транспортних вузлів.

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

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення та діяльності є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів та методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою роботи саме є розробка методу класифікації об'єктів на рентгенівських зображеннях з використанням згорткової нейронної мережі. При вирішенні поставленої задачі використано математичні моделі, методи та алгоритми машинного навчання. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 -- Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

При роботі над кваліфікаційною роботою бакалавра Белінський Ярослав проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи поставлені етапи дослідження. Як в процесі написання пояснювальної записки, так і при розробці системи класифікації проявив достатні для одержання успішного результату компетентності та результати навчання в галузі машинного навчання та комп'ютерного зору.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Одержані в роботі результати є наслідком особистої діяльності студента, який самостійно виконував всі поставлені задачі від аналізу предметної області до експериментальної перевірки розробленого методу.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи показав достатній рівень компетентностей та володіння необхідними інструментами глибокого навчання, методами обробки зображень та технологіями предметної області комп'ютерних наук.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання виконані, та розроблено програмне забезпечення для валідації та верифікації запропонованого методу.

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

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне з дотриманням вимог до кваліфікаційних робіт.

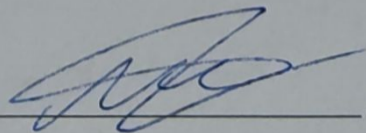
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений у роботі метод та його програмна реалізація може бути використана службами безпеки аеропортів, митних органів та інших контрольно-пропускних пунктів для підвищення ефективності виявлення потенційно небезпечних предметів у багажі.

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

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

Керівник



д.т.н., проф. каф. КН Едуард МАНЗЮК