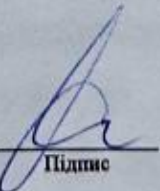


## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

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 КНм-23-1  Іван ХАРИШ  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:  
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК  
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
18 грудня 2024 р.

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

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри комп'ютерних наук

  
(підпис)  
д.т.н., професор Олександр БАРМАК  
«02» вересня 2024 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками»
2. Завдання видано студенту Івану ХАРИШУ  
(ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи доцент кафедри КН Руслан БАГРІЙ  
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджені наказом університету від «26» серпня 2024 р. № 60.
5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Для цього необхідно: проаналізувати предметну область діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і визначити вимоги до автоматизованої системи виявлення переломів; розробити та описати нейромережеву модель для обробки рентгенівських знімків і виявлення переломів; створити метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами; спроектувати програмне забезпечення на базі розробленої нейромережевої моделі для медичних закладів; провести дослідження ефективності розробленого методу. Вихідними даними є текстовий висновок щодо наявності перелому та нейромережева оцінка.

## Реферат

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує науково-практичну задачу підвищення точності нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Результатом роботи є метод, що за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок, дозволяє ідентифікувати перелом. Метод дозволяє за вхідним зображенням рентгенівського знімку та введеним порогом чутливості ідентифікувати не тільки переломи, а й тріщини, що підвищує точність нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок.

**Актуальність теми.** Сучасна медицина стикається з викликами, що пов'язані зі зростанням кількості травматичних ушкоджень, зокрема переломів кісток нижніх кінцівок. Це є наслідком різних факторів, зокрема інтенсифікації автомобільного руху, зростання популярності екстремальних видів спорту та воєнного стану, який призводить до підвищення ризиків травмування. Попри прогрес у діагностичних технологіях, існує гостра потреба в автоматизованих методах діагностики для зниження навантаження на лікарів, мінімізації впливу людського фактору та підвищення точності аналізу рентгенівських знімків.

В умовах обмеженого доступу до кваліфікованих спеціалістів (наприклад, у сільських регіонах або у польових умовах) використання автоматизованих методів діагностики набуває особливої важливості. Нейромережеві моделі можуть забезпечити високу точність і швидкість аналізу зображень, дозволяючи виявляти переломи навіть у складних випадках. Інтеграція таких рішень у медичну практику може значно покращити якість обслуговування пацієнтів.

Вдосконалений у кваліфікаційній роботі метод відмінний від тим, що за рахунок можливості адаптивного виставлення порогу чутливості, дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок.

**Мета і задачі роботи.** Метою роботи є підвищення точності ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Для цього потрібно вирішити такі задачі:

- проаналізувати предметну область діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і визначити вимоги до автоматизованої системи виявлення переломів;
- розробити та описати нейромережеву модель для обробки рентгенівських знімків і виявлення переломів;
- створити метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами;
- спроектувати програмне забезпечення на базі розробленої нейромережевої моделі для медичних закладів;
- провести дослідження ефективності розробленого методу.

**Об’єкт дослідження.** Процес ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами.

**Предмет дослідження.** Моделі, методи та засоби ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками.

**Методи дослідження,** які були використані для створення інформаційної системи такі: методи глибокого навчання для аналізу зображень, методи препроцесингу зображень, нормалізація, підвищення контрастності з допомогою методу CLANE, використання метрик дослідження Accuracy, Precision, Recall, F1-міра і використання об’єктно орієнтованого підходу до написання програми.

**Наукова новизна одержаних результатів.** Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять наукову новизну, зокрема було вдосконалено метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами, відмінний від існуючих тим, що за рахунок можливості адаптивного виставлення порогу чутливості, дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок.

**Практичне значення одержаних результатів.** Було створено інформаційну систему для нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках, що є прикладною програмною реалізацією методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками, що забезпечує діагностику переломів нижніх кінцівок та може

використовуватись як допоміжний засіб діагностування переломів у спеціалізованих лікувальних закладах.

Інформаційна структура системи складається із чотирьох підсистем: «Підсистема обробки зображень», «Підсистема навчання моделі та її налаштування», «Підсистема автоматичного аналізу та інтерпретації результатів», «Підсистема візуалізації результатів та взаємодії з користувачем» що дозволяють ідентифікувати переломи кісток нижніх кінцівок.

#### **Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації.**

Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-ray Images» на XLIV Міжнародна науково-практична конференція «The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World». (Dubrovnik, Croatia) 23-25 жовтня 2024 року та у доповіді «Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережєвим аналізом рентгенівських знімків» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м. Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року. За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано дві наукові публікації.

**Структура і обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається з наступного: реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань з 41 найменування і 6 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 84 сторінки. В роботі наведено 46 світлин й 6 таблиць.

**Ключові слова:** нейронні мережі, рентгенівські знімки, класифікація зображень, ResNet, DenseNet, автоматизована діагностика, медична інформатика.

## Зміст

Перелік скорочень .....	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз предметної області ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою нейронних мереж.....	7
1.1 Особливості діагностики переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками .....	7
1.2 Аналіз методів комп'ютерного зору та глибинного навчання для автоматичної ідентифікації переломів.....	11
1.3 Аналіз сучасних досліджень та існуючих програмних рішень у галузі діагностики переломів на основі рентгенівських знімків.....	15
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації системи автоматичної ідентифікації переломів.....	23
Розділ 2 Розробка методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибинного навчання .....	24
2.1 Схема та кроки методу ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок .....	24
2.2 Навчання нейромережевої моделі ResNet50 ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках .....	26
2.3 Архітектура нейромережі для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках.....	30
2.4 Датасет для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках.....	32
Висновки до розділу 2 .....	37
Розділ 3 Проектування інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів.....	39
3.1 Схема інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів.....	39
3.2 Метрики для оцінки продуктивності нейромережевої моделі.....	42
3.3 Формування комбінації засобів розробки інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів.....	44

3.4 Вибір спеціалізованих програмних розширень для автоматизованої ідентифікації переломів.....	47
Висновки до розділу 3 .....	50
Розділ 4 Дослідження методу нейромережевої ідентифікації переломів на рентгенівських знімках.....	51
4.1 Програмна архітектура інформаційної системи ідентифікації переломів.....	51
4.2 Особливості розробки прикладних компонентів інформаційної системи.....	54
4.3 Прикладне тестування інформаційної системи .....	62
4.4 Особливості використання системи автоматизованої ідентифікації переломів у клінічній практиці .....	67
4.5 Дослідження ефективності та інтерпретація отриманих результатів.....	74
Висновки до розділу 4 .....	77
Загальні висновки.....	79
Перелік посилань.....	81
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
ХНУ	Хмельницький національний університет.
ПКНК	Переломи кісток нижніх кінцівок
КТ	Комп'ютерна томографія
МРТ	Магнітно-резонансна томографія
УЗД	Ультразвукове дослідження
CNN	Згорткові нейронні мережі
DNN	Глибокі нейронні мережі
ШІ	Штучний інтелект

## Вступ

**Актуальність теми.** Сучасна медицина стикається з викликами, що пов'язані зі зростанням кількості травматичних ушкоджень, зокрема переломів кісток нижніх кінцівок. Це є наслідком різних факторів, зокрема інтенсифікації автомобільного руху, зростання популярності екстремальних видів спорту та воєнного стану, який призводить до підвищення ризиків травмування. Попри прогрес у діагностичних технологіях, існує гостра потреба в автоматизованих методах діагностики для зниження навантаження на лікарів, мінімізації впливу людського фактору та підвищення точності аналізу рентгенівських знімків.

В умовах обмеженого доступу до кваліфікованих спеціалістів (наприклад, у сільських регіонах або у польових умовах) використання автоматизованих методів діагностики набуває особливої важливості. Нейромережеві моделі можуть забезпечити високу точність і швидкість аналізу зображень, дозволяючи виявляти переломи навіть у складних випадках. Інтеграція таких рішень у медичну практику може значно покращити якість обслуговування пацієнтів.

Вдосконалений у кваліфікаційній роботі метод відмінний від тим, що за рахунок можливості адаптивного виставлення порогу чутливості, дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок.

**Мета і задачі роботи.** Метою роботи є підвищення точності ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Для цього потрібно вирішити такі задачі:

- проаналізувати предметну область діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і визначити вимоги до автоматизованої системи виявлення переломів;
- розробити та описати нейромережеву модель для обробки рентгенівських знімків і виявлення переломів;
- створити метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами;

- спроектувати програмне забезпечення на базі розробленої нейромережевої моделі для медичних закладів;
- провести дослідження ефективності розробленого методу.

**Об’єкт дослідження.** Процес ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами.

**Предмет дослідження.** Моделі, методи та засоби ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками.

**Методи дослідження.** включають аналіз медичних зображень, алгоритми глибинного навчання та комп’ютерного зору, а також інструменти для розробки нейромережових моделей і їх інтеграції в медичні інформаційні системи.

**Наукова новизна одержаних результатів.** Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять наукову новизну, зокрема було вдосконалено метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами, відмінний від існуючих тим, що за рахунок можливості адаптивного виставлення порогу чутливості, дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок.

**Практичне значення одержаних результатів.** Було створено інформаційну систему для нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках, що є прикладною програмною реалізацією методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками, що забезпечує діагностику переломів нижніх кінцівок та може використовуватись як допоміжний засіб діагностування переломів у спеціалізованих лікувальних закладах.

Інформаційна структура системи складається із чотирьох підсистем: «Підсистема обробки зображень», «Підсистема навчання моделі та її налаштування», «Підсистема автоматичного аналізу та інтерпретації результатів», «Підсистема візуалізації результатів та взаємодії з користувачем» що дозволяють ідентифікувати переломи кісток нижніх кінцівок.

**Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації.** Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Designing

CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-ray Images» на XLIV Міжнародна науково-практична конференція «The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World». (Dubrovnik, Croatia) 23-25 жовтня 2024 року та у доповіді «Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережєвим аналізом рентгенівських знімків» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м.Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року. За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано дві наукові публікації.

**Структура і обсяг роботи.** Кваліфікаційна робота магістра складається з наступного: реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань з 41 найменування і 6 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 84 сторінки. В роботі наведено 46 світлин й 6 таблиць.

**Ключові слова:** нейронні мережі, рентгенівські знімки, класифікація зображень, ResNet, DenseNet, автоматизована діагностика, медична інформатика.

## Розділ 1 Аналіз предметної області ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою нейронних мереж

### 1.1 Особливості діагностики переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

Діагностика переломів кісток нижніх кінцівок є важливим аспектом сучасної травматології та ортопедії, оскільки своєчасне та точне виявлення таких ушкоджень сприяє ефективному лікуванню, знижує ризик ускладнень та прискорює реабілітацію [1]. Традиційно, рентгенографія є основним методом візуалізації та діагностики переломів, однак висока залежність результатів діагностики від професійних навичок рентгенолога створює ймовірність пропусків або помилок, особливо у випадках складних, малопомітних або нетипових переломів [2].

Переломи кісток нижніх кінцівок є однією з найбільш поширених травм у практиці травматології. Вони можуть виникати внаслідок різних причин, зокрема, травм, падінь, спортивних змагань або побутових нещасних випадків. Визначення типу перелому є важливим етапом у діагностиці та подальшому лікуванні пацієнтів [3]. Типи переломів представлені на рисунку 1.1.

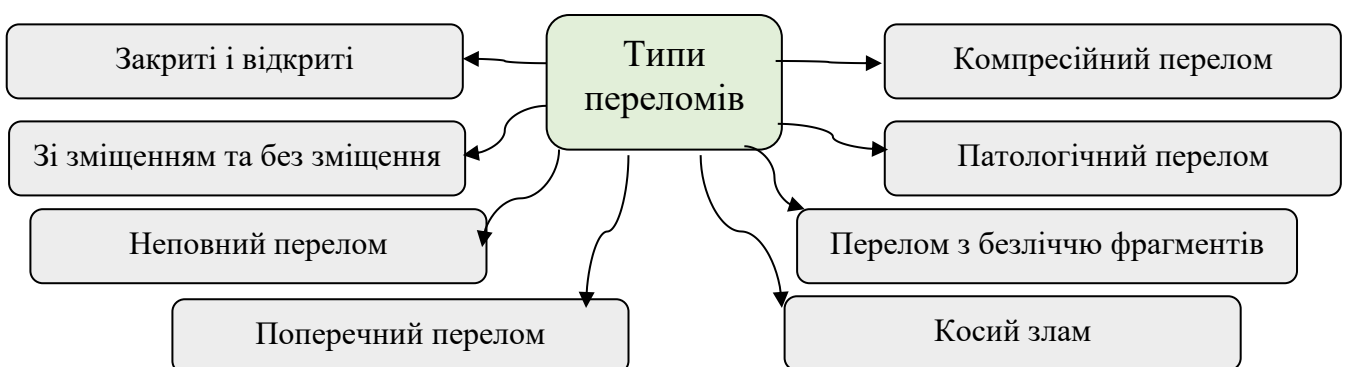


Рисунок 1.1 – Типи переломів [4]

Закриті переломи і відкриті:

- коли кістка проколює шкіру, це називається відкритим переломом;

– якщо пошкодження цілісності кисті не спричинило руйнування м'яких тканин (у тому числі шкіри), то перелом вважається закритим [4, 5].

Переломи зі зміщенням та без зміщення:

– при закритому переломі кістки можуть зміщуватися, і тоді говорять про перелом зі зміщенням;

– якщо кістки залишилися в своєму природному положенні – перелом без зміщення [4, 6].

Також інші види[4]:

– Неповний перелом, при якому кістка згинається, але не ламається. Цей вид перелому найчастіше зустрічається у дітей.

– Поперечний перелом – це перелом під прямим кутом до осі кістки.

– Косий перелом – це злам по кривій або похилій лінії.

– Перелом з великою кількістю осколків (фрагментів) і осколків кісток.

– Патологічний перелом – викликаний хворобою, яка послаблює кістки.

Патологічні переломи можуть бути викликані раком або, частіше, остеопорозом. Переломи стегна, зап'ястка та хребта найчастіше виникають внаслідок остеопорозу.

– Компресійний перелом, який виникає при сильному тиску .

Як основний метод медичної візуалізації для виявлення переломів кісток нижніх кінцівок можна використовувати рентгенографію [7]. Він дозволяє отримувати високоякісні зображення кісткових структур, що слугують базою для аналізу за допомогою нейронних мереж. Акцент повинно бути зроблено на обробці та інтерпретації рентгенівських знімків, адже їх точність і доступність роблять їх ідеальними для автоматизації діагностики. Використання рентгенівських даних дозволяє забезпечити високу точність роботи моделі, оскільки вони містять чітку інформацію про анатомічні деталі та патології, які є ключовими для ефективного розпізнавання переломів. Рентгенографія дозволяє візуалізувати структуру кісток і виявити різні види пошкоджень, включаючи тріщини, переломи і зміщення. Рентгенівські знімки дозволяють лікарям:

– визначити наявність перелому;

- оцінити точне місце і тип перелому (повний, частковий, зі зміщенням або без);
- оцінити стан навколишніх м'яких тканин.

Діагностика переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою рентгенівських знімків є важливим інструментом у медицині. Вона дозволяє визначити місце, тип та ступінь перелому, що є необхідним для правильного лікування.

Діагностика переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками включає кілька ключових моментів:

- визначення місця перелому на рентгенівських знімках є важливим для визначення необхідних заходів;
- за допомогою рентгенівських знімків можна класифікувати переломи за типом (рисунок 1.1) та ступенем (легкий, середній, важкий);
- рентгенівські знімки допомагають виявити можливі додаткові ускладнення, такі як внутрішні кровотечі, деформації кісток та інші аномалії;
- після лікування рентгенівські знімки використовуються для моніторингу процесу відновлення кісток.

Нижні кінцівки складаються з великої кількості кісткових структур, кожна з яких має унікальні морфологічні особливості. Основними кістками, схильними до травм, є стегнова кістка, велика і мала гомілкові кістки, а також кістки стопи. Кожна з цих кісток може мати різноманітні варіації переломів, що ускладнює діагностику. Наприклад, переломи шийки стегна часто мають зміщення, яке важко діагностувати без ретельного аналізу зображення.

Коли рентгенографія не дає достатньої інформації, можуть бути використані додаткові методи візуалізації, що представлені в таблиці 1.1.

Рентгенографія дозволяє лікарям швидко і точно виявляти переломи, оцінювати їх складність, розташування і ступінь зміщення. Однією з головних переваг цього методу є його швидкість і доступність, що дозволяє невідкладно надавати необхідну медичну допомогу.

Таблиця 1.1 – Методи візуалізації переломів

№	Методи	Опис
1	Комп'ютерна томографія (КТ)	забезпечує детальніші і тривимірні зображення кісток дозволяє виявити тонкі деталі перелому [8]
2	Магнітно-резонансна томографія (МРТ)	забезпечує високоякісні зображення як кісткових, так і м'яких тканин, що особливо корисно для діагностики складних переломів і оцінки стану навколишніх м'язів і зв'язок [9]
3	Ультразвукове дослідження (УЗД)	може бути корисним для оцінки стану м'яких тканин навколо перелому, особливо у дітей [10]

Діагностика переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою рентгенографії є найважливішим методом візуалізації травматичних ушкоджень. Цей метод забезпечує швидкий та ефективний спосіб виявлення переломів, дозволяючи лікарям оцінити точне розташування, тип і ступінь зміщення кісткових фрагментів.

Основні переваги рентгенографії включають її доступність, швидкість отримання результатів та відносно низьку вартість. Свіжі переломи на рентгенограмах зазвичай виявляються чіткими лініями перелому з гострими краями, тоді як застарілі переломи мають ознаки загоєння, такі як каллус і зміни структури кісткової тканини.

Отже, в результаті проведеного аналізу предметної області розглянуто особливості діагностики переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Визначено, що рентгенографія є основним і базовим методом діагностики переломів кісток нижніх кінцівок, проте для найбільш повної і точної діагностики іноді необхідне використання додаткових методів візуалізації. Застосування автоматизованих систем для обробки рентгенівських знімків дозволяє знизити людський фактор, забезпечуючи більш точну, надійну і швидку діагностику переломів кісток нижніх кінцівок, що сприятиме покращенню якості медичної допомоги та прискоренню процесу одужання пацієнтів.

## **1.2 Аналіз методів комп'ютерного зору та глибинного навчання для автоматичної ідентифікації переломів**

В останні десятиліття значний прогрес у галузі комп'ютерного зору та глибинного навчання призвів до революційних змін у сфері охорони здоров'я, зокрема в методах діагностики.

Застосування технологій автоматизації в медичній діагностиці допомагає значно знизити вплив людського фактору при ідентифікації переломів. Використання комп'ютерних алгоритмів і систем штучного інтелекту (ШІ) для аналізу рентгенівських знімків дозволяє досягти більш високої точності та надійності діагностики. Ці системи здатні автоматично розпізнавати ознаки переломів, навіть ті, які можуть бути непомітними для людського ока. Основні переваги автоматизації включають: підвищення точності діагностики, зниження кількості помилок, прискорення процесу діагностики.

Глибинне навчання – це метод штучного інтелекту, який навчає комп'ютери обробляти дані на основі принципів, аналогічних роботі людського мозку. Моделі глибинного навчання здатні розпізнавати складні візерунки в зображеннях, текстах, звуках та інших даних, щоб робити точні висновки і прогнози. Використовуючи методи глибинного навчання, можна автоматизувати завдання, які зазвичай вимагають людського інтелекту, такі як опис зображень або перетворення звукового файлу в текст [11].

Методи глибинного навчання: традиційне глибинне навчання; глибинне генеративне навчання.

Традиційне глибинне навчання – метод зосереджений на визначенні взаємозв'язків між даними. Моделі глибинного навчання тренуються на великих обсягах даних для розпізнавання візерунків у наборі даних.

Глибинне генеративне навчання – метод спрямований на створення нового вихідного матеріалу на основі вивченого вхідного. Моделі глибинного генеративного навчання шукають візерунки в даних і створюють свої унікальні

візерунки. Наприклад, вони можуть аналізувати текст у кількох книгах і використовувати цю інформацію для створення нових речень і параграфів, яких не було в оригінальних книгах.

Аналіз методів комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматичної ідентифікації переломів демонструє їхню здатність значно підвищити точність та швидкість медичної діагностики. Конволюційні нейронні мережі, глибоке генеративне навчання, виявлення країв та інші передові алгоритми дозволяють створювати моделі, здатні розпізнавати та інтерпретувати складні візуальні дані з високою ефективністю. Використання цих технологій у медицині сприяє поліпшенню якості надання медичних послуг, зниженню кількості помилок та прискоренню процесу лікування пацієнтів. У майбутньому подальший розвиток цих технологій може ще більше покращити можливості автоматичної ідентифікації та діагностики різних медичних станів.

Комп'ютерний зір – це технологія, яка дозволяє комп'ютерам «бачити» та обробляти візуальну інформацію, аналогічно до того, як це робить людський зір. Це поле використовує різні техніки та алгоритми для розпізнавання та інтерпретації зображень і відео [12].

Сучасні технології аналізу зображень охоплюють широкий спектр методів, які забезпечують ефективну обробку, аналіз і інтерпретацію візуальних даних.

Конволюційні нейронні мережі (CNN) є одним із найбільш потужних інструментів для аналізу зображень. Вони витягують ключові шаблони, виконуючи математичні операції, які дозволяють ідентифікувати об'єкти. Ці операції повторюються через кілька шарів мережі, поступово підвищуючи точність ідентифікації.

Методи глибокого навчання дають змогу комп'ютерам вчитися з візуальних даних без необхідності вручну створювати алгоритми. Особливо ефективним є перенесення навчання, яке використовує попередньо натреновані моделі для вирішення нових задач, що суттєво зменшує витрати часу та ресурсів.

Виявлення країв та вилучення ознак дозволяють визначати межі об'єктів на зображенні, аналізуючи різницю в яскравості між сусідніми пікселями. Це є

основою для багатьох задач у комп'ютерному зорі, включаючи сегментацію та класифікацію.

Оптичний потік і методи оцінки руху аналізують зміну положення пікселів у часових послідовностях, що дає змогу відстежувати рух об'єктів. Ці методи широко використовуються для прогнозування положення об'єктів і аналізу динамічних систем.

Реєстрація та зшивання зображень – це технології, які об'єднують кілька зображень в єдине ціле. Реєстрація забезпечує точне вирівнювання, а зшивання створює цілісне зображення. У медичній практиці ці методи дозволяють створювати складені знімки для відстеження прогресу лікування або порівняння результатів діагностики.

Усі ці технології є основою сучасного комп'ютерного зору та сприяють розширенню його застосувань у різних галузях, включаючи медицину, транспорт, безпеку та багато інших сфер. ResNet-50 – це архітектура конволюційної нейронної мережі (CNN), що належить до родини ResNet (Residual Networks), серії моделей, створених для вирішення проблем, пов'язаних із навчанням глибоких нейронних мереж (рисунок 1.2). Розроблена дослідниками з Microsoft Research Asia, ResNet-50 відома своєю глибиною та ефективністю у завданнях класифікації зображень. Вона має 50 шарів і вважається середнім варіантом у лінійці ResNet, що включає моделі різної глибини, такі як ResNet-18 і ResNet-32 [13].

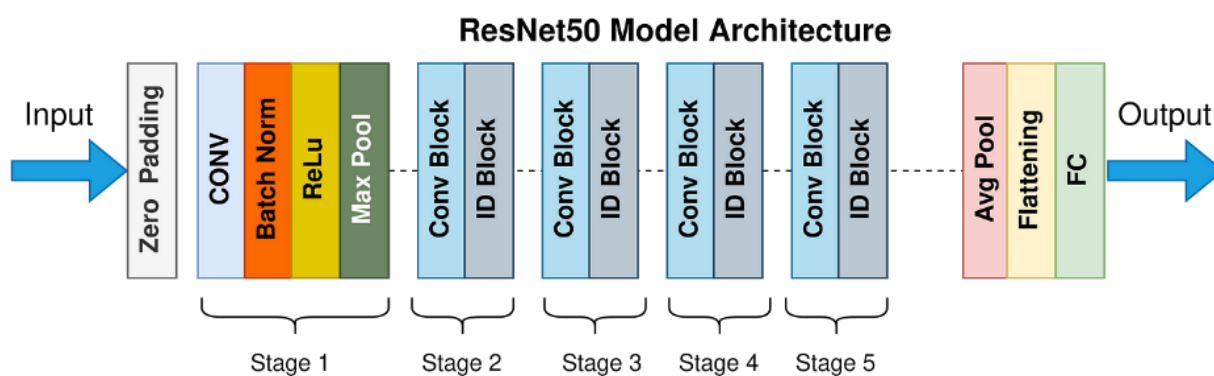


Рисунок 1.2 – Архітектура ResNet50 [13]

Основною проблемою, яку вирішує ResNet, є проблема деградації, коли з підвищенням глибини мережі її точність спочатку насичується, а потім різко знижується. ResNet вирішує цю проблему за допомогою залишкових блоків (Residual Blocks), що дозволяють безпосередньо передавати інформацію через обхідні з'єднання (skip connections), пом'якшуючи проблему зникнення градієнта.

ResNet-50 показала відмінні результати в задачах класифікації зображень завдяки своїй здатності ефективно навчатися на глибоких нейронних мережах без суттєвих проблем деградації.

Використання залишкових блоків у ResNet-50 дозволяє ефективно передавати інформацію та пом'якшувати проблему зникнення градієнта, що сприяє кращому навчанні мережі навіть при великій глибині.

Завдяки використанню шару Bottleneck Layer ця архітектура зменшує розмірність даних і підвищує обчислювальну ефективність без значної втрати інформації.

ResNet-50 широко застосовується в різних галузях, включаючи медицину, для автоматичної ідентифікації складних візуальних даних, таких як рентгенівські знімки, що робить її ідеальною для задач автоматичної ідентифікації переломів.

Також варто створені моделі, які можна використати для порівняння з тою, яку будемо створювати.

DenseNet121[14] – ця модель відома своєю компактністю та ефективністю завдяки з'єднанню між шарами, яке дозволяє повторно використовувати ознаки, отримані на попередніх етапах обробки. На практиці вона продемонструвала стабільно високі показники точності та чутливості, але трохи поступалася ResNet101 у виявленні складних випадків.

ResNet101[15] – архітектура, яка забезпечила високу чутливість навіть для знімків зі слабкими аномаліями. Разом із цим, через значну кількість параметрів модель потребувала більше обчислювальних ресурсів, що знижувало швидкість аналізу, але компенсувалося якістю результатів.

Отже, проаналізувавши різноманітні методи комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматичної ідентифікації переломів, можна зробити

висновок про те, що ResNet-50 є доцільним для використання за високу точність та ефективність у задачах класифікації зображень, здатність вирішувати проблему зникнення градієнта завдяки залишковим блокам та ефективним обчислювальним характеристикам. Це робить її зручною для застосування у медичній діагностиці для нейромережевої ідентифікації переломів.

### **1.3 Аналіз сучасних досліджень та існуючих програмних рішень у галузі діагностики переломів на основі рентгенівських знімків**

Сучасна медицина стикається з викликом ефективної діагностики переломів, особливо у випадках складних анатомічних структур або суб'єктивності людського фактору. Зі зростанням доступності глибинного навчання та алгоритмів штучного інтелекту, розробка інноваційних рішень для аналізу рентгенівських зображень стала надзвичайно перспективною. Такі системи не лише підвищують точність діагностики, а й значно зменшують час, необхідний для аналізу зображень, сприяючи оптимізації медичних процесів.

У статті [16] автори зосередили увагу на автоматизації виявлення переломів кисті за допомогою сучасних методів глибинного навчання. Дослідники використовували модель YOLOv4 [17], яка продемонструвала значну перевагу в швидкості обробки та точності порівняно з традиційними підходами, такими як U-Net. Алгоритм працює в реальному часі, забезпечуючи високу чутливість навіть у складних випадках, таких як слабо виражені переломи або накладання структур. Результати дослідження підтверджують, що YOLOv4 може ефективно використовуватися в клінічних умовах, де швидкість і точність діагностики є критично важливими. Наразі створені наступні моделі після YOLOv4, які показують кращу статистику і доводять ефективність методів глибинного навчання. Діаграма ефективностей показана нижче на рисунку 1.3

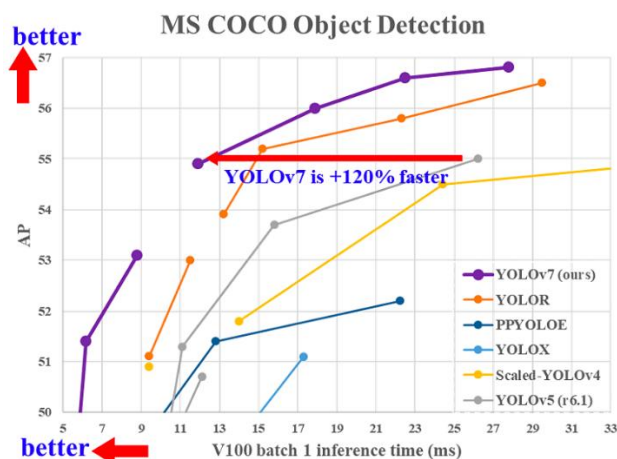


Рисунок 1.3 – Продуктивність YOLOv7 проти YOLOv4 та інших моделей в завданні розпізнавання об'єктів [16]

У роботі [18] акцент зроблено на універсальному підході до виявлення переломів у різних анатомічних ділянках із використанням методів глибинного навчання. Особливу увагу було приділено адаптивності алгоритмів до змін у зображеннях, таких як різні кути зйомки або шум. Методики показали високу ефективність і надійність, що робить їх придатними для впровадження у відділеннях невідкладної допомоги. Автори зазначили, що їхня система може бути інтегрована у клінічні процеси для швидкого аналізу та підвищення точності діагностики. Деякі з прикладів розпізнавання травм і переломів показано на рисунку 1.4.

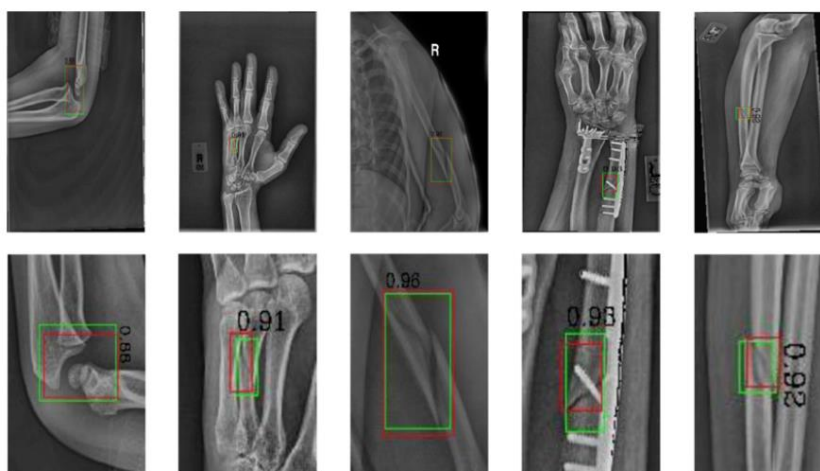


Рисунок 1.4 – Деякі результати виявлення переломів [18]

Огляд, представлений Lo Mastro та співавторами [19](2024), охоплює широкий спектр методів ШІ, таких як конволюційні нейронні мережі, Transformer-архітектури та гібридні підходи. У дослідженні зроблено висновок, що ШІ має потенціал не лише для виявлення переломів, а й для інтеграції з клінічними інформаційними системами для комплексного аналізу пацієнтів.

Дослідження 2020 року [20] є ґрунтовним оглядом технік, які використовувалися до появи сучасних підходів. Автори звертають увагу на еволюцію методів від простих алгоритмів аналізу контурів до складних нейронних мереж. На рисунку 1.5 показано, як використовуються техніки для виявлення переломів.

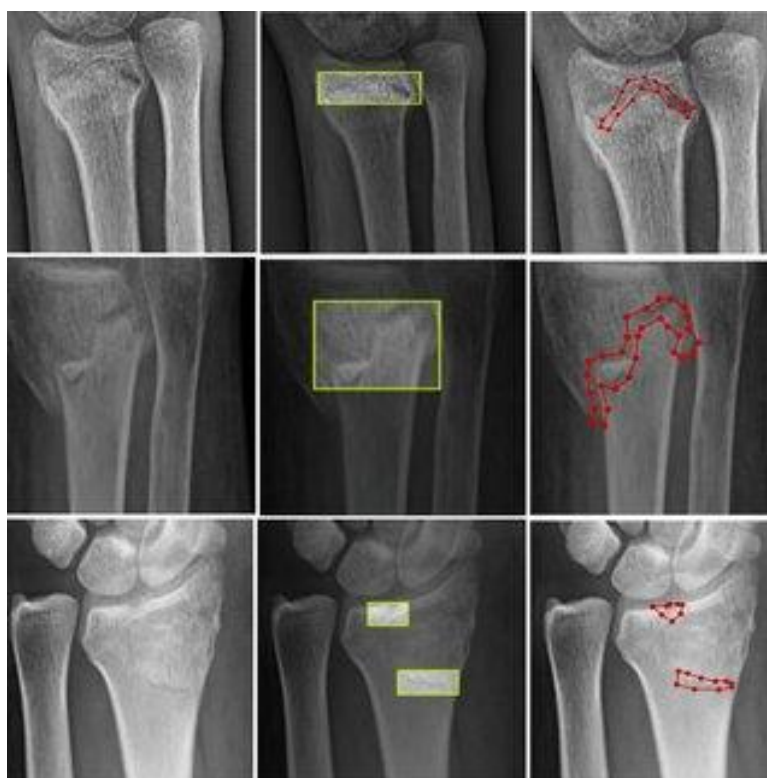


Рисунок 1.5 – Сегментовані переломи на рентгенівських знімках [20]

У систематичному огляді Kutbi [21] (2020) обговорюється використання штучного інтелекту в медицині, зокрема в діагностиці переломів. У дослідженні підкреслено, що інтеграція ШІ дозволяє знизити кількість діагностичних помилок, особливо у складних клінічних випадках, таких як приховані або багатофрагментні

переломи. Крім того, акцент зроблено на необхідності створення зручних інтерфейсів для лікарів та залучення міждисциплінарних команд для впровадження технологій. Результати аналізу Kutbi наведено нижче (рисунок 1.6).

No.	Reference	Year	Dataset	Modality	Model	Parts	Description	Performance
1	Olczak et al. [59]	2017	The dataset consists of 256,000 radiographs of the wrist, hand, and ankle.	Radiographic images	AlexNet, NIN, VGGs	Various Parts	This research demonstrates that deep learning can exceed human performance.	Accuracy = 0.83
2	Kim et al. [32]	2018	There are 695 wrist radiographs with fractures and 694 without fractures.	Radiographic images	Inception V3	Wrist	The author validated that using transfer learning from CNNs for fracture detection on radiographs can achieve top-tier performance.	AUC = 95.4, Sensitivity = 90, Specificity = 88
3	Chung et al. [33]	2018	The dataset includes 1891 plain shoulder AP radiographs (1376 with proximal humerus fractures and 515 normal shoulders) from 1891 patients, comprising 591 men and 1300 women.	Radiographic images	Resnet 152	Humeral	The authors introduced a model for identifying and categorizing fractures from AP shoulder radiographic images.	Accuracy = 96, Sensitivity = 0.99, Specificity = 0.97, AUC = 0.996
4	Urakawa et al. [34]	2018	The dataset includes 3346 hip images, with 1773 fractured and 1573 non-fractured, collected from the Department of Orthopedic Surgery, Tsuroo.	Radiographic images	VGG16	Hips	This study presents a performance comparison between CNNs and orthopedic surgeons.	Accuracy = 95.5, Sensitivity = 93.9, Specificity = 97.40, AUC = 0.984
5	Yu et al. [35]	2019	There are 307 patients with APFFs and 310 normal patients.	Radiographic images	InceptionV3	Hips	The proposed algorithm excelled in detecting APFF but struggled with precise fracture localization.	Accuracy = 96.9, AUC = 0.994, Sensitivity = 97.1, Specificity = 96.7

Рисунок 1.6 – Порівняння різних досліджень виявлення переломів на основі штучного інтелекту в різних суглобах скелета [21]

Ці дослідження демонструють, як сучасні ШІ-технології та багатопрофільний підхід покращують діагностику переломів, роблячи її швидшою та точнішою в реальних клінічних умовах. Розробка програмного забезпечення на основі ШІ стала важливою частиною сучасної діагностики. Далі наведено деякі зразки програмних рішень для завдань ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок.

Gleamer BoneView є комерційним продуктом, що орієнтований на виявлення переломів у рентгенівських знімках [22]. Алгоритм демонструє високу чутливість і специфічність, сприяючи покращенню діагностики, особливо серед лікарів із обмеженим досвідом (рисунок 1.7).

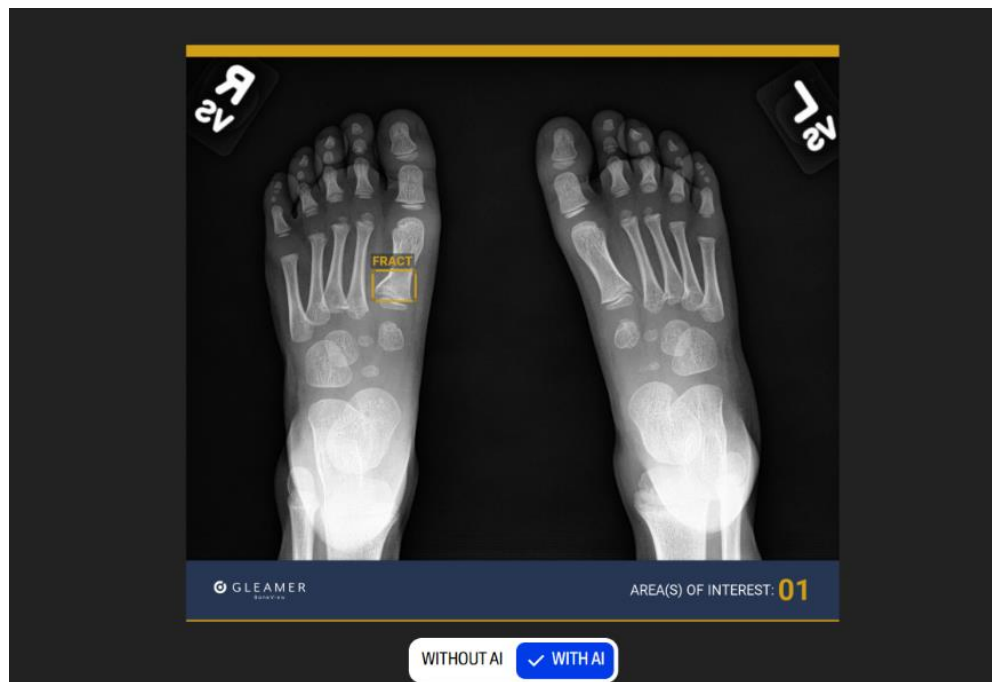


Рисунок 1.7 – Робота Gleamer BoneView [22]

#### Переваги:

- висока чутливість і специфічність, що підтверджено клінічними випробуваннями;
- легка інтеграція у робочий процес лікарів, включаючи можливість навчання молодших спеціалістів.;
- швидка обробка зображень, що особливо важливо у невідкладних ситуаціях.

#### Недоліки:

- висока вартість, що може обмежувати доступність для менших лікарень чи медичних центрів;
- алгоритм переважно орієнтований на конкретні типи переломів і може бути менш ефективним для нетипових або складних випадків;
- необхідність регулярного оновлення програмного забезпечення для підтримання його ефективності та відповідності новим стандартам.

Zebra Medical Vision пропонує набір ШІ-алгоритмів, які застосовуються в багатьох медичних установах [23]. Їхня інтеграція у клінічні процеси дозволяє значно підвищити ефективність і зменшити навантаження на лікарів.

Ці алгоритми мають кілька важливих переваг. Вони універсальні й використовуються не лише для виявлення переломів, але й для діагностики інших патологій, що розширює їхнє застосування. Завдяки простоті інтеграції у клінічні інформаційні системи забезпечується зручність у їх використанні, що є важливим фактором для впровадження в повсякденну практику. Крім того, автоматизація рутинних завдань сприяє значному зменшенню навантаження на лікарів, дозволяючи їм зосередитися на складніших клінічних випадках.

Проте є й певні недоліки. Алгоритми, не маючи чіткої спеціалізації на виявленні переломів, можуть демонструвати нижчу чутливість у порівнянні зі спеціалізованими інструментами. Їх ефективність залежить від якості вхідних даних, і у випадках низької якості рентгенівських зображень результати можуть бути менш надійними. Для впровадження таких рішень також необхідно мати сучасне медичне обладнання і технічну підтримку, що може стати перепоною для їх використання в менш розвинених установах.

Qure.ai [24] спеціалізується на широкому спектрі патологій, включаючи діагностику переломів, і пропонує рішення, які забезпечують автоматизацію аналізу зображень (рис. 1.9). Завдяки здатності інтегруватися з PACS (Picture Archiving and Communication System) [25], цей інструмент легко адаптується до звичних робочих процесів лікарів, що робить його зручним для використання у великих медичних центрах. Одна з ключових переваг платформи – швидкість роботи: аналіз зображень здійснюється практично в реальному часі, що особливо важливо для відділень невідкладної допомоги та діагностики травм.

Значущість Qure.ai у діагностиці переломів кісток нижніх кінцівок є вагомою, оскільки алгоритми здатні швидко ідентифікувати пошкодження навіть у складних клінічних випадках, де точність і оперативність є вирішальними. У багатьох дослідженнях підтверджується, що ця платформа може значно скоротити час постановки діагнозу та підвищити її точність, забезпечуючи лікарів додатковою підтримкою при аналізі складних рентгенівських знімків.



Рисунок 1.9 – Вигляд платформи Qure.ai [24]

Проте використання Qure.ai пов'язане з певними труднощами. Серед недоліків можна зазначити високі вимоги до технічного обладнання, що може стати перешкодою для впровадження в лікарнях із обмеженими ресурсами. Крім того, деякі користувачі зауважують, що універсальність алгоритму іноді знижує точність у вузькоспеціалізованих завданнях, таких як діагностика складних або багатофрагментних переломів. Для забезпечення належної роботи платформи необхідно також періодично навчати персонал, щоб вони могли правильно інтерпретувати результати та інтегрувати їх у процес прийняття клінічних рішень.

Попри ці труднощі, Qure.ai залишається потужним інструментом для автоматизації діагностики, сприяючи підвищенню ефективності роботи лікарів та зменшенню ризику пропуску важливих патологій, особливо у випадках переломів кісток нижніх кінцівок.

Imagen OsteoDetect [26] – це програмне забезпечення, затверджене FDA, яке спеціалізується на діагностиці переломів зап'ястя. Завдяки своїй вузькій спеціалізації, цей інструмент демонструє високу точність і чутливість у виявленні цього типу травм. Простота використання програмного забезпечення робить його особливо привабливим для лікарів: інтуїтивно зрозумілий інтерфейс вимагає мінімального навчання, що сприяє швидкому впровадженню у клінічну практику.

Крім того, затвердження FDA значно підвищує довіру до його використання, оскільки підтверджує його безпеку та ефективність.

Однак функціональність Imagen OsteoDetect обмежується лише переломами зап'ястя, що звужує сферу його застосування. Висока вартість впровадження може бути проблемою для невеликих медичних закладів, особливо враховуючи необхідність сумісного обладнання, яке не завжди є доступним у клініках із застарілою інфраструктурою(рисунок 1.10).



Рисунок 1.10 – Виявлення зміщення, перелому з допомогою Imagen OsteoDetect [26]

Щодо потенційної користі для діагностики переломів кісток нижніх кінцівок, цей продукт має обмеження. Його алгоритми розроблені з урахуванням специфіки анатомії зап'ястя, тому без адаптації програмного забезпечення для аналізу рентгенівських знімків нижніх кінцівок його застосування в цій сфері не буде ефективним. У той же час досвід створення спеціалізованих інструментів, як-от OsteoDetect, свідчить про значний потенціал подібних рішень у вузькоспеціалізованій діагностиці. Розробка аналогічного продукту, орієнтованого на переломи кісток нижніх кінцівок, могла б запропонувати аналогічний рівень точності та чутливості, як і у випадку із зап'ястям.

Отже, проведений аналіз сучасних досліджень та існуючих програмних рішень у галузі діагностики переломів на основі рентгенівських знімків показує, що ідентифікація переломів залишається актуальною проблемою сучасної медицини через ризик діагностичних помилок та високі вимоги до швидкості й точності аналізу рентгенівських зображень. Існуючі програмні рішення, попри їхні переваги, мають обмеження: висока вартість, вузька спеціалізація, залежність від якості вхідних даних і технічного забезпечення. Розробка універсальних, доступних і адаптивних алгоритмів з фокусом на підвищення чутливості у складних випадках залишається важливим напрямом у вдосконаленні діагностики переломів.

#### **1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації системи автоматичної ідентифікації переломів**

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Для цього потрібно виконати розробку методу автоматизованої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками за допомогою нейромережових методів. Загалом необхідно виконати наступні завдання:

1. Проаналізувати предметну область діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і визначити вимоги до автоматизованої системи виявлення переломів.
2. Розробити та описати нейромережову модель для обробки рентгенівських знімків і виявлення переломів.
3. Створити метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами.
4. Спроекувати програмне забезпечення на базі розробленої нейромережової моделі для медичних закладів.
5. Провести дослідження ефективності розробленого методу.

## Розділ 2 Розробка методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибинного навчання

### 2.1 Схема та кроки методу ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок

Для вирішення задачі нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками запропоновано метод, його схема наведена на рисунку 2.1.

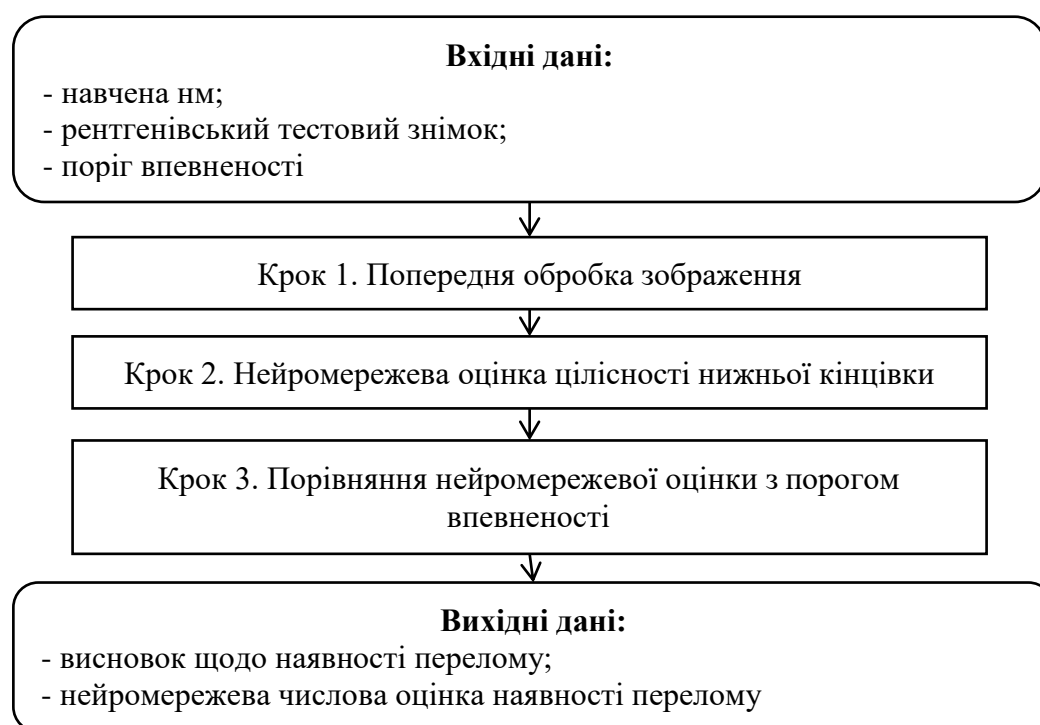


Рисунок 2.1 – Схема методу ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибинного навчання

Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок призначений для автоматичної ідентифікації переломів за рентгенівським знімком та відрізняється від аналогів можливістю адаптивного виставлення порогу чутливості, що дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини.

Для методу ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками вхідними даними служать навчені нейромережеві моделі,

рентгенівський тестовий знімок та поріг впевненості, вихідними даними є висновок щодо наявності перелому та нейромережевої оцінки наявності перелому.

Нейромережева модель використовується для автоматичного аналізу рентгенівського знімка, визначення наявності перелому, а також для прийняття рішення на основі порогу впевненості, який задається користувачем. Модель навчається на великому наборі рентгенівських зображень із заздалегідь розміченими даними, що дозволяє їй точно визначати переломи нижніх кінцівок.

На кроці 1 тестовий рентгенівський знімок проходить через кілька етапів попередньої обробки для підвищення якості аналізу. Спочатку зображення переводиться в градації сірого, оскільки для ідентифікації перелому важливо працювати саме з контрастами, що відображають різниці в щільності тканин. Далі зображення піддається посиленню контрасту за допомогою спеціального алгоритму, який дозволяє краще виділити деталі, що можуть бути важливими для виявлення перелому. Потім застосовується метод CLANE [27] (адаптивна рівномірна гістограмна корекція), що сприяє покращенню якості зображення, особливо в тих ділянках, де є низький контраст, приклад роботи якого зображено на рисунку 2.2. Завдяки цьому зображення стає чітким, і моделі легше зосередитись на важливих деталях.

На кроці 2 відбувається подача обробленого зображення на вхід навченої нейронної мережі. Мережа здійснює аналіз зображення на предмет можливих ознак перелому. Нейронна мережа проводить оцінку і передає результат у вигляді ймовірності наявності перелому.

Далі на кроці 3 відбувається порівняння нейромережевої оцінки з порогом впевненості результат, отриманий попередньо, порівнюється з встановленим порогом впевненості, який задається користувачем. Поріг впевненості визначає мінімальну ймовірність, з якою модель повинна бути впевнена в своєму рішенні, щоб воно вважалось достовірним. Якщо ймовірність наявності перелому, отримана від нейронної мережі, перевищує поріг, то на знімку визначають перелом, і система видає відповідний висновок. На основі порівняння з порогом впевненості, система

генерує висновок щодо наявності або відсутності перелому на рентгенівському знімку.

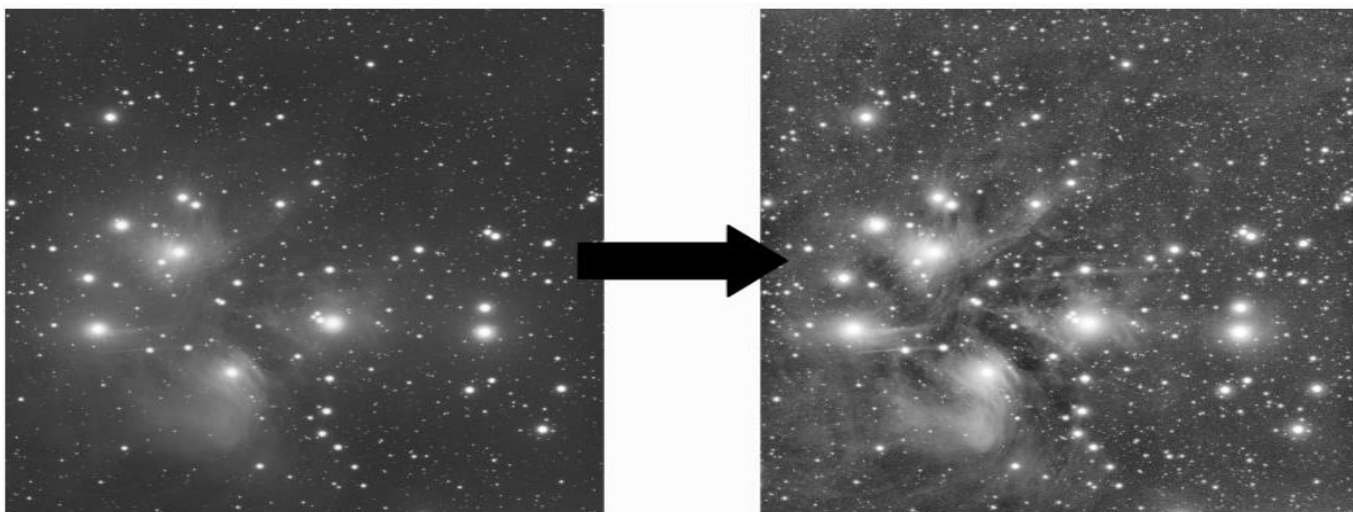


Рисунок 2.2– Приклад роботи CLANE

Отже, було розроблено метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок, що призначений для автоматичної ідентифікації переломів за рентгенівським знімком та відрізняється від аналогів можливістю адаптивного виставлення порогу впевненості, що дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини.

## **2.2 Навчання нейромережевої моделі ResNet50 ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках**

Визначення переломів кісток нижніх кінцівок є важливим завданням у медичній діагностиці, яке значно полегшує роботу лікарів, забезпечуючи більш швидкий та точний аналіз рентгенівських знімків. Для автоматизації цього процесу використовуються методи глибокого навчання, зокрема нейромережі. Однією з найбільш ефективних архітектур для цієї задачі є ResNet50.

Схема навчання нейронної моделі ResNet50 ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках подана на рисунку 2.3.

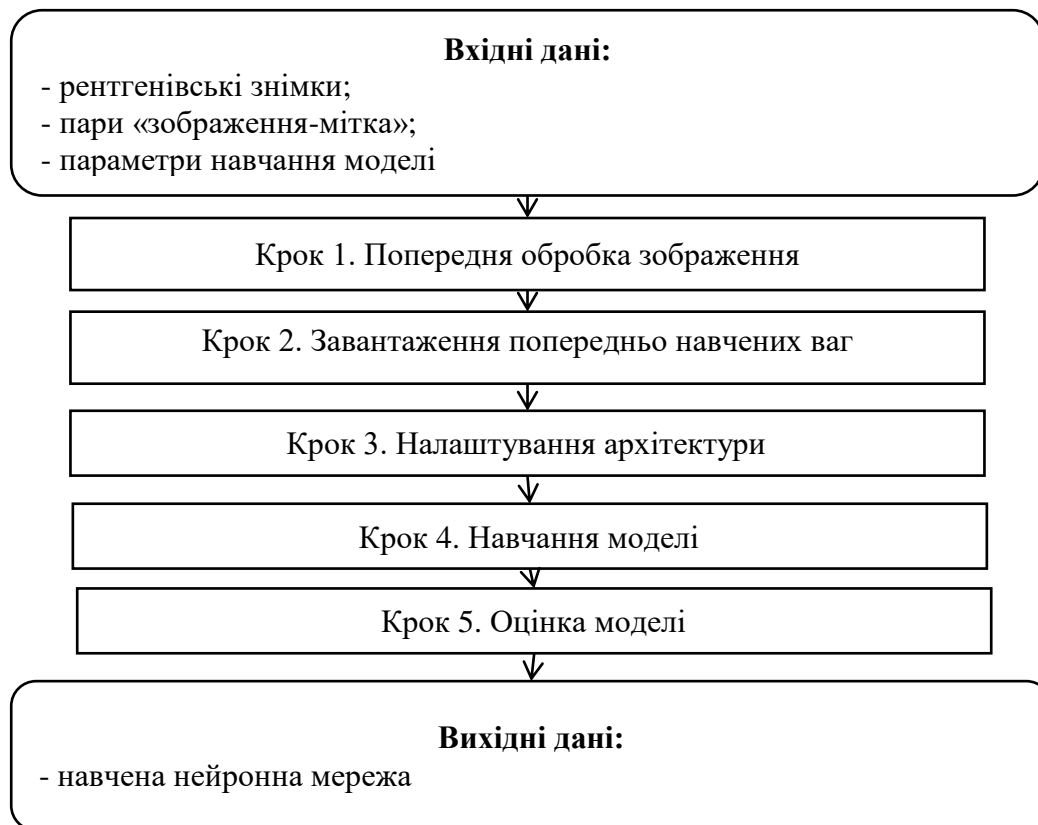


Рисунок 2.3 – Схема навчання нейронної моделі ResNet50 ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках

Вхідними даними є рентгенівські знімки нижніх кінцівок, які являють собою зображення, що містить інформацію про кістки та тканини. Ці зображення подаються на вхід нейромережі для подальшої обробки та аналізу. Для цього потрібно ці дані спочатку підготувати і розділити на вибірки. Зазвичай, практика пропонує співвідношення 70-20-10 (рисунок 2.4).

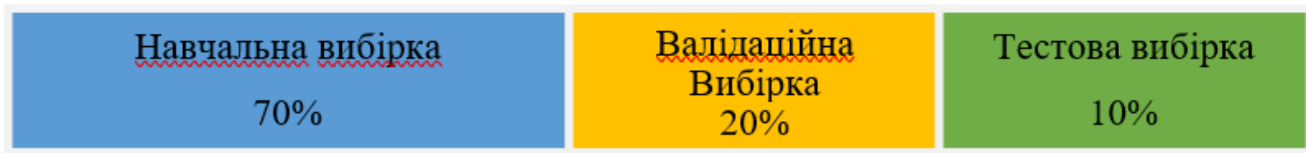


Рисунок 2.4 – Розподіл даних для навчання

Для навчання моделі використовуються пари «зображення – мітка», де мітка вказує, чи є на зображенні перелом. Для цієї мети використовуються анотовані

набори даних, які можуть включати як зображення без переломів, так і з переломами. В датасетах мітки класів містяться зазвичай в csv, або json-файлах і можуть виглядати, як на рисунку 2.5

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	image_id	hand	leg	hip	shoulder	mixed	hardware	multiscan	fractured	fracture_c	frontal	lateral	oblique
2	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0
3	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0
4	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0
5	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1
6	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1
7	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1
8	IMG00000	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1
9	IMG00000	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
10	IMG00000	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1
11	IMG00000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
12	IMG00000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
13	IMG00000	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0
14	IMG00000	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
15	IMG00000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
16	IMG00000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
17	IMG00000	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
18	IMG00000	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
19	IMG00000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
20	IMG00000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0

Рисунок 2.5 – Мітки класів в csv-файлі з вказанням наявності, локалізації і типу перелому

Параметри навчання моделі, такі як швидкість навчання, розмір міні-батчу, кількість епох і функція втрат, також є важливими частинами вхідних даних, що визначають ефективність навчання.

На першому кроці необхідно провести підготовку зображень, щоб нейромережа могла ефективно обробити їх. Це включає такі етапи, як нормалізація зображень (щоб привести пікселі до одного масштабу), масштабування (зміна розміру зображень до стандартного значення 224x224 пікселів для ResNet50) і можливе збільшення контрасту, що допомагає покращити видимість деталей перелому на рентгенівському знімку.

Перед навчанням моделі ResNet50, часто використовується попереднє навчання на великому наборі даних (наприклад, ImageNet [28]), що дозволяє нейромережі вже мати певні ознаки та структури для класифікації зображень. Це допомагає значно прискорити навчання, оскільки модель вже володіє загальними

патернами зображень, і їй потрібно лише налаштувати специфічні характеристики для виявлення переломів.

На кроці налаштування параметрів нейромережі модифікується останній шар нейромережі, який відповідає за класифікацію. Замість вихідного шару, призначеного для класів ImageNet, додається новий шар, який підходить для задачі класифікації на наявність або відсутність перелому кісток. Кількість класів у вихідному шарі буде дорівнювати 2 (перелом / без перелому). Також для останнього шару використовується функція активації Softmax, для інших ReLU, розмір батча встановлюється 64, а Dropout встановлюється з ймовірністю від 0,3 до 0,5. До проміжних шарів додаються шари нормалізації.

Навчання моделі проходить так: після налаштування архітектури, модель тренується на підготовлених даних (рентгенівських зображеннях). Процес навчання включає оптимізацію ваг нейромережі за допомогою методу зворотного поширення помилки та використання оптимізаторів, таких як Adam. Модель навчається на визначення особливостей переломів на основі вхідних зображень.

Після завершення навчання модель оцінюється на тестовому наборі даних для визначення її точності. Використовуються метрики, такі як accuracy, precision, recall, F1-міра та інші, для оцінки ефективності моделі в реальних умовах. Accuracy відображає загальну частку правильно класифікованих зразків серед усіх тестових даних, precision показує, яка частка передбачень «перелом» дійсно відповідає класу «перелом», recall вимірює, яку частку фактичних випадків «перелом» модель змогла правильно виявити, а F1-міра – це гармонійне середнє значення між precision та recall. Вона використовується, щоб досягти балансу між точністю передбачень і здатністю виявляти всі випадки «перелом».

Отже, в цьому пункті описано підхід до отримання моделі ResNet для завдання ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках. Використання попередньо навчених моделей, таких як ResNet50, дає змогу швидко адаптувати мережу до специфічної задачі, значно зменшити час навчання і підвищити точність результатів. Зображена схема описує кожен з 5 етапів, які повинна пройти модель, аби навчитися розпізнавати переломи нижніх кінцівок.

### **2.3 Архітектура нейромережі для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках**

В даному пункті наведена схема моделі на основі архітектури ResNet, яка використовуватиметься для побудови системи виявлення переломів на рентгенівських знімках. Ця архітектура добре підходить для обробки складних зображень і навчання на великих наборах даних.

Архітектура нейромережі наведена на рисунку 2.6.

Схема архітектури нейронної мережі для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських зображень, що описує процеси в програмному забезпеченні, містить кілька важливих етапів обробки даних і прийняття рішень, які виконуються в рамках моделі для класифікації переломів.

На вхід моделі йдуть вхідні зображення, що є рентгенівськими знімками, які підлягають подальшій обробці. Зображення, яке вноситься в систему користувачем, може бути збережене у вигляді різних графічних форматів (наприклад, JPEG або PNG). На цьому етапі зображення має бути у формі, яку можна обробляти у подальших шарах, тобто перетворено в стандартний RGB формат для аналізу. Це важливо, оскільки правильне розпізнавання вхідного зображення є необхідною умовою для коректної роботи моделі.

Після отримання вхідного зображення йде попередня обробка зображення, що включає кілька ключових операцій для підготовки зображення до подальшого аналізу. Першим кроком є конвертація зображення в відтінки сірого (грейскейл). Це дозволяє зменшити обсяг даних та спростити подальший аналіз, оскільки рентгенівські зображення часто мають лише один колірний канал, а відтінки сірого дозволяють зосередитися на варіаціях яскравості.

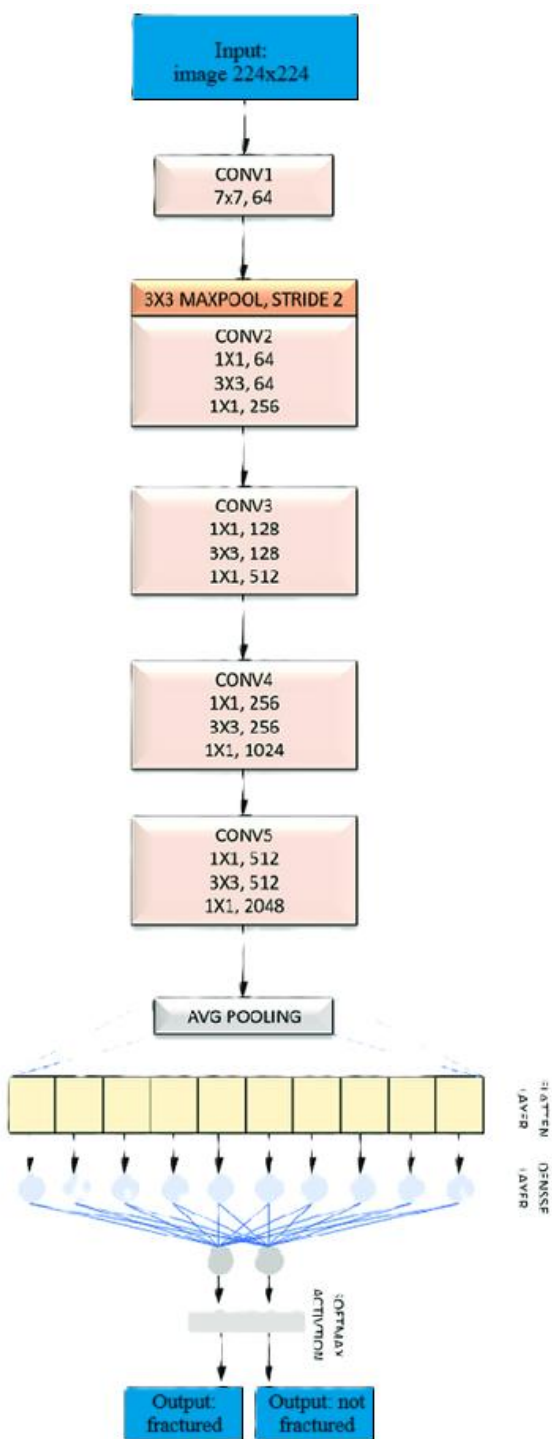


Рисунок 2.6 – Архітектура нейромережі для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках

Наступний крок – покращення контрасту зображення. Це досягається за допомогою спеціальних методів, таких як ImageEnhance з бібліотеки PIL. Збільшення контрасту допомагає виділити важливі особливості зображення, які можуть бути критичними для подальшої класифікації.

Завершенням попередньої обробки є застосування методу CLAHE для підвищення чіткості зображення. Цей метод дозволяє ефективно покращити контраст у тих ділянках зображення, де контраст низький, що є корисним при роботі з рентгенівськими знімками, де можуть бути дрібні деталі, важливі для точного діагностування.

В кінці – ідентифікація перелому на рентгенівському знімку. Для цього проводиться аналіз статистичних характеристик зображення, зокрема середнього значення та стандартного відхилення пікселів в сірому зображенні. Це дозволяє системі оцінити, чи відповідає зображення певним характеристикам, які типові для рентгенівських зображень. Такий підхід є важливим кроком для фільтрації невідповідних зображень та забезпечення високої точності на наступних шарах класифікації, де видається значення ймовірності наявності або відсутності перелому.

Отже, розглянута архітектура нейронної мережі для виявлення переломів нижніх кінцівок на рентгенівських знімках дозволить автоматизувати процес діагностики в медичній практиці.

#### **2.4 Датасет для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках**

Аналіз рентгенівських знімків для виявлення переломів кісток нижніх кінцівок є складним завданням, яке вимагає високої точності. Для навчання нейромережевої моделі ResNet використовується датасет Bone Break Classification, доступний на платформі Roboflow [29]. Цей набір даних став основою для тренування та тестування нейромережевих моделей, забезпечуючи реалістичні приклади рентгенівських знімків з анотаціями. Також використовується датасет X-ray FracAtlas images 2024 (4K) [30], з платформи Kaggle, що включає лімітований набір рентгенівських знімків, але достатній для навчання нашої моделі.

Датасет Bone Break Classification спеціалізується на задачах класифікації переломів кісток. Він містить рентгенівські знімки, розподілені за 12 класами – видами переломів, які потім потрібно підвести до формату «з переломом» та «без

перелому». Зображення є структуровані авторами датасету і підходять для вирішення задач класифікації методами штучного інтелекту.

Розділ навчальних зразків наведено на рисунку 2.7.



Рисунок 2.7 – Розділ навчальних зразків датасету

Основні характеристики датасету:

- Датасет включає кілька тисяч зображень рентгенівських знімків.
- Зображення представлені у стандартних форматах, таких як PNG та JPG.

Дані структуровані у вигляді каталогів для кожного класу.

– Кожне зображення супроводжується міткою, що вказує на вид перелому (рисунок 2.8).

– Датасет збалансований, що дозволяє ефективно тренувати моделі класифікації без суттєвого перекоосу у прогнозах.

– Датасет також передбачає попередню обробку, що полегшує його інтеграцію в проекти.

– Автоматичне масштабування до розмірів, необхідних для моделей (224x224 пікселів).

– Усунення шумів і вирівнювання яскравості, щоб моделі могли зосередитися на важливих особливостях.

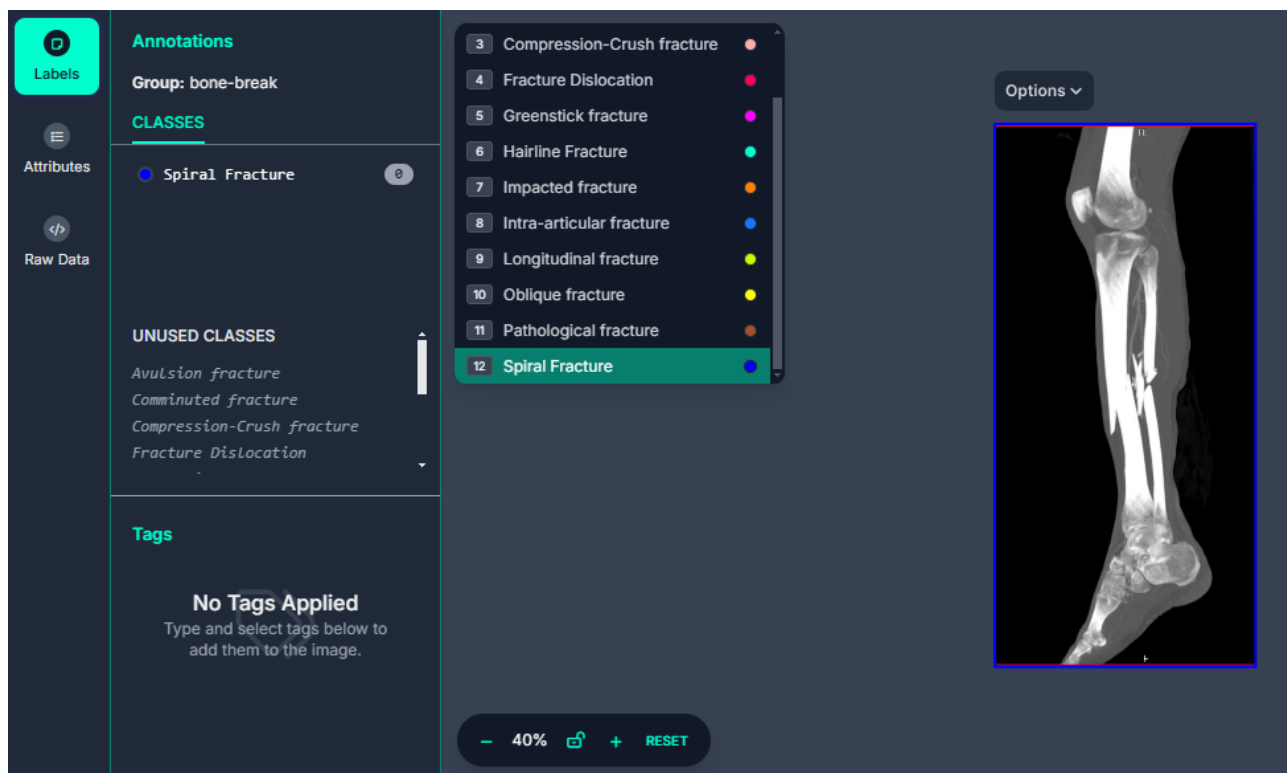


Рисунок 2.8 – Приклад зображення спірального перелому з датасету

Датасет X-ray FracAtlas images 2024 (4K) є високоякісним, відкритим для задач ідентифікації переломів кісток на рентгенівських знімках, особливо переломів кісток нижніх кінцівок, спеціально створений для розвитку та тестування нейронних мереж у медичних задачах комп'ютерного зору.

Основні характеристики такого датасету: усі зображення мають формат 4K (3840 × 2160 пікселів), що забезпечує детальність для роботи з дрібними структурами.

Датасет містить 4083 рентгенівських знімки, що охоплюють різні випадки, включаючи нормальні знімки та знімки з патологіями, переломами, зміщеннями (рисунок 2.9).

Датасет містить знімки різних анатомічних областей тіла, з нижньої частини тіла, зокрема: стегно, колінний суглоб, гомілка, гомілковостопний суглоб.



Рисунок 2.9 – Зображення з датасету X-ray FracAtlas

Класи, які надані в датасеті:

- прості переломи;
- складні переломи;
- внутрішньосуглобові переломи;
- інші аномалії;
- остеопорозні ураження;
- пухлиноподібні утворення;
- норма.

В датасеті кожне зображення має контур перелому, опис перелому (тип, локалізація, ступінь зміщення), метадані як стать, вік, тип травми, час після отримання травми. Знімки зібрані з різних медичних центрів у співпраці з рентгенологами, анотації верифіковані лікарями і збережені в форматі PNG, анотації у форматі JSON (COCO-style або PASCAL VOC). Датасет включає синтетично створені зображення з допомогою генеративних моделей для збагачення рідкісних категорій переломів.

Датасет підходить для використання в задачах класифікації(виявлення наявності або відсутності переломів), задачі локалізації(визначення точного

положення перелому), задач сегментації (детальний контур перелому для хірургічного планування). Для задач класифікації на 2 класи він може бути прийнятний, якщо вибрати тільки зображення з нижніми кінцівками і наявністю травм, в метаданих є ця інформація, тому зручно використовувати датасет в даному випадку. На рисунку 2.10 зображено скільки є рентгенівських знімків ноги в датасеті для використання, з вказанням наявності перелому чи його відсутності.

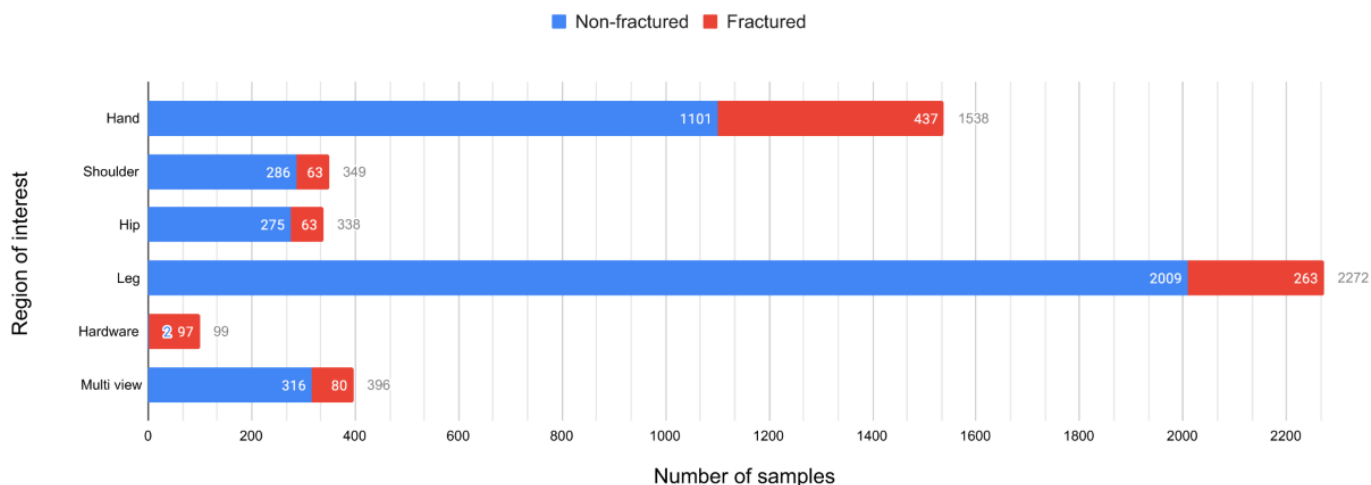


Рисунок 2.10 – Розділення переломів датасету Xray FracAtlas 4K на 2 класи із вказанням локалізації перелому

Використання датасетів Bone Break Classification і Xray FracAtlas 4K (2024) для задачі бінарної класифікації («є перелом» або «немає перелому») забезпечить ефективно навчання моделі на архітектурі ResNet з акцентом на рентгенівських знімках кісток нижніх кінцівок. Ці два датасети взаємодіють і доповнюють одне одного.

Bone Break Classification пропонує широкий набір типів переломів (10 основних класів) і добре збалансовані дані (приблизно 150+ зображень на клас) і якісно розмічені зображення з двома класами: «Перелом» та «Без перелому», що дає хорошу основу для бінарної класифікації. Xray FracAtlas 4K забезпечує значно більший обсяг даних, що дозволяє ефективніше працювати з рідкісними випадками. Розмаїття джерел даних допомагає знизити ризик перенавчання моделі, що може траплятися, якщо дані походять з одного джерела. Завдяки великим обсягам

зображень і високій різноманітності умов (проекція, якість, анатомічні особливості), модель стає більш стійкою до шуму та артефактів.

Відфільтрувавши потрібні рентгенівські знімки нижніх кінцівок, використовуючи мітки з метаданих (ті, де зазначено частини тіла, до яких належить зображення), потім потрібно видалити непотрібні зображення з іншими частинами тіла.

Для об'єднання двох датасетів потрібно і об'єднати метадані, перевести класи в уніфікований вид, в нашому випадку до двох (перелом і його відсутність) і створити єдиний такий файл. З різних датасетів зображення матимуть різні розширення, теж потрібно звести їх до однакового.

З датасету Xray FracAtlas 4k взято 2300 зображень, де 2000 є з міткою перелому, 300 – без. Датасет Bone Break Classification має небагато зображень нижніх кінцівок, а тому була застосована аугментація даних. Зображення, відібрані з мітками локалізації в області нижніх кінцівок підлягали таким технікам, як обертання на невеликий кут в обидві сторони, таким чином збільшивши кількість зображень втричі. З оновленого датасету в остаточному варіанті було взято приблизно 1750 зображень.

Розділення на навчальний, валідаційний і тестовий набір приведено до пропорції 70-20-10, тобто 70% відсотків йде на навчання моделі, інші 20% і 10% на валідацію і тестування, відповідно.

Отже, було обрано створення моделі на архітектурі ResNet з бінарною класифікацією, використовуючи зображення Xray FracAtlas 4K, переломи на яких локалізовані тільки на ногах, а також знімки з Bone Break Classification з такою ж локалізацією і адаптовано до класів «з переломом» та «без».

## **Висновки до розділу 2**

У результаті проведеної роботи над другим розділом було розроблено метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Ключовим аспектом запропонованого методу нейромережеовго

ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках є можливість адаптивного виставлення порогу чутливості, що дозволяє ідентифікувати переломи кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках, підвищуючи ефективність та точність діагностики.

Діапазон прийняттого порогу коливається між 15 до 50%, коли модель зможе часто виявляти переломи на знімках. Поріг налаштований саме так, адже визначено емпірично шляхом проведення експериментів, що при вищому порозі модель, хоч і навчена на багатьох знімках, може некоректно розпізнавати наявність переломів.

Якщо ймовірність перелому висока, буде отримано результат з детальним описом ймовірності і конкретними висновками. В іншому випадку, система може вказати, що перелом не виявлено або що необхідно провести додаткові дослідження. Результатом буде нейромережева оцінку, яка вказує на ймовірність наявності перелому.

Було розроблено архітектуру нейронної мережі на основі моделі ResNet50 для класифікації переломів кісток, що є важливим кроком до автоматизації процесу медичного аналізу.

Було сформовано датасет на основі датасетів Bone Break Classification і X-ray FracAtlas images 2024 (4K), які стали основою для тренування моделей глибокого навчання. Сформований датасет розділений на навчальний, валідаційний і тестовий: 70% відсотків на навчання моделі, інші 20% і 10% на валідацію і тестування, відповідно.

Отже, запропонований в розділі метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибокого навчання, спроектована архітектура і датасети будуть використані в інформаційній системі для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках.

## **Розділ 3 Проектування інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів**

### **3.1 Схема інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів**

Інформаційна система системи автоматизованої ідентифікації переломів є спеціалізованим програмним забезпеченням, що використовує сучасні підходи ШІ для аналізу рентгенівських знімків. Система призначена для обробки рентгенівських знімків, автоматичного визначення ідентифікації переломів та надання відповідних висновків щодо стану пацієнта.

У системі системи автоматизованої ідентифікації переломів можна виділити кілька основних компонентів. Кожен із них має конкретні задачі, що дозволяють ефективно і точно аналізувати медичні зображення та надавати корисні висновки для лікарів і медичних працівників.

Загальна структура такої системи складається з чотирьох підсистем, кожна з яких має свої функції та виконує важливу роль у процесі обробки зображень (рисунок 3.1). Інформаційна система для автоматизованого визначення переломів на рентгенівських знімках, складається з кількох ключових елементів: підсистеми навчання моделей, підсистеми попередньої обробки зображень, підсистеми автоматичного аналізу, а також підсистеми для взаємодії з користувачем.

Підсистема обробки зображень: ця підсистема відповідає за попередню обробку рентгенівських зображень перед їх подачею в модель для аналізу. Рентгенівські знімки часто мають нестандартні характеристики: різний контраст, освітленість або навіть якість. Потрібно використовувати функції для конвертації зображень в потрібний формат, корекції контрасту та освітлення, а також застосування методів покращення якості зображення для зручнішого виявлення переломів. Використання таких методів, як корекція контрасту, застосування CLAHE (адаптивне вирівнювання гістограми), а також перетворення зображень в

монохромний формат, допомагає отримати зображення, яке буде краще сприйматися нейронною мережею.



Рисунок 3.1 – Схема інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів

Підсистема навчання моделі та її налаштування: ця підсистема займається підготовкою та навчанням моделей машинного навчання, які будуть використовуватися для аналізу рентгенівських зображень. Моделі можуть бути попередньо навчені на великих наборах медичних зображень і згодом адаптовані до конкретних задач (наприклад, виявлення переломів нижніх кінцівок). У цій підсистемі також можуть відбуватися налаштування моделей для підвищення їхньої точності, а також додавання нових, локальних моделей, якщо це необхідно.

Підсистема автоматичного аналізу та інтерпретації результатів: ця підсистема є головною у системі і відповідає за сам процес ідентифікації переломів.

Після того, як зображення оброблено та передано в модель, підсистема проводить автоматичний аналіз результатів. Вона генерує висновки про наявність або відсутність перелому, а також надає ймовірність цього результату. Вихідними даними є рекомендації для лікаря чи медичного працівника, включаючи ймовірність перелому та деталізовану інформацію щодо результатів аналізу, якщо це необхідно.

Підсистема візуалізації результатів та взаємодії з користувачем: після проведення аналізу підсистема виводить результати на екран користувача. Це текстові висновки («перелом знайдений» чи «перелому не виявлено»). Взаємодія з користувачем включає в себе не тільки виведення результатів, але й надання можливості вибору додаткових моделей для аналізу.

Набір даних для цієї системи включає в себе зображення рентгенівських знімків, на яких представлені як здорові кінцівки, так і кінцівки з переломами. Зображення повинні бути попередньо оброблені, а після цього вони передаються в одну з кількох моделей нейронних мереж (наприклад, ResNet, DenseNet або інші моделі), які аналізують їх і роблять висновки про наявність або відсутність перелому.

В підсумку, автоматизована система має надати медичним працівникам точну та швидку інформацію про можливі переломи, що значно полегшує і пришвидшує процес діагностики. Крім того, система дозволяє вибирати і комбінувати кілька моделей для підвищення точності аналізу, що є важливою перевагою у клінічній практиці.

Таким чином, спроектована інформаційна система системи автоматизованої ідентифікації переломів є комплексним рішенням, що дозволить на основі методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибинного навчання, підвищити точність ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок.

### 3.2 Метрики для оцінки продуктивності нейромережевої моделі

Для оцінки продуктивності запропонованої навченої нейромережевої моделі, яка використовується для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками, необхідно застосувати декілька важливих метрик. Вибір правильних метрик має вирішальне значення для об'єктивної оцінки якості роботи моделі, оскільки кожна метрика має свою специфіку і дозволяє розглядати модель з різних аспектів. Основними метриками вважаються [31]:

- Матриця сплутувань;
- Accuracy;
- Precision;
- Recall;
- F1-міра.

Матриця сплутувань [32] – це таблиця, яка показує кількість передбачених і реальних класів у вигляді 2x2 матриці для двокласових задач. Вона дає змогу візуалізувати всі можливі типи помилок, включаючи:

- TP (True Positives): правильні позитивні передбачення (перелом виявлений правильно),
- TN (True Negatives): правильні негативні передбачення (перелом не виявлений, хоча його немає),
- FP (False Positives): хибні позитиви (модель вважає, що є перелом, хоча його немає),
- FN (False Negatives): хибні негативи (модель не виявила перелом, хоча він є).

Матриця сплутувань є корисним інструментом для візуальної перевірки продуктивності моделі та її слабких місць, наприклад, для виявлення проблем з хибними позитивами чи негативами. Матриця сплутувань може виглядати, як на рисунку 3.2

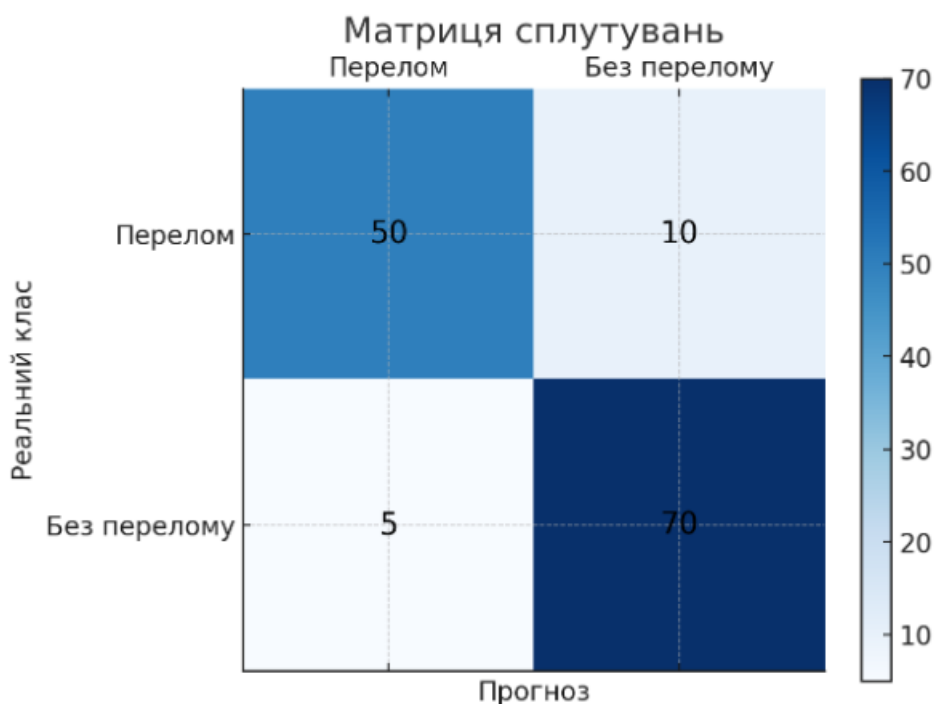


Рисунок 3.2– Матриця сплутувань для бінарної класифікації

Точність (Accuracy) є однією з найбільш простих і популярних метрик, яка визначає відсоток правильних передбачень серед усіх здійснених прогнозів. Вона обчислюється за допомогою наступної формули [31]:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (3.1)$$

Точність є корисною метрикою, але її може бути недостатньо, якщо класи (наприклад, наявність і відсутність перелому) сильно не збалансовані.

Влучність (Precision) дає уявлення про те, яку частку прогнозів, в яких модель передбачила наявність перелому, є справжніми позитивами. Вона розраховується за такою формулою [31]:

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (3.2)$$

Влучність важлива в контексті задач, де хибні позитиви (неправильні прогнози перелому) є неприпустимими, наприклад, у медичних застосунках, де невірний діагноз може призвести до серйозних наслідків для пацієнта.

Повнота (Recall) (або чутливість) вимірює, яку частку реальних позитивних випадків (переломів) модель змогла виявити. Формула для обчислення [31]:

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (3.3)$$

Повнота є важливою в ситуаціях, коли важливо виявити всі можливі випадки, навіть якщо це може призвести до помилок у діагностиці. Наприклад, у випадку переломів, втрата будь-якого випадку може мати серйозні наслідки.

F1-міра поєднує в собі як влучність, так і повноту, що дозволяє досягти більш збалансованого оцінювання продуктивності моделі. Вона розраховується за формулою [31]:

$$F1 = 2 * Precision * Recall / (Precision + Recall) \quad (3.4)$$

F1-міра є особливо корисною, коли потрібно знайти баланс між двома показниками – Precision і rRecall, щоб уникнути ситуацій, коли одне з значень є дуже високим, а інше – дуже низьким.

Отже, у дослідженні для оцінки продуктивності нейромережевої моделі будуть використані такі метрики, як точність, влучність, повнота та F1-міра. Ці метрики дозволяють оцінити здатність точно виявляти переломи, дозволять уникати помилок при діагностиці та забезпечувати збалансований результат.

### **3.3 Формування комбінації засобів розробки інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів**

Для забезпечення високої продуктивності та оптимізації обробки зображень, що є важливим для точності діагностики, було обрано створення десктопного застосунку замість веб-застосунку для нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках. Оскільки глибоке навчання та обробка медичних зображень потребують значних обчислювальних ресурсів,

десктопні застосунки дозволяють ефективніше використовувати апаратні можливості локальної машини, включаючи використання графічних процесорів (GPU) для прискорення навчання нейромереж.

У випадку веб-застосунку обробка зображень та нейромережеві моделі зазвичай вимагають постійної взаємодії з сервером, що може спричиняти затримки та зниження швидкості обробки. Замість цього, десктопне рішення дозволяє здійснювати всі обчислення локально на комп'ютері користувача, що мінімізує можливі затримки та покращує швидкість реакції системи.

Додатково, десктопні застосунки надають більшу гнучкість в управлінні великими обсягами даних, такими як рентгенівські знімки, без необхідності залежати від швидкості Інтернет-з'єднання.

З точки зору розробки, десктопний застосунок надає більше контролю над середовищем, в якому працює програма, що дозволяє оптимізувати роботу з нейромережами та ефективно інтегрувати різні модулі, такі як обробка зображень, машинне навчання, а також користувацький інтерфейс.

Для реалізації системи автоматизованої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків, необхідно вибрати відповідні засоби розробки програмного забезпечення, включаючи мову програмування та середовище для розробки програмного коду. Враховуючи специфіку задачі, що включає використання методів глибокого навчання, обробки зображень та інтеграцію з графічним інтерфейсом користувача, мова програмування Python є одним із найбільш оптимальних варіантів для розробки такого застосунку.

Python є універсальною мовою програмування, що забезпечує високу гнучкість та простоту в реалізації складних задач, зокрема в галузі комп'ютерного зору та штучного інтелекту [33]. Його популярність у сфері обробки зображень та машинного навчання зумовлена наявністю великої кількості бібліотек і фреймворків, які значно полегшують розробку моделей, що використовуються для ідентифікації переломів. Проте, навіть без деталізованого опису самих бібліотек, можна зазначити, що Python дозволяє значно зменшити час, необхідний для

розробки та тестування моделей, що є критично важливим при створенні систем на основі глибокого навчання.

Вибір середовища розробки для такої системи також відіграє важливу роль у процесі розробки. Враховуючи, що Python підтримує безліч інтеграційних можливостей для роботи з різними інструментами та бібліотеками, ідеальним середовищем для реалізації проекту є PyCharm – інтегроване середовище розробки, яке пропонує багатий набір інструментів для програмування на Python [34]. PyCharm спрощує процес написання коду завдяки функціям автодоповнення, підсвічування синтаксису та інтеграції з системами контролю версій. Інтерфейс PyCharm дозволяє зосередитися на логіці програмування, залишаючи рутинні аспекти автоматизованими, що позитивно впливає на продуктивність розробників.

Вигляд інтерфейсу середовища розробки наведено на рисунку 3.3. Завдяки своїй структурі та інструментам PyCharm оптимізує роботу з великими проектами, що включають як складні алгоритми машинного навчання, так і інтерактивні інтерфейси для користувачів. Це є важливим аспектом для проекту, де необхідно обробляти великі обсяги медичних зображень, а також надавати зручний інтерфейс для кінцевих користувачів, таких як медичні працівники, що здійснюють аналіз рентгенівських знімків.

```

1 import os
2 import torch
3 import torch.nn as nn
4 import torch.optim as optim
5 from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
6 from torchvision import transforms, models
7 from PIL import Image, ImageTk
8 import pandas as pd
9 import numpy as np
10 import tkinter as tk
11 from tkinter import ttk, filedialog, messagebox
12 import cv2
13 import logging
14 from tqdm import tqdm
15 import matplotlib.pyplot as plt
16 from sklearn.model_selection import train_test_split
17
18 # Налаштування логування
19 logging.basicConfig(level=logging.INFO, format='%(asctime)s - %(levelname)s - %(message)s')
20
21 class XrayClassifier(nn.Module):
22     def __init__(self):
23         super(XrayClassifier, self).__init__()
24         self.model = models.resnet18(pretrained=True)
25         num_fters = self.model.fc.in_features
26         self.model.fc = nn.Linear(num_fters, 2) # 2 класи: рентген / не рентген

```

Рисунок 3.3 – Вигляд інтерфейсу середовища розробки програмного коду PyCharm

Таким чином, для розробки програмного забезпечення для інформаційної системи нейромережевої ідентифікації переломів, найкращим вибором є мова програмування Python в поєднанні з середовищем розробки PyCharm на базі десктопного застосунку. Це дозволяє ефективно реалізувати як алгоритми обробки зображень та машинного навчання, так і зручний користувацький інтерфейс, забезпечуючи високу продуктивність і гнучкість на всіх етапах розробки проекту.

### **3.4 Вибір спеціалізованих програмних розширень для автоматизованої ідентифікації переломів**

Сучасні підходи до обробки медичних зображень та побудови моделей для автоматизованої ідентифікації переломів значною мірою залежать від використання спеціалізованих бібліотек. Такі бібліотеки, як PIL (Python Imaging Library) [35], PyTorch [36], а також додаткові утиліти для завантаження даних та попередньої обробки, забезпечують високу продуктивність і спрощують реалізацію складних архітектур. У розділі розглянуто використання кожної бібліотеки в контексті розробки інформаційної системи для виявлення переломів на рентгенівських знімках.

Обробка рентгенівських знімків є одним з найважливіших етапів у створенні інформаційної системи для діагностики. Бібліотеки обробки зображень, такі як PIL (Python Imaging Library) і додаткові модулі Python (наприклад, OpenCV), забезпечують необхідні інструменти для завантаження, попередньої обробки, масштабування і трансформації зображень.

Використання PIL у поєднанні з модулями ImageFile дозволяє обробляти навіть частково пошкоджені зображення, що є особливо актуальним у разі медичних наборів даних з великою кількістю зображень різної якості.

Бібліотека PIL широко використовується в медичних дослідженнях для обробки зображень. У численних роботах, таких як дослідження з обробки медичних зображень за допомогою глибоких нейромереж, було показано, що PIL є ефективним інструментом для попередньої обробки, конвертації і масштабування

зображень для подальшого використання в моделюванні на глибоких нейронних мережах. Наприклад, в роботах по автоматизованій обробці рентгенівських зображень для виявлення переломів або захворювань кісток, таких як «Deep learning for radiograph fracture detection» [37] або «Automated detection of fractures in X-ray images using convolutional neural networks» [38], бібліотека PIL використовувалась для обробки зображень перед подачею в нейромережу. Результати роботи нейромереж, навчених на зображеннях, оброблених з допомогою PIL і вказаних вище в статтях, зображено на рисунках 3.4-3.5.



Рисунок 3.4 – Виявлення перелому(травм) на рентгені [37]

Для побудови нейронної мережі, тренування та оцінки ефективності системи використовувалася бібліотека PyTorch, одна з найбільш популярних бібліотек для машинного навчання. PyTorch забезпечує гнучкий та потужний інтерфейс для створення та навчання глибоких нейронних мереж.

PIL [35] та torchvision дозволяють легко обробляти зображення різних форматів і типів, включно з масштабуванням та нормалізацією, які є необхідними для підготовки даних для нейронної мережі.

PyTorch [36] забезпечує можливість роботи з попередньо натренованими моделями, що значно скорочує час розробки та тренування, дозволяючи адаптувати вже перевірені архітектури під нові завдання.



Рисунок 3.5 – Виявлення перелому(травм) на рентгені [38]

Висока гнучкість PyTorch у створенні та налаштуванні нейронних мереж дозволяє швидко адаптувати моделі, зокрема за допомогою інструментів для контролю швидкості навчання та вибору оптимізатора.

Наявність інструментів для обробки помилок та відстеження продуктивності дозволяє контролювати якість навчання та своєчасно вносити необхідні зміни.

PyTorch забезпечує легкий доступ до створення і тестування архітектур з високим рівнем кастомізації, зберігаючи при цьому продуктивність. Це дозволяє поєднувати в рамках одного проекту процеси підготовки даних, навчання, тестування та збереження моделей.

Використання спеціалізованих бібліотек, таких як PIL і PyTorch, є невід’ємною частиною процесу розробки сучасних інформаційних систем, які використовуються для автоматизованої діагностики переломів нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків. Ці бібліотеки спрощують процес підготовки даних, дозволяють швидко та ефективно створювати архітектури нейронних мереж і забезпечують інструменти для покращення якості навчання. Завдяки їм стає можливим створення систем, що мають потенціал для впровадження у клінічну практику та здатні значно підвищити точність і швидкість діагностики.

### Висновки до розділу 3

На етапі проєктування та розробки інформаційної системи для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків, було здійснено проєктування інформаційної системи для автоматизованого визначення переломів на рентгенівських знімках

Система для автоматизованого визначення переломів на рентгенівських знімках, складається з кількох ключових елементів: підсистеми навчання моделей, підсистеми попередньої обробки зображень, підсистеми автоматичного аналізу, а також підсистеми для взаємодії з користувачем.

Було здійснено вибір відповідних метрик для оцінки продуктивності нейромережевої моделі, таких як точність, влучність, повнота та F1-міра, дозволяє детально оцінити ефективність алгоритму у контексті медичної діагностики. Це особливо важливо в медицині, де кожна помилка може мати серйозні наслідки, тому точність діагностики є критично важливою.

Також було обрано засоби розробки та спеціалізовані програмні розширення для автоматизованої ідентифікації переломів. При цьому розробка програмного забезпечення для такої системи на мові Python і середовища PyCharm виявилася оптимальним вибором. Це дозволяє зручно інтегрувати алгоритми обробки зображень і машинного навчання, одночасно забезпечуючи простоту в розробці та ефективність виконання. Завдяки використанню PIL і PyTorch, вдалося реалізувати інструменти для підготовки даних і побудови нейронних мереж.

## **Розділ 4 Дослідження методу нейромережевої ідентифікації переломів на рентгенівських знімках**

### **4.1 Програмна архітектура інформаційної системи ідентифікації переломів**

Для вирішення задачі ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою рентгенівських знімків розроблено програмну систему, що включає в себе низку компонентів, які працюють у тісній взаємодії для досягнення високої ефективності аналізу рентгенівських зображень для нейромережевої ідентифікації переломів на рентгенівських знімках. Система застосовує методи комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматичної обробки рентгенівських зображень, визначення наявності переломів та оцінки ймовірності їхнього виявлення.

Архітектура програми включає декілька основних компонентів:

- Графічний інтерфейс користувача (GUI), який дозволяє користувачеві завантажити зображення, налаштувати параметри аналізу (наприклад, поріг впевненості), вибрати моделі для аналізу та отримати результати.

- Модуль обробки зображень, що відповідає за попередню обробку рентгенівських знімків, зокрема перетворення зображень у формат, зручний для подальшого аналізу.

- Модуль навчання моделі та її налаштування, який використовує попередньо навчені моделі для прогнозування наявності переломів на основі отриманих зображень.

- Модуль автоматичного аналізу та інтерпретації результатів, який надає користувачеві інформацію про ймовірність наявності перелому, а також додаткові деталі, наприклад, ймовірність, отримана від різних моделей.

Програмна архітектура є модульною та масштабованою для можливості додавання нових моделей або удосконалення існуючих без значних змін в основній системі.

Діаграма класів описує структуру об'єктів та їх взаємодії в програмі (рисунок 4.1).

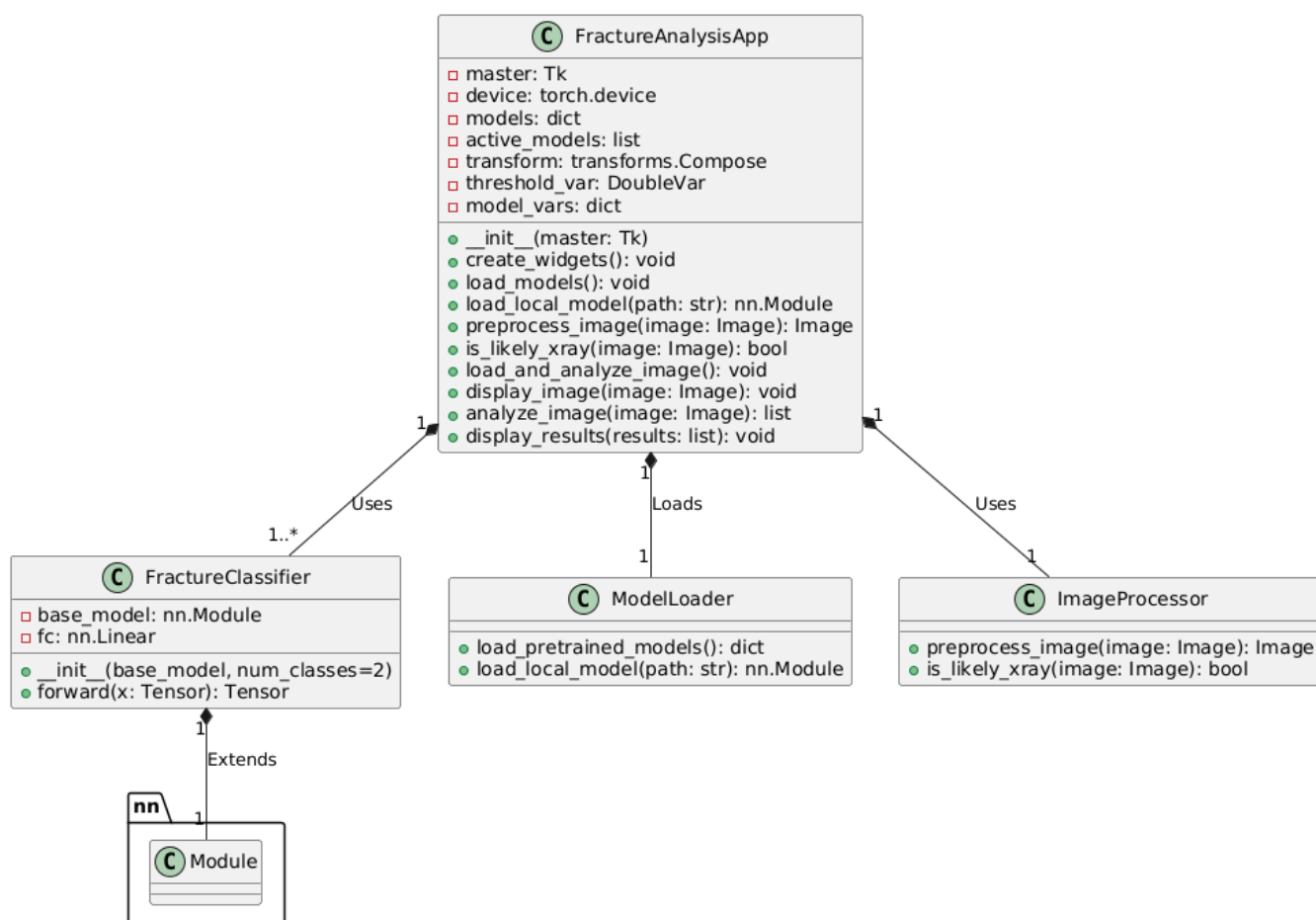


Рисунок 4.1 – Діаграма класів інформаційної системи ідентифікації переломів

FractureClassifier – клас, що визначає архітектуру нейронної мережі для виявлення переломів. Він містить два основні компоненти:

- `base_model` – базова нейронна мережа, наприклад, ResNet чи DenseNet, яка виконує попереднє оброблення зображення та отримує особливості.

- `fc` – лінійний шар для класифікації на основі отриманих ознак.

Клас успадковує від `nn.Module` і реалізує метод `forward`, який здійснює передачу зображення через базову модель, після чого результат передається через лінійний шар для остаточного прогнозу.

FractureAnalysisApp – головний клас програми, що створює інтерфейс користувача, ініціалізує моделі та обробляє зображення. Ключові методи:

– `load_and_analyze_image()` – завантажує зображення та ініціює його обробку.

– `analyze_image()` – обробляє зображення через вибрані моделі.

– `display_results()` – виводить результат аналізу, зокрема ймовірність наявності перелому.

– `create_widgets()` – створює графічний інтерфейс користувача.

`ModelLoader` – допоміжний клас для завантаження попередньо навчених моделей. Він має методи:

– `load_pretrained_models()` – завантажує попередньо треновані моделі для аналізу.

– `load_local_model()` – завантажує модель, збережену на локальному диску.

`ImageProcessor` відповідає за попередню обробку зображень. Він має два основні методи:

– `preprocess_image()` – виконує перетворення зображення (наприклад, контрастування та нормалізація).

– `is_likely_xray()` – перевіряє, чи є зображення рентгенівським знімком, шляхом оцінки середнього значення та стандартного відхилення пікселів.

Програмна архітектура побудована таким чином, щоб забезпечити ефективно взаємодію між компонентами, розділяючи функціональність на окремі модулі для кращої масштабованості та обслуговуваності. Клас `FractureAnalysisApp` є центральним елементом, який інтегрує інтерфейс користувача, завантаження моделей, обробку зображень та відображення результатів. Використання класу `FractureClassifier` дозволяє застосовувати різні архітектури глибокого навчання для аналізу зображень, що підвищує точність та гнучкість системи.

## 4.2 Особливості розробки прикладних компонентів інформаційної системи

Інформаційна система автоматизованої ідентифікації переломів реалізує метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків за допомогою глибокого навчання.

На рисунку 4.2 схема детально ілюструє процес взаємодії користувача з графічним інтерфейсом (GUI) для запуску та контролю процесу навчання моделі. Процес розпочинається з ініціалізації GUI, що є стартовим етапом. Тут відбувається підготовка необхідних ресурсів для роботи графічного інтерфейсу користувача, таких як завантаження бібліотек, налаштування середовища та підготовка об'єктів для відображення.

Після цього відбувається створення компонентів GUI, що означає розробку та налаштування всіх елементів інтерфейсу, які будуть відображені на екрані користувача. До таких компонентів можуть входити кнопки, текстові поля, області для виводу інформації, статусні індикатори тощо. Після створення цих компонентів GUI відображається на екрані, що позначено як «Відображення GUI на екрані». На цьому етапі користувач бачить готовий до роботи інтерфейс програми.

Наступним кроком програма переходить у стан очікування дій користувача, де вона чекає, поки користувач здійснить певну дію. Основна дія в цьому сценарії – натискання кнопки «Почати навчання». Це рішення перевіряється за допомогою умови: якщо користувач не натискає кнопку, програма продовжує чекати на дії користувача в циклі, доки не буде виконано натискання.

Коли користувач натискає кнопку «Почати навчання», програма переходить до наступного етапу – деактивації кнопки «Почати навчання». Це зроблено для того, щоб користувач не міг повторно ініціювати процес навчання під час його виконання. Таким чином, програма запобігає дублюванню завдань або конфліктам у процесі навчання.

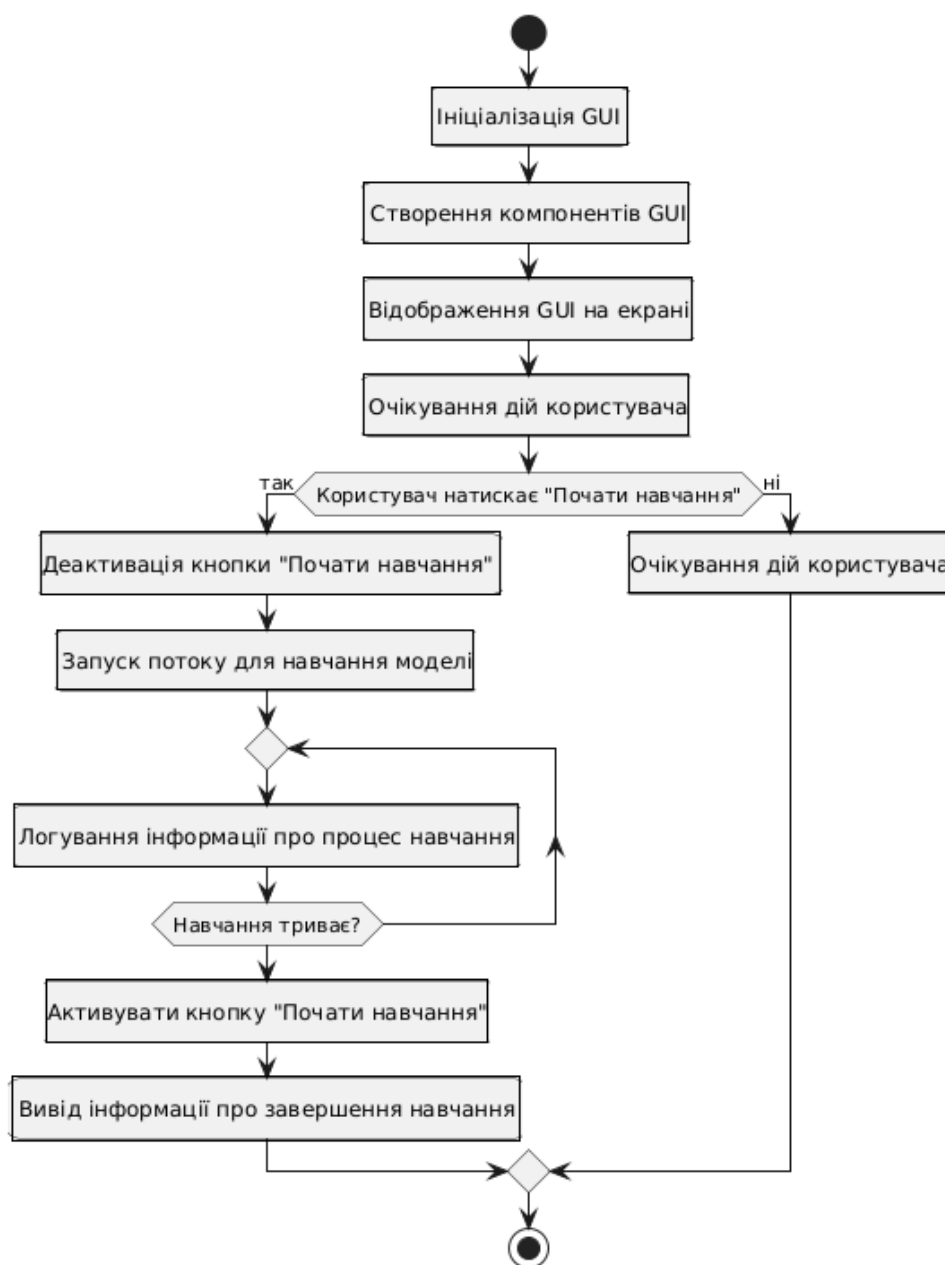


Рисунок 4.2 – Процес взаємодії користувача з графічним інтерфейсом

Після деактивації кнопки запускається потік для навчання моделі. Цей етап є ключовим, оскільки саме тут відбувається основна робота з даними або алгоритмами машинного навчання. Створюється окремий потік для навчання, щоб основний інтерфейс GUI залишався функціональним і не зависав під час обчислень. Запуск потоку дозволяє користувачу бачити прогрес навчання, а також дозволяє програмі виконувати паралельні завдання.

Наступний етап передбачає логування інформації про процес навчання. Тут система збирає та зберігає важливі дані про те, як проходить навчання моделі. Це

може включати час початку навчання, кількість оброблених ітерацій, точність або інші метрики навчання. Логування дозволяє користувачу отримати детальну інформацію для аналізу або діагностики процесу.

Після цього програма перевіряє, чи навчання триває. Якщо процес ще не завершено, відбувається повернення до етапу логування інформації, і цей цикл повторюється, доки навчання не закінчиться. Таким чином, система забезпечує моніторинг процесу в реальному часі, а також постійне оновлення інформації про статус навчання.

Коли процес навчання завершується, програма переходить до наступного етапу – активації кнопки «Почати навчання». Це означає, що кнопка знову стає доступною для користувача, що дозволяє йому запустити процес навчання повторно, якщо це необхідно. Активація кнопки сигналізує про готовність системи до нового циклу роботи.

Після активації кнопки програма виконує вивід інформації про завершення навчання. На цьому етапі користувачу надається звіт або повідомлення про успішне завершення процесу. Це може бути текстове повідомлення, статусний індикатор або вивід результатів навчання, наприклад, значень отриманих метрик, тривалості навчання чи іншої важливої інформації.

Останнім кроком є завершення логічного процесу, де система повертається до стану очікування дій користувача. Користувач має можливість повторно натиснути кнопку «Почати навчання» або виконати інші дії з інтерфейсом програми.

Таким чином, схема ілюструє структурований і послідовний процес роботи графічного інтерфейсу з користувачем, де взаємодія чітко розподілена на етапи ініціалізації, очікування, запуску навчання, моніторингу процесу та завершення роботи. Кожен етап забезпечує узгоджене виконання завдань та підтримує зручність користувача, забезпечуючи як зворотний зв'язок, так і функціональність для повторного використання.

На рисунку 4.3 схема описує розгорнутий процес підготовки, навчання та оцінки моделі машинного навчання з використанням графічного інтерфейсу (GUI)

та наборів даних. Процес структуровано поетапно, починаючи від ініціалізації до фінального виводу результатів навчання.

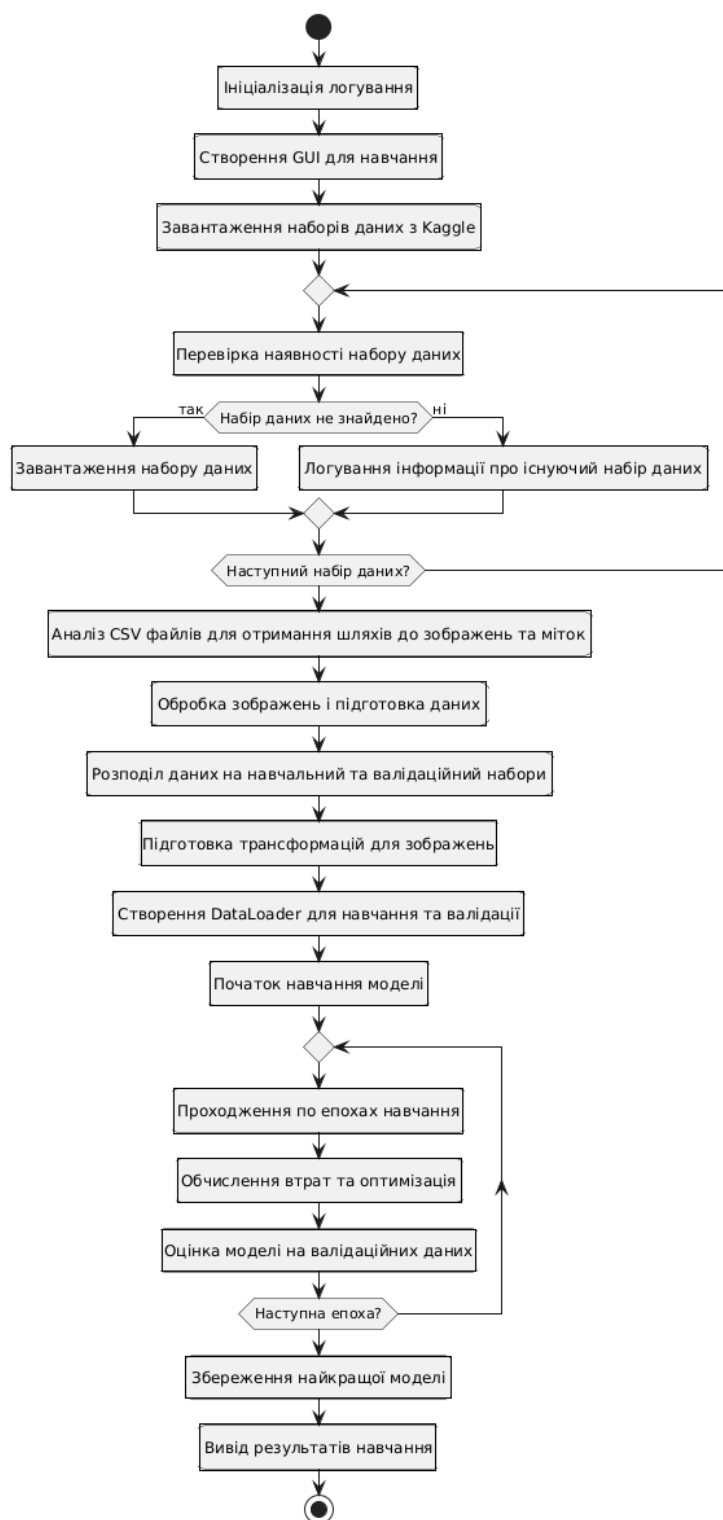


Рисунок 4.3 – Процес взаємодії користувача з графічним інтерфейсом для запуску та контролю процесу навчання моделі

Процес починається з ініціалізації логування, де налаштовується система логування для фіксації всіх подій і статусів у процесі навчання. Це є важливим для відстеження помилок та аналізу ходу виконання завдань. Далі відбувається створення GUI для навчання, де будується графічний інтерфейс користувача, що дозволяє здійснювати взаємодію з процесом навчання моделі, наприклад, завантаження даних або моніторинг прогресу.

Після створення інтерфейсу виконується завантаження наборів даних з Kaggle. Цей етап передбачає інтеграцію з платформою Kaggle для отримання необхідних даних, які будуть використані для навчання моделі. Далі програма переходить до етапу перевірки наявності набору даних. Тут виконується умовна перевірка: якщо набір даних не знайдено, система переходить до його завантаження. У разі, якщо набір даних існує, виконується логування інформації про існуючий набір даних. Цей цикл повторюється для кожного набору даних, який вимагається.

Після завершення перевірки наявності даних програма переходить до перевірки умови «Наступний набір даних?». Якщо є ще набори даних для обробки, процес повертається до попередніх етапів; у разі завершення переходить далі.

Наступним етапом є аналіз CSV-файлів для отримання шляхів до зображень та міток. На цьому етапі програма зчитує CSV-файли, де містяться шляхи до зображень і відповідні мітки, необхідні для навчання. Далі відбувається обробка зображень і підготовка даних. Цей етап включає масштабування зображень, нормалізацію даних, а також інші перетворення, необхідні для оптимальної роботи моделі.

Після обробки даних відбувається їх розподіл на навчальний та валідаційний набори. Тут дані діляться на дві частини: навчальну, для навчання моделі, і валідаційну, для оцінки її продуктивності. Після розподілу виконується підготовка трансформацій для зображень, де застосовуються різні аугментації (наприклад, обертання, масштабування, зсув), що допомагають покращити узагальнюючу здатність моделі.

Наступний крок передбачає створення DataLoader для навчання та валідації. DataLoader використовується для зручного завантаження даних у модель батчами

(пакетами), що спрощує обробку великих обсягів даних. Після цього відбувається початок навчання моделі. На цьому етапі запускається процес тренування нейронної мережі або іншого алгоритму машинного навчання.

Під час навчання модель проходить кілька епох, що реалізовано у блоці «Проходження по епохах навчання». В рамках кожної епохи відбувається обчислення втрат та оптимізація, де модель аналізує похибки на основі функції втрат і коригує свої ваги за допомогою оптимізатора (наприклад, Adam або SGD).

Після кожної епохи виконується оцінка моделі на валідаційних даних. Це дозволяє визначити, наскільки добре модель узагальнює інформацію на даних, які вона ще не бачила під час навчання. Далі перевіряється умова «Наступна епоха?». Якщо навчання ще не завершено, програма повертається до проходження наступної епохи. У разі завершення навчання виконується збереження найкращої моделі, що передбачає збереження вагів або параметрів моделі, які показали найкращу продуктивність під час валідації.

На завершальному етапі відбувається вивід результатів навчання, де користувач отримує інформацію про підсумкові результати навчання, такі як точність, втрати, час виконання та інші метрики. Процес завершується і система переходить у стан очікування подальших дій.

Таким чином, ця блок-схема представляє структурований процес побудови та навчання моделі, включаючи завантаження даних, їх обробку, навчання та оцінку. Кожен етап чітко визначений і взаємопов'язаний, що забезпечує послідовність і ефективність виконання завдань.

Використання PyTorch дозволяє ефективно працювати з великими обсягами даних та реалізовувати складні моделі машинного навчання. На основі архітектур ResNet і DenseNet створюється модель для класифікації зображень як таких, що містять переломи або не містять їх.

Процес розробки програми починається з ініціалізації класу FractureClassifier, який приймає одну з базових моделей (ResNet або DenseNet) і адаптує її для двокласової задачі: виявлення перелому або його відсутність. Важливим моментом є адаптація цих моделей для роботи з конкретними даними, де вхідний сигнал

складається із зображень рентгенівських знімків. Зображення піддаються педпроцесингу, таким як зміна їх розмірів та нормалізація, що дозволяє значно покращити їх здатність до узагальнення на нових даних.

У цій програмі використовується PIL для зчитування та попередньої обробки зображень, що включає завантаження зображень з файлової системи, зміни їх розміру та переведення в формат, придатний для використання у глибоких нейронних мережах. PIL забезпечує простий та ефективний інтерфейс для зчитування зображень із файлів різних форматів (наприклад, JPEG, PNG). Зображення відкриваються через метод `Image.open()`, конвертуються у формат RGB і масштабуються до розміру 224x224 пікселів.

Для підготовки зображень до моделювання використовується модуль `torchvision.transforms`, зокрема його функції `ToTensor` та `Normalize`, які конвертують зображення у тензор і нормалізують значення пікселів. Такий підхід допомагає досягти стабільнішого навчання моделі, адже нормалізація вирівнює значення вхідних даних і робить їх придатними для тренування моделі глибокого навчання.

Крім того, перед обробкою зображень важливо перевірити, чи є воно рентгенівським знімком. Для цього використовується функція `is_likely_xray()`, яка робить статистичний аналіз яскравості та варіативності пікселів, що дозволяє уникнути аналізу некоректних зображень, які можуть бути не рентгенівськими.

Клас `LegFractureModel` успадковує попередньо натреновану архітектуру `ResNet50` з бібліотеки `torchvision.models`, що дозволяє використовувати вже навчені зважування та скорочувати час тренування моделі. `ResNet50`, завдяки своїй глибокій архітектурі та наявності залишкових шарів, добре підходить для класифікації зображень та забезпечує високу продуктивність у виявленні переломів.

Модель модифікується через заміну останнього шару на новий `nn.Linear`, який дозволяє здійснювати класифікацію на 2 класи: наявність чи відсутність перелому. Це забезпечує адаптацію нейронної мережі під конкретне завдання.

Як функція втрат використовується `nn.CrossEntropyLoss`, яка використовується для оцінки ефективності моделі. Вона дозволяє моделі навчитися відрізняти рентгенівські знімки з переломом від нормальних. В якості оптимізатора

вибрано `optim.Adam`, який забезпечує швидшу та стабільнішу конвергенцію, ніж традиційний `SGD`(стохастичний градієнтний спуск), що є важливим при роботі з медичними зображеннями, де збалансованість даних може бути складним завданням.

Використання `torch.optim.lr_scheduler.ReduceLROnPlateau` дозволяє зменшувати швидкість навчання, якщо значення функції втрат на валідаційному наборі перестає знижуватися. Це допомагає уникати перенавчання і забезпечує стабільніше тренування моделі.

Метод `evaluate_model`, який дозволяє оцінити продуктивність моделі на основі значень точності та втрат. Це забезпечує можливість відстеження якості навчання моделі та її загальної ефективності.

При аналізі зображення використовуються кілька моделей, що дозволяє зібрати різноманітні результати і отримати більш точний висновок. Якщо обрана модель передбачає високу ймовірність наявності перелому, то результат класифікації буде позитивним, в іншому випадку – негативним. Ймовірність виявлення перелому обчислюється через застосування функції активації сигмоїди до результатів, що виходять із моделі. Це дозволяє отримати значення ймовірності того, що на зображенні є перелом. Рішення про наявність перелому базується на пороговому значенні, яке користувач може налаштувати за допомогою інтерфейсу.

Для інтеграцію графічного інтерфейсу використаємо `Tkinter`, який забезпечує зручне завантаження зображень, налаштування параметрів моделей та виведення результатів класифікації. Користувач може вибирати, які моделі використовувати для аналізу, і отримувати на екран результат з деталями про ймовірність наявності перелому, що дозволяє йому приймати більш обґрунтовані рішення.

Загалом, розроблена інформаційна система реалізує метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибинного навчання, використовуючи сучасні методи глибокого навчання та комп'ютерного зору. Він дозволяє не лише спрощувати роботу лікарів, але й підвищує точність діагностики, що є критично важливим у медичних застосунках,

де швидкість і точність визначення наявності перелому можуть значно вплинути на прийняття рішення про подальше лікування.

### 4.3 Прикладне тестування інформаційної системи

Функціональне тестування передбачало перевірку основних функцій системи: завантаження даних, попередню обробку зображень, правильність класифікації переломів, а також перевірку ефективності роботи нейромережевої моделі. Програма використовує завантаження даних через API Kaggle [39], обробку зображень, використовуючи ResNet50, та класифікацію переломів. На кожному з етапів перевірялась коректність виконання алгоритмів.

Першим тестовим випадком буде перевірка коректності завантаження даних із Kaggle API. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс K001

<b>Тест-кейс ID: K001</b>	<b>Пріоритет: 1</b>	<b>Створено: 10.11.2024,</b> Хариш І.
<b>Назва:</b> Перевірка коректності завантаження даних із Kaggle API		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Запустити програму.</li> <li>2. Перейти до підсистеми «Завантаження даних».</li> <li>3. Ввести API-токен для доступу до Kaggle.</li> <li>4. Обрати набір даних для завантаження.</li> <li>5. Натиснути кнопку «Завантажити».</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Програма успішно запускається.</li> <li>2. Підсистема «Завантаження даних» відображається на екрані.</li> <li>3. Дані завантажуються без помилок.</li> <li>4-5. З'являється повідомлення «Завантаження завершено», а дані розпаковано у вказаній директорії.</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Результат успішного тестування кейсу K001 показаний на рисунку 4.4.

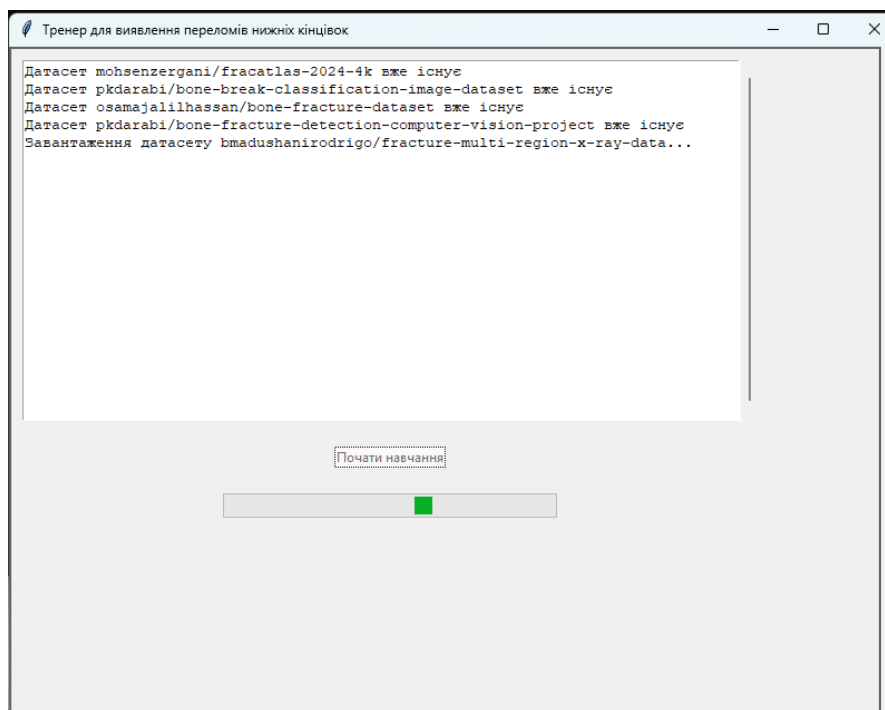


Рисунок 4.4 – Результат виконання тест-кейсу K001

Другим тестовим випадком буде перевірка правильності попередньої обробки зображень. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс K002

<b>Тест-кейс ID: K002</b>	<b>Пріоритет: 1</b>	<b>Створено: 10.11.2024, Хариш І.</b>
<b>Назва:</b> Перевірка правильності попередньої обробки зображень		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>Завантажити рентгенівські знімки через підсистему «Обробка зображень».</li> <li>Вибрати опцію попередньої обробки (масштабування, перетворення в чорно-білий формат).</li> <li>Натиснути кнопку «Почати обробку».</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>Зображення завантажуються та відображаються у вікні програми.</li> <li>Після обробки знімки мають стандартний розмір і чорно-білий формат.</li> <li>У випадку помилок під час обробки (наприклад, некоректний формат файлу) система видає зрозуміле повідомлення про помилку.</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Результат успішного тестування кейсу K002 показаний на рисунку 4.5.

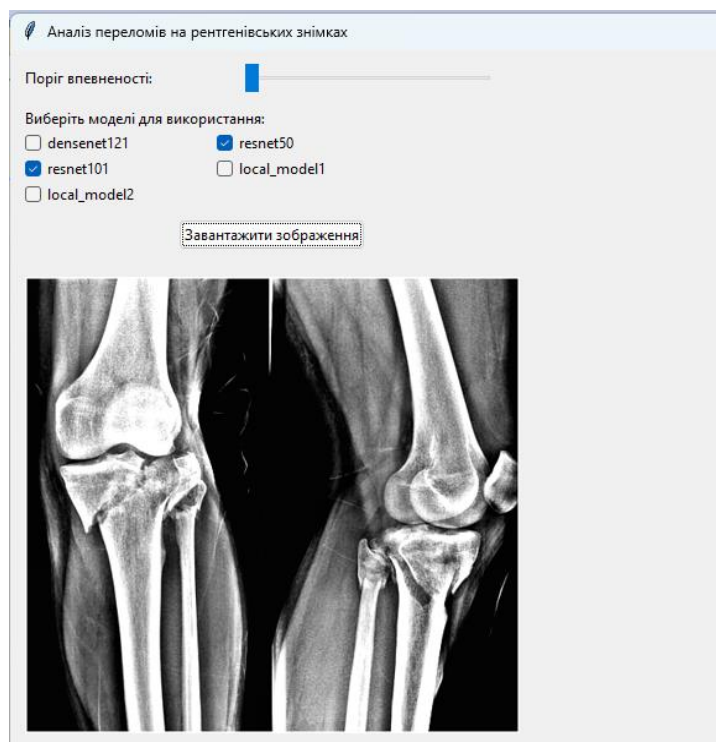


Рисунок 4.5 – Результат виконання тест-кейсу K002

Наступним тестовим випадком буде перевірка коректності класифікації переломів на контрольному наборі даних. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Тест-кейс K003

<b>Тест-кейс ID: K003</b>	<b>Пріоритет: 1</b>	<b>Створено:10.11.2024, Хариш І.</b>
<b>Назва:</b> Перевірка коректності класифікації переломів на контрольному наборі даних		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>Завантажити попередньо підготовлену модель через модуль аналізу.</li> <li>Завантажити тестовий набір рентгенівських знімків, що включає зображення як з переломами, так і без них.</li> <li>Запустити процес класифікації.</li> <li>Отримати результати класифікації у вигляді списку з ймовірностями.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>Модель завантажується.</li> <li>Тестовий набір завантажується.</li> <li>Модель правильно класифікує більшість знімків відповідно до реального стану (перелом або його відсутність).</li> <li>Для кожного знімка відображається ймовірність у відсотках.</li> </ol> <p>Класифікація завершується без помилок, а результати доступні для збереження у файл.</p>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Результат успішного тестування кейсу K003 показаний на рисунку 4.6.



Рисунок 4.6 – Результат виконання тест-кейсу K003

Наступним тестовим випадком буде Тестування продуктивності моделі на зображеннях низької якості. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Тест-кейс K004

<b>Тест-кейс ID: K004</b>	<b>Пріоритет: 1</b>	<b>Створено:10.11.2024,</b> Хариш І.
<b>Назва:</b> Тестування продуктивності моделі на зображеннях низької якості		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Завантажити контрольний набір знімків, що містять шум або часткове перекриття.</li> <li>2. Завантажити модель для аналізу.</li> <li>3. Запустити класифікацію.</li> <li>4. Перевірити результати аналізу.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1-2. Зображення і модель завантажуються.</li> <li>3. Модель справляється із зображеннями низької якості, класифікуючи хоча б 70% знімків правильно.</li> <li>4. Відображається звіт про точність, чутливість і специфічність для цього набору даних.</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> Пройдено частково (потрібна додаткова оптимізація для складних знімків)		

Результат тестування кейсу K004 показаний на рисунку 4.7.



Рисунок 4.7 – Результат виконання тест-кейсу K004

Наступним тестовим випадком буде перевірка кнопок завантаження даних для навчання. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Тест-кейс K005

<b>Тест-кейс ID: K005</b>	<b>Пріоритет: 1</b>	<b>Створено: 10.11.2024,</b> Хариш І.
<b>Назва:</b> Перевірка навчання моделі		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
1. Завантажити GUI програми. 2. Перевірити результати при натисканні кнопок «Завантажити дані», «Почати обробку», «Показати результати».	1. Інтерфейс реагує справно 2. Дані завантажуються, починається навчання.	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Результат успішного тестування кейсу K005 показаний на рисунку 4.8.

Епоха 1/50: 100%		57/57 [16:13<00:00, 17.07s/it]
Епоха 2/50: 100%		57/57 [29:38<00:00, 31.20s/it]
Епоха 3/50: 100%		57/57 [23:04<00:00, 24.29s/it]
Епоха 4/50: 100%		57/57 [19:27<00:00, 20.48s/it]
Епоха 5/50: 100%		57/57 [18:13<00:00, 19.19s/it]
Епоха 6/50: 100%		57/57 [22:53<00:00, 24.10s/it]
Епоха 7/50: 100%		57/57 [22:22<00:00, 23.56s/it]
Епоха 8/50: 91%		52/57 [18:50<01:43, 20.69s/it]

Рисунок 4.8 – Результат виконання тест-кейсу K005

У результаті проведеного тестування інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів було перевірено її функціональні можливості, продуктивність та зручність користувацького інтерфейсу. Результати тестування підтвердили коректність завантаження та обробки даних. Проведені тести засвідчили стабільність роботи системи навіть у складних умовах, зокрема при аналізі зображень низької якості.

#### **4.4 Особливості використання системи автоматизованої ідентифікації переломів у клінічній практиці**

Система аналізу рентгенівських знімків для ідентифікації переломів реалізована у вигляді зручного графічного інтерфейсу на основі бібліотеки tkinter. Основними компонентами є інтерактивне вікно завантаження зображень, панель вибору моделей для аналізу, а також поле для відображення результатів. Система підтримує кілька популярних нейромережових архітектур, зокрема DenseNet121, ResNet50, ResNet101, і спеціалізовану локальну модель. Її робота базується на попередньо навчених вагових коефіцієнтах, адаптованих для задач класифікації переломів.

Для початку роботи необхідно запустити файл `BonesFracClass.py`. У результаті відкриється головне вікно програми з основними елементами управління (рисунок 4.9).

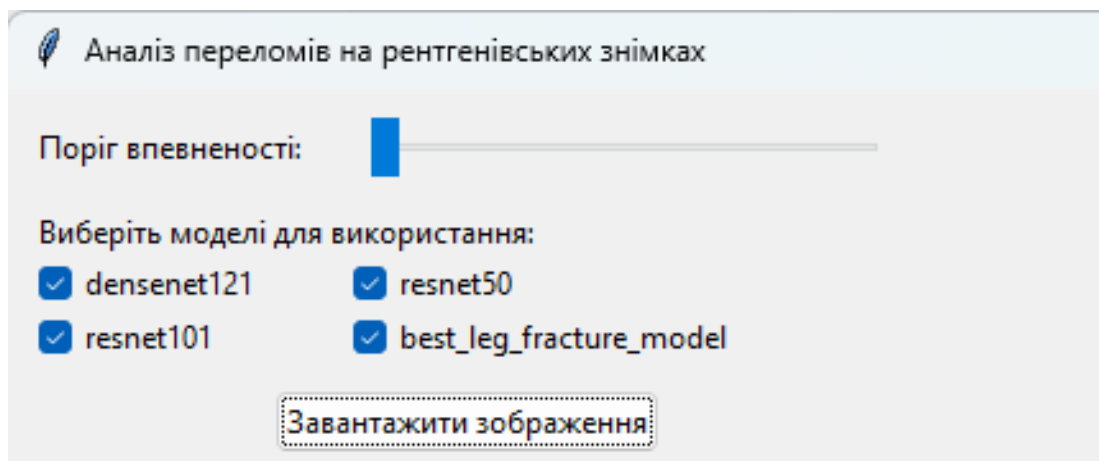


Рисунок 4.9 – Інтерфейс головного вікна програми

Користувач може обрати, які з доступних моделей нейронної мережі будуть використовуватися для класифікації рентгенівського зображення. У програмі реалізовано кілька моделей, таких як ResNet50, ResNet101, DenseNet121 а також локальна модель для виявлення переломів. Це дозволяє користувачу контролювати процес аналізу і використовувати найбільш відповідні моделі для конкретного випадку. Якщо жодна модель не вибрана, система попереджає про необхідність вибору хоча б однієї моделі для проведення аналізу.

На панелі управління представлений список доступних моделей, серед яких DenseNet121, ResNet50, ResNet101, а також локальна модель `best_leg_fracture_model`. Для використання певної моделі треба поставити відповідну позначку (рисунок 4.10).

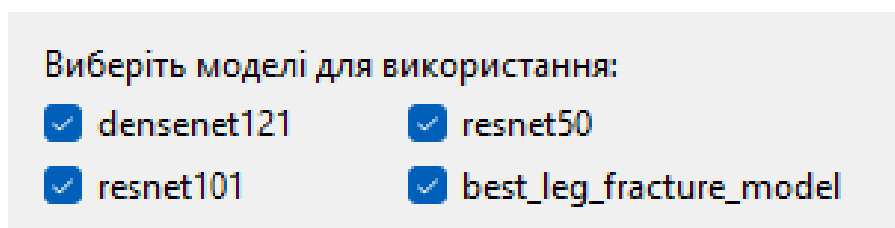


Рисунок 4.10 – Вибір моделі зі списку

Натиснути кнопку «Завантажити зображення» для вибору файлу рентгенівського знімка з локального сховища (рисунок 4.11). Після завантаження зображення автоматично відобразиться в інтерфейсі у зменшеному масштабі (рисунок 4.12).

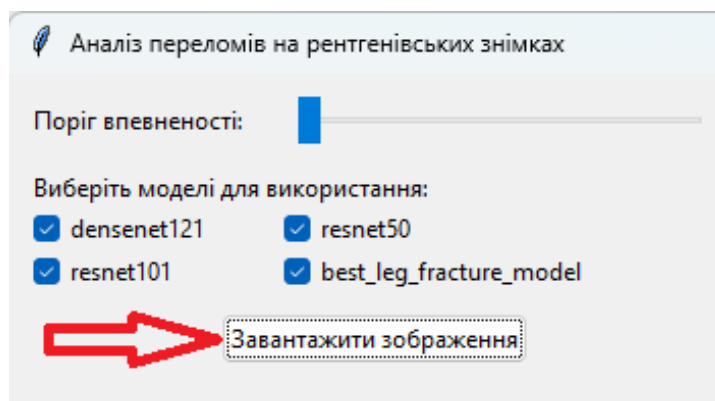


Рисунок 4.10 – Кнопка «Завантажити зображення»

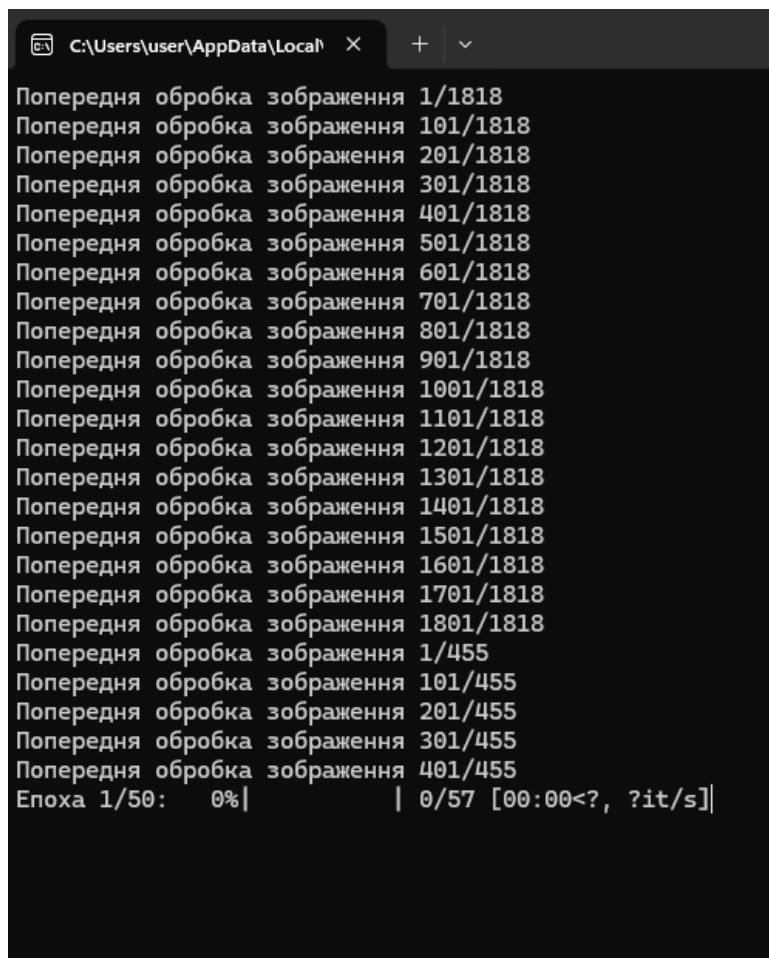


Рисунок 4.11 – Відображення завантаженого зображення

Програма автоматично виконує низку етапів попередньої обробки:

- Конвертація у відтінки сірого.
- Підвищення контрасту.
- Застосування адаптивного вирівнювання гістограми (CLAHE).

Ці кроки забезпечують оптимальну підготовку зображення для аналізу (рисунок 4.12).



```
C:\Users\user\AppData\Local
Попередня обробка зображення 1/1818
Попередня обробка зображення 101/1818
Попередня обробка зображення 201/1818
Попередня обробка зображення 301/1818
Попередня обробка зображення 401/1818
Попередня обробка зображення 501/1818
Попередня обробка зображення 601/1818
Попередня обробка зображення 701/1818
Попередня обробка зображення 801/1818
Попередня обробка зображення 901/1818
Попередня обробка зображення 1001/1818
Попередня обробка зображення 1101/1818
Попередня обробка зображення 1201/1818
Попередня обробка зображення 1301/1818
Попередня обробка зображення 1401/1818
Попередня обробка зображення 1501/1818
Попередня обробка зображення 1601/1818
Попередня обробка зображення 1701/1818
Попередня обробка зображення 1801/1818
Попередня обробка зображення 1/455
Попередня обробка зображення 101/455
Попередня обробка зображення 201/455
Попередня обробка зображення 301/455
Попередня обробка зображення 401/455
Епоха 1/50: 0% | 0/57 [00:00<?, ?it/s]
```

Рисунок 4.12 – Процес обробки зображення

Для початку аналізу необхідно переконатися, що обрано хоча б одну модель (рисунок 4.13) і задано поріг імовірності, який визначає, чи буде діагностовано перелом (рисунок 4.14).

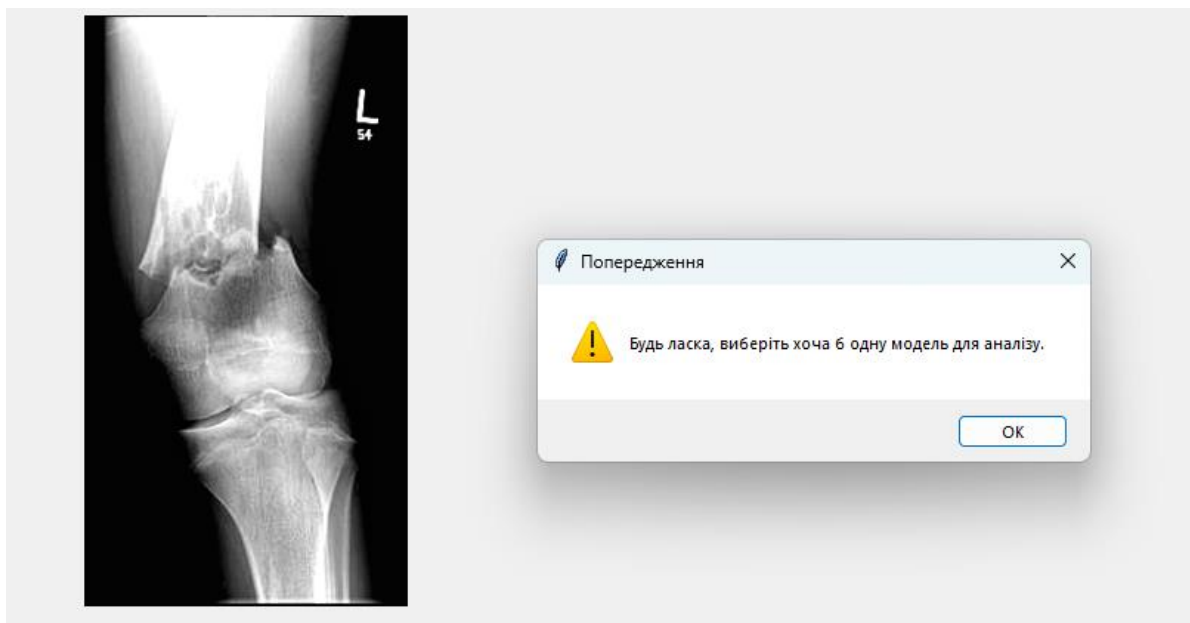


Рисунок 4.13 – Повідомлення про необхідність вибору моделі

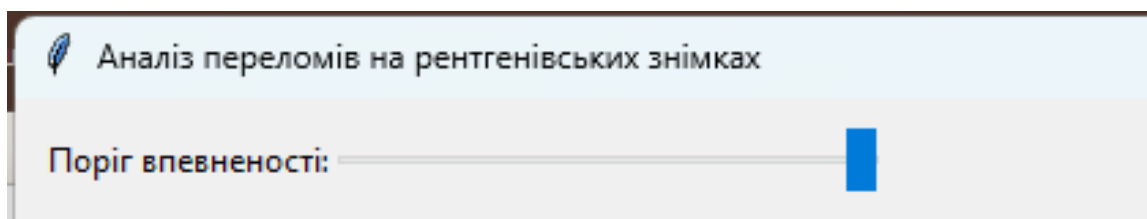


Рисунок 4.14 – Встановлення порогу впевненості

Система автоматично аналізує зображення та відображає ймовірність перелому для кожної моделі окремо (рисунок 4.15). Результати містять середню ймовірність та підсумковий висновок про наявність або відсутність перелому.

На основі аналізу програма виводить середнє значення ймовірності перелому, рішення про наявність перелому з урахуванням встановленого порогу, деталізовані дані про прогнози кожної моделі (рисунок 4.16). Повністю робота реалізованої системи показана на рисунку 4.17.



Рисунок 4.15 – Відображення ймовірності перелому

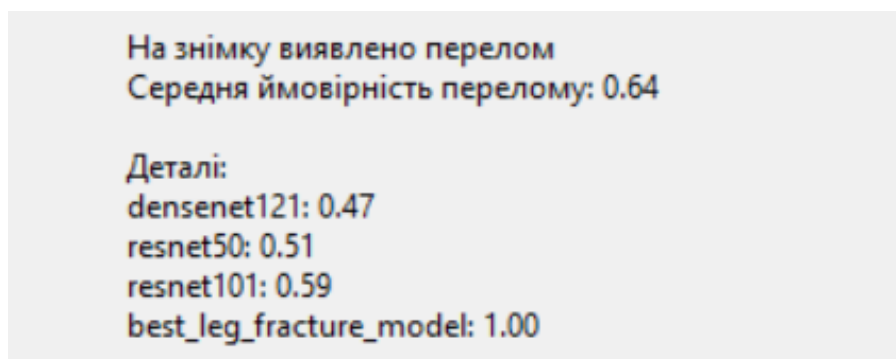


Рисунок 4.16 – Деталізовані дані про прогнози ймовірності

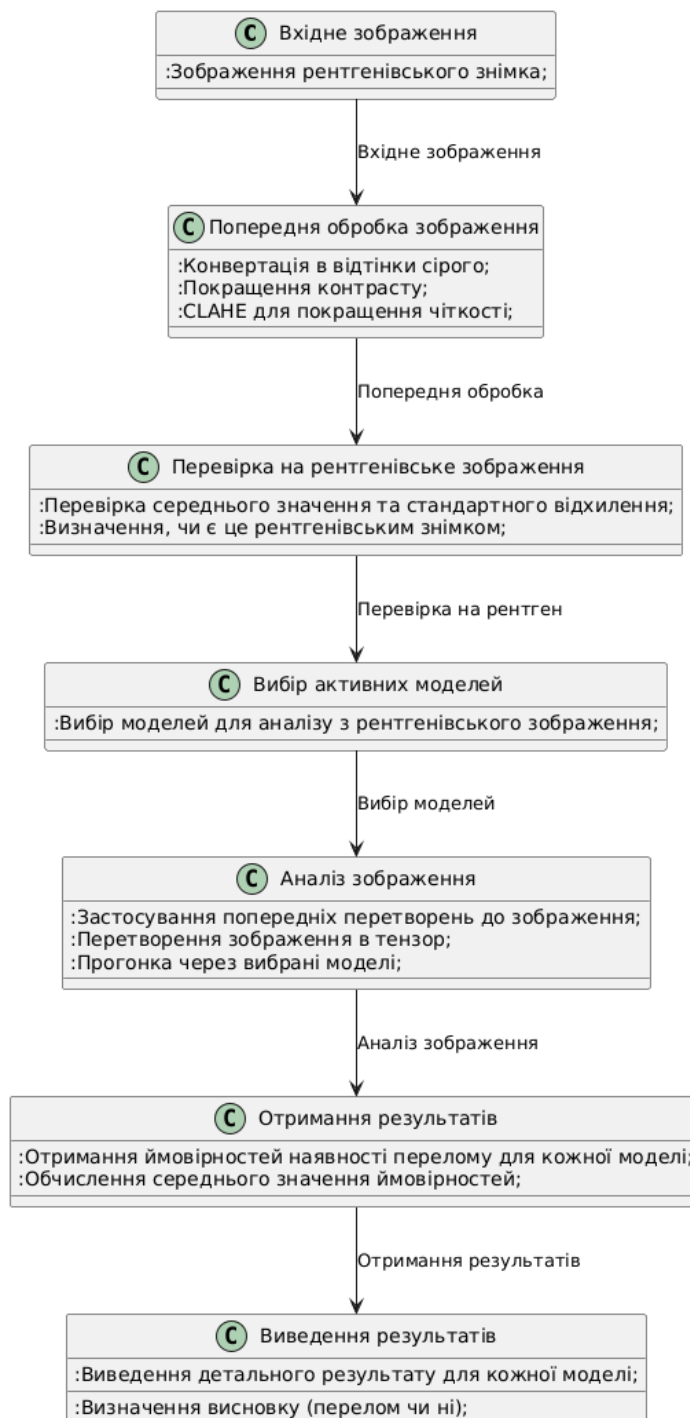


Рисунок 4.17 – Робота інформаційної системи

Реалізована система автоматизованої ідентифікації переломів значно підвищує ефективність роботи лікарів, забезпечуючи швидке та точне виявлення патологій. Вона проста у використанні, а її інтерфейс забезпечує інтуїтивно зрозумілу взаємодію навіть для користувачів без досвіду роботи з нейромережами.

#### 4.5 Дослідження ефективності та інтерпретація отриманих результатів

Ефективність нейромережевої ідентифікації переломів кісток залежить від налаштування порогу впевненості – значення, яке визначає, чи буде результат аналізу вважатися позитивним (виявлення перелому). Користувач має можливість вручну встановлювати поріг у діапазоні від 0 до 100 за допомогою інтерфейсу програми, щоб адаптувати систему під конкретні потреби, наприклад, для мінімізації хибнопозитивних або хибнонегативних результатів.

У процесі дослідження було задіяно чотири різні моделі: DenseNet121, ResNet50, ResNet101 та спеціально створену локальну модель – `best_leg_fracture_model`. Кожна з них продемонструвала свої особливості в обробці рентгенівських знімків, що обумовлено різною архітектурою та кількістю параметрів.

`best_leg_fracture_model` – ця локальна модель на основі архітектури ResNet50, створена спеціально для аналізу переломів нижніх кінцівок, виявилася найбільш адаптованою до специфіки задачі. Її переваги стали помітними у точності класифікації, особливо для рідкісних випадків. Модель була натренована із використанням датасетів, вказаних в 2.4, що дозволило їй перевершити загальні моделі у вузькоспеціалізованих завданнях.

Для ідентифікації переломів найбільш ефективною виявилася спеціалізована локальна модель `best_leg_fracture_model`, що досягла найвищої точності та чутливості завдяки адаптації до специфіки задачі. Матриця сплутувань для `best_leg_fracture_model` виглядає так (рисунок 4.18)

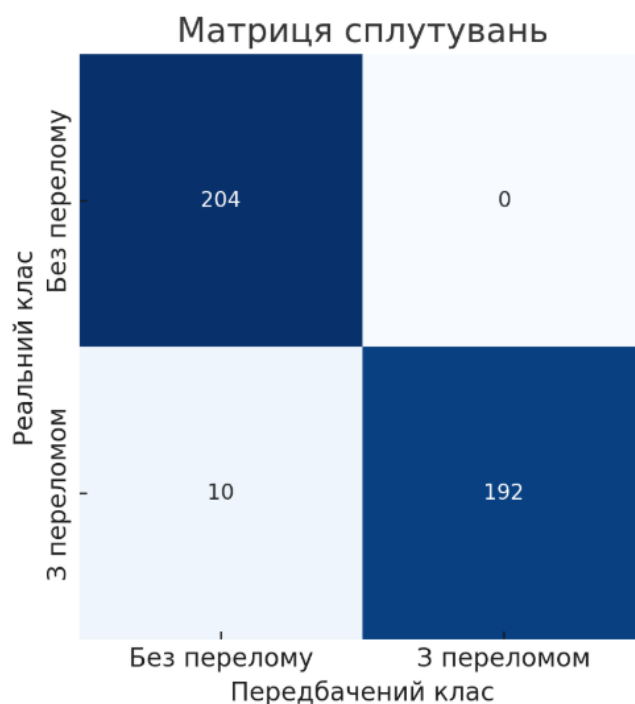


Рисунок 4.18 – Матриця сплутуваностей best\_frac\_leg моделі

Метрики оцінки моделей для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках зображено на рисунках

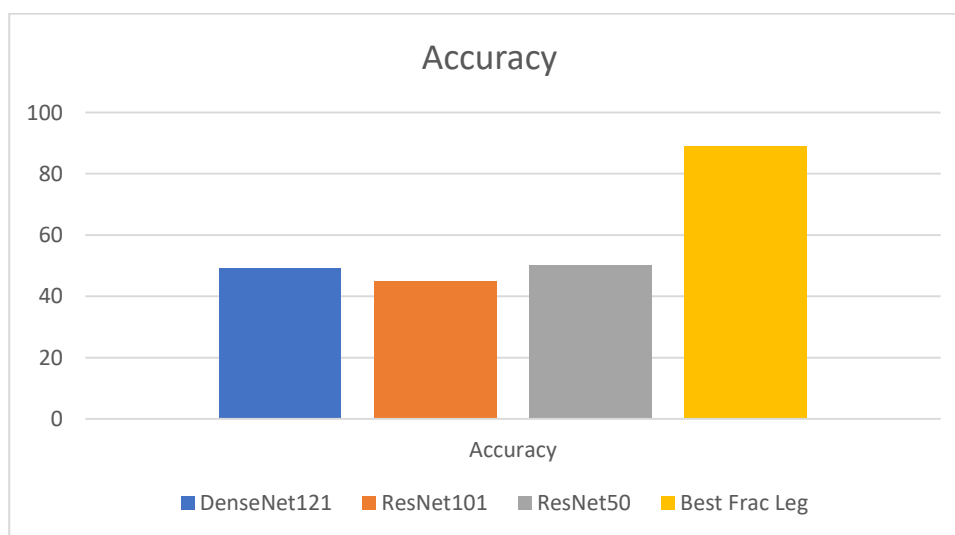


Рисунок 4.19 – Показники Accuracy моделей

На діаграмі видно, що модель best\_frac\_leg демонструє кращий результат порівняно з іншими архітектурами. Оптимізувавши ResNet50 під конкретну задачу, додавши додаткові шари уваги, які добре розпізнають такі структури як переломи, і

провівши налаштування ваг було розроблено кращу модель для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках.

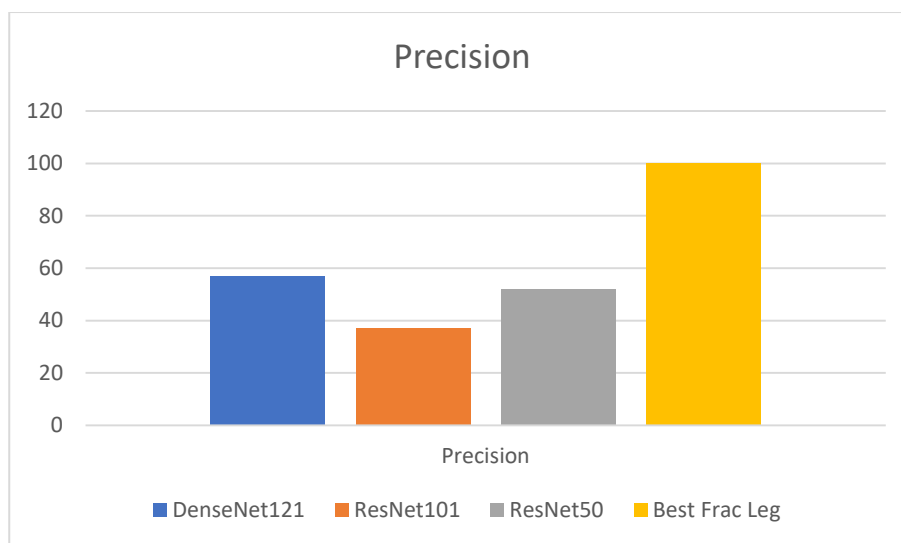


Рисунок 4.20 – Показники Precision моделей

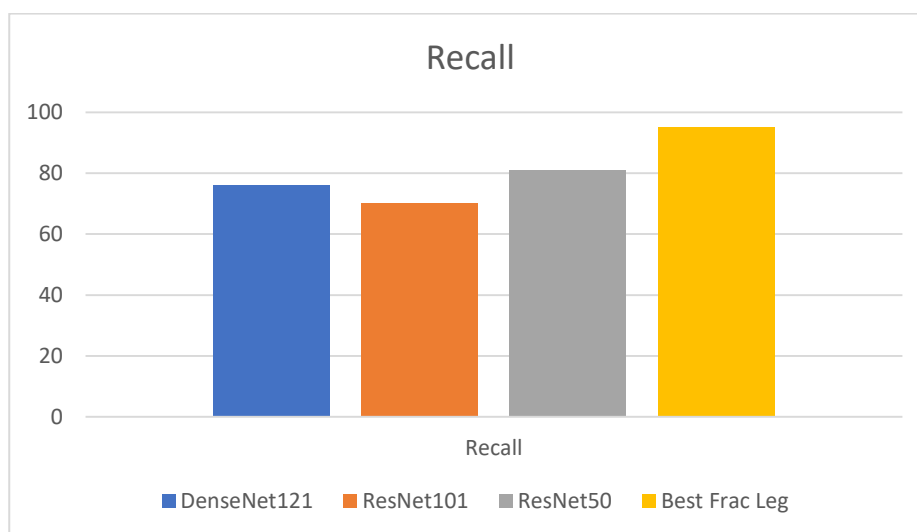


Рисунок 4.21 – Показники Recall моделей

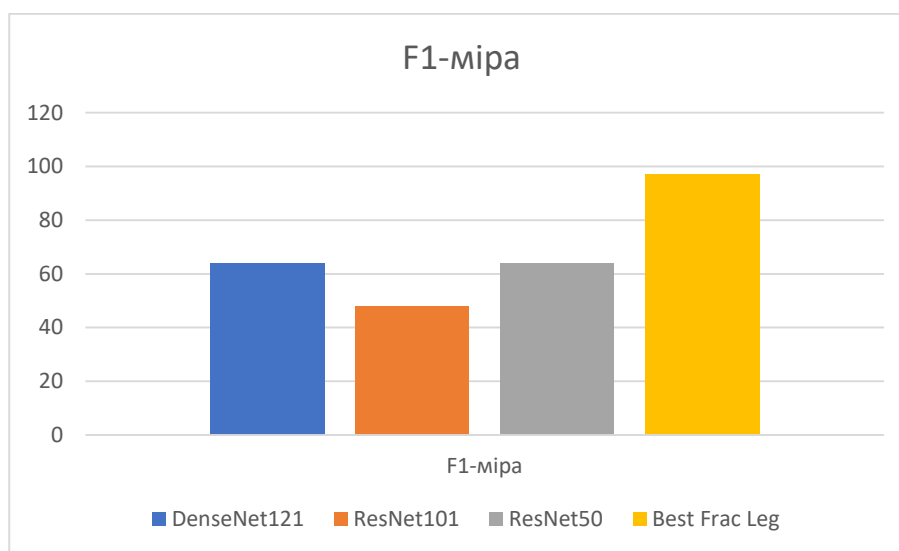


Рисунок 4.22 – Показники F1-міра моделей

Поріг впевненості сильно впливає на результат, при його приближенні до 0, якщо ймовірність перелому тримається в діапазоні від 30% і вище, програма буде це ідентифікувати як переломи, при приближенні порогу впевненості до 100, потрібно більше 60% ймовірності, аби програма вважала це за перелом.

Таким чином, комбінація моделей із гнучкими налаштуваннями порогу може слугувати оптимальним рішенням для створення надійної системи діагностики переломів.

#### Висновки до розділу 4

У даному розділі проведено дослідження методу нейромережевої ідентифікації переломів на рентгенівських знімках, а також розроблено інформаційну систему для автоматизованої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків, яка демонструє покращення ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками.

У розділі наведено та описано архітектуру розробленої інформаційної системи. Архітектура програмного забезпечення побудована таким чином, щоб забезпечити зручність використання, масштабованість та точність. Використання моделей глибокого навчання, таких як DenseNet121, ResNet50, ResNet101 та

спеціалізованої локальної моделі `best_leg_fracture_model`, дозволяє ефективно вирішувати завдання ідентифікації переломів нижніх кінцівок, навіть за умов низької якості зображень.

Наведено особливості розробки прикладних компонентів інформаційної системи, а також описано особливості використання системи автоматизованої ідентифікації переломів у клінічній практиці, користувацький інтерфейс якої забезпечує інтуїтивну взаємодію, що дозволяє лікарям без спеціальної підготовки інтегрувати систему у свою роботу. Гнучке налаштування порогу впевненості дає можливість адаптувати систему до різних клінічних завдань.

Проведено прикладне тестування інформаційної системи. Система продемонструвала стабільність роботи та високу адаптивність до реальних клінічних умов. Зокрема, найкращі результати щодо точності та чутливості були отримані за допомогою локальної моделі, яка виявилася найбільш ефективною завдяки адаптації до специфічних вимог аналізу переломів нижніх кінцівок.

Також проведено дослідження ефективності та інтерпретацію отриманих результатів. Щоб підвищити ефективність діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і впровадити інформаційну систему в клінічну практику, цю систему потрібно додатково протестувати на ще більшій кількості і різноманітності даних.

## Загальні висновки

Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять наукову новизну, зокрема було вдосконалено метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами, відмінний від існуючих тим, що за рахунок можливості адаптивного виставлення порогу чутливості, дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок.

У ході виконання роботи був розроблений метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків, що підвищує точність ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок.

Результатом роботи також є розроблена інформаційна система автоматизованої ідентифікації переломів, що призначена для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків.

Завдяки застосуванню глибинних архітектур нейронних мереж, таких як DenseNet та ResNet, вдалося досягти високої точності ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок, навіть при обробці складних рентгенівських знімків, що містять як переломи кісток, так і тріщини. Це підтверджується результатами проведених експериментів на реальних медичних даних, де розроблена модель продемонструвала високі результати.

Для досягнення мети дослідження було виконано завдання:

1. Проаналізовано предметну область діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і визначити вимоги до автоматизованої системи виявлення переломів.
2. Розроблено та описано нейромережеву модель для обробки рентгенівських знімків і виявлення переломів.
3. Створено метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами.
4. Спроектовано програмне забезпечення на базі розробленої нейромережевої моделі для медичних закладів.
5. Проведено дослідження ефективності розробленого методу.

Під час виконання кваліфікаційної роботи магістра було досягнуто важливих наукових і практичних результатів, які відкривають можливості для автоматизованої діагностики та підтримки лікарів у прийнятті рішень. Розроблений у кваліфікаційній роботі метод відмінний від тим, що за рахунок можливості адаптивного виставлення порогу чутливості, дозволяє ідентифікувати не лише явні переломи, а і мікротріщини за рентгенівськими знімками нижніх кінцівок. Результати роботи можуть мати потенціал для створення медичних інформаційних систем.

За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано дві наукові публікації [41, 42]. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-ray Images» на XLIV Міжнародна науково-практична конференція «The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World». (Dubrovnik, Croatia) 23-25 жовтня 2024 року та у доповіді «Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережевим аналізом рентгенівських знімків» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м. Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року.

## Перелік посилань

1. MSD Довідний. Загальні відомості про переломи URL: <https://www.msdmanuals.com/uk/professional/injuries-poisoning/fractures/overview-of-fractures>
2. Педіатрія з любов'ю. Рентгенографія: види, показання, переваги URL: <https://iloveyoudoc.com.ua/blog/rentgenografiya-vydy-pokazannya-perevagy-1223/>
3. Consilium medical. Види перелому ноги URL: [https://consilium-medical.com.ua/ua/catalog\\_of\\_services/travmpunkt/lechenie-pereloma-nogi/](https://consilium-medical.com.ua/ua/catalog_of_services/travmpunkt/lechenie-pereloma-nogi/)
4. Goodnet. Переломи кісток: Поняття, Види, Лікування URL: <https://goodnet.org.ua/perelomi-kistok-ponyattya-vidi-likuvannya/>
5. Клініка Medicom. Перша допомога при переломах URL: <https://medikom.ua/pervaya-pomoshch-pri-perelomah/>
6. Перелом чи забій? URL: <https://ssmp.health.kiev.ua/index.php/porady-likaria/327-zima-z-jiji-ozheleditsyami>
7. Клініка Нова. Рентгенографія суглобів і кісток URL: <https://novaclinic.ua/ua/posluhy/rentgenografiya/rentgenografiya-sustavov-i-kostej.html>
8. ОН Клінік. Що таке КТ (комп'ютерна томографія) та що вона показує? URL: <https://onclinic.ua/blog/shcho-take-kt-kompyuterna-tomografiya-ta-shcho-vona-pokazuje>
9. Сучасні діагностичні системи. Що означає термін «МРТ» URL: <https://mrt.com.ua/uk/what-does-the-term-mri-ua>
10. МагніТайм. Що таке УЗД? Що варто знати про дослідження? URL: <https://magnetime.com.ua/shho-take-uzd-shho-varto-znati-pro-doslidzhennya/>
11. AWS. What is Deep Learning? URL: [https://aws.amazon.com/what-is/deep-learning/?nc1=h\\_ls](https://aws.amazon.com/what-is/deep-learning/?nc1=h_ls)
12. Open institute of techonology. Computer Vision: A Comprehensive Guide to Techniques and Applications URL: <https://www.opit.com/magazine/computer-vision-2/>
13. Roboflow. What is ResNet-50? URL: <https://blog.roboflow.com/what-is-resnet-50/>

14. OpenGenus. Architecture of DenseNet-121. URL: [https://iq.opengenus.org/architecture-of-densenet121/#google\\_vignette](https://iq.opengenus.org/architecture-of-densenet121/#google_vignette)
15. GitHub. ResNet101. URL: <https://github.com/matlab-deep-learning/resnet-101/blob/master/readme.md>
16. Hai Thanh Nguyen, Toan Bao Tran & Thien Thanh Tran, Fracture Detection in Bone: An Approach with Versions of YOLOv4, Original Research, 05 August 2024
17. Cornell University YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. URL: <https://arxiv.org/abs/2004.10934>
18. Shuzhen Lu, Shengsheng Wang & Guangyao Wang, Automated universal fractures detection in X-ray images based on deep learning approach 04 June 2022
19. Antonio Lo Mastro, Enrico Grassi, Daniela Berritto, Anna Russo, Alfonso Reginelli, Egidio Guerra, Francesca Grassi & Francesco Boccia , Artificial intelligence in fracture detection on radiographs: a literature review, Invited Review 14 November 2024
20. Deepa Joshi & Thipendra P. Singh A survey of fracture detection techniques in bone X-ray images 01 January 2020
21. Mohammed Kutbi, Artificial Intelligence-Based Applications for Bone Fracture Detection Using Medical Images: A Systematic Review
22. Gleamer. BoneView URL: <https://www.gleamer.ai/solutions/boneview>
23. World Economic Forum. Zebra Medical Vision URL: <https://www.weforum.org/organizations/zebra-medical-vision/>
24. AI for good. qure.ai URL: <https://aiforgood.itu.int/speaker/qure-ai/>
25. Siemens Healthineers. DICOM Conformance Statements – PACS. URL: <https://www.siemens-healthineers.com/ua/services/it-standards/dicom-conformance-statements-digital-and-automation/pacs>
26. Medic pro. AI-Powered OsteoDetect Revolutionizes Wrist URL: <https://medicpro.london/2024/07/29/ai-powered-osteodetect-revolutionizes-wrist-fracture-diagnosis/>
27. Siril. Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). URL: <https://siril.readthedocs.io/ru/latest/processing/clahe.html>
28. ImageNet. URL: <https://www.image-net.org/>

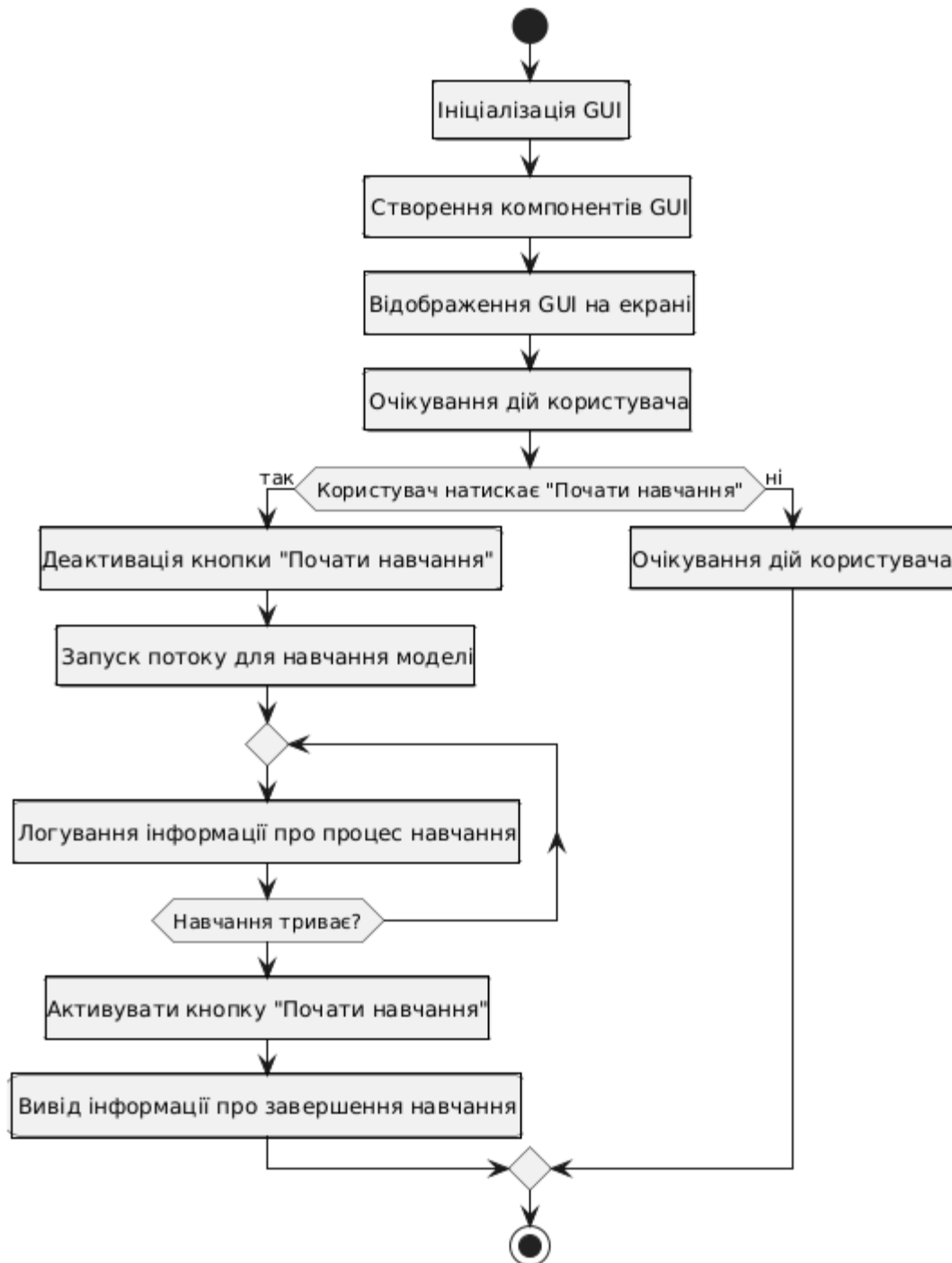
29. Roboflow. Bone Break Classification Computer Vision Project URL: <https://universe.roboflow.com/corso-rphcb/bone-break-classification>
30. Kaggle. X-ray FracAtlas images 2024 (4K) URL: <https://www.kaggle.com/datasets/mohsenzergani/fracatlas-2024-4k/discussion?sort=undefined>
31. Deepchecks. Understanding F1 Score, Accuracy, ROC-AUC, and PR-AUC Metrics for Models URL: <https://www.deepchecks.com/f1-score-accuracy-roc-auc-and-pr-auc-metrics-for-models/>
32. Medium. Confusion Matrix to No Confusion Matrix in Just 5mins URL: <https://pub.towardsai.net/confusion-matrix-179b9c758b55>
33. Genius space. Де використовується Python і чому вам потрібно знати цю мову URL: <https://genius.space/lab/de-vikoristovuyetsya-python-i-chomu-vam-potribno-znati-tsyu-movu/>
34. Вікіпедія. PyCharm URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/PyCharm>
35. Wikipedia. Python Imaging Library URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Python\\_Imaging\\_Library](https://en.wikipedia.org/wiki/Python_Imaging_Library)
36. Wikipedia. PyTorch URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/PyTorch>
37. PNAS. Deep neural network improves fracture detection by clinicians. URL: <https://www.pnas.org/doi/abs/10.1073/pnas.1806905115>
38. RSNA. Convolutional Neural Networks for Automated Fracture Detection and Localization on Wrist Radiographs. URL: <https://pubs.rsna.org/doi/full/10.1148/ryai.2019180001>
39. Kaggle. How to Use Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/docs/api>
40. Kharysh I., Sobko O., Mazurets O. Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-ray Images. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 91-96.
41. Хариш І.М., Кліменко В.І., Тищенко О.О., Багрій Р.О. Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережовим аналізом

рентгенівських знімків. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 512-519.

# Додатки

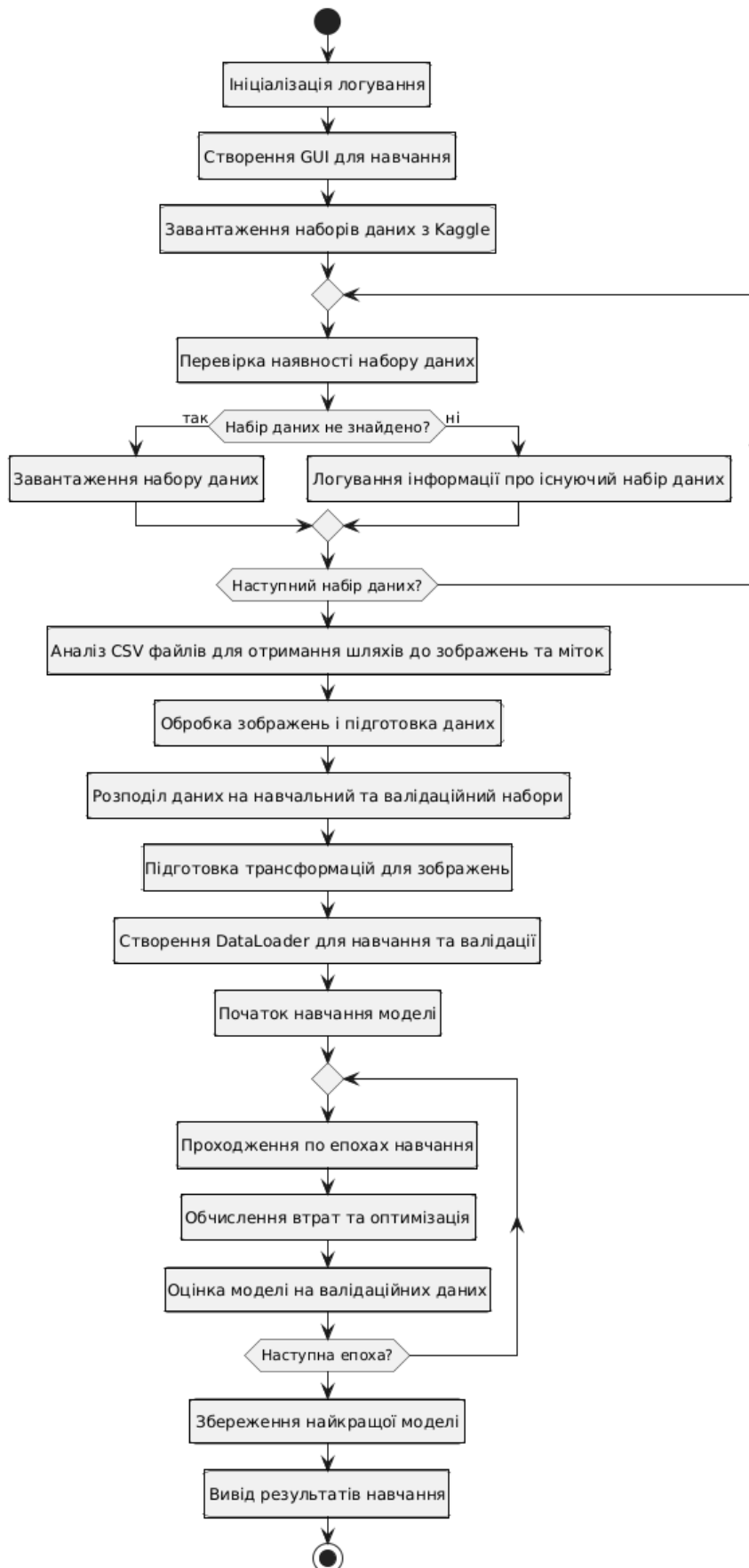
## Додаток А

## Блок-схеми підготовки і навчання моделі



## Додаток Б

### Блок-схема аналізу рентгенівських знімків



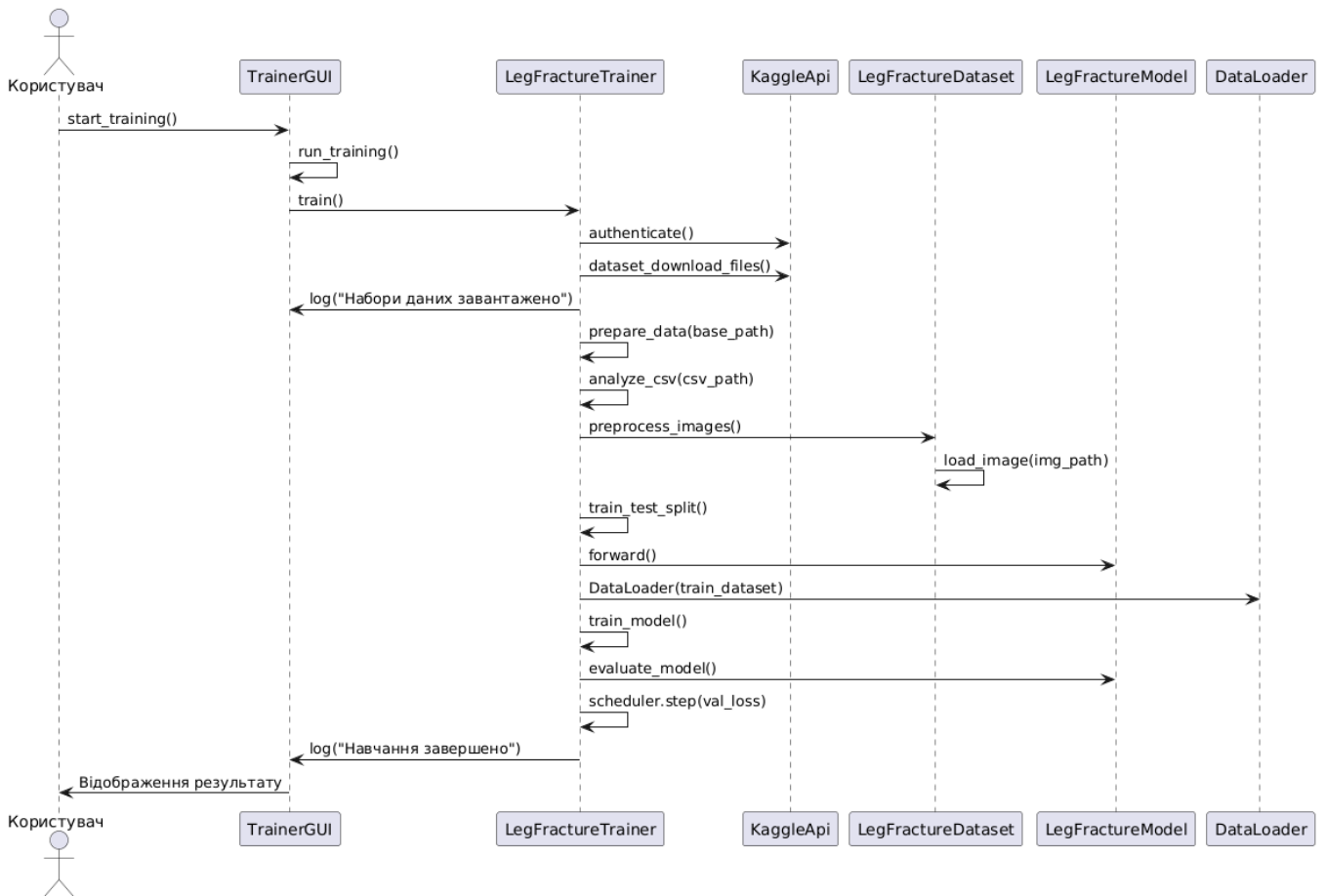
## Додаток В

## Блок-схема взаємозв'язку навчання моделей та аналізу рентгенівських знімків



# Додаток Г

## Діаграма послідовностей



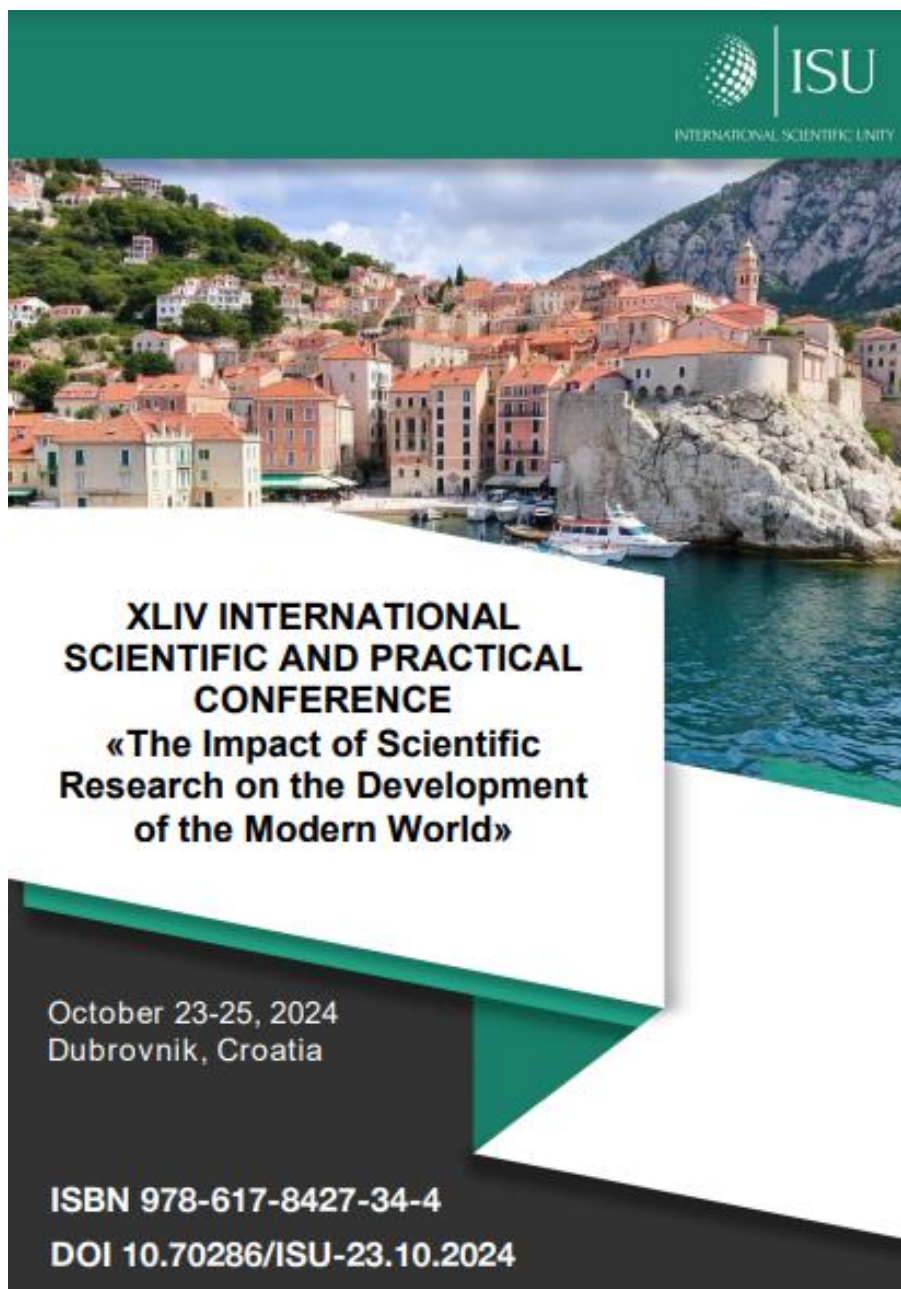
## Додаток Д

### Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра

#### Наукові публікації:

1. Kharysh I., Sobko O., Mazurets O. Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-ray Images. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 91-96.

2. Хариш І.М., Кліменко В.І., Тищенко О.О., Багрій Р.О. Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережевим аналізом рентгенівських знімків. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 512-519.



**SECTION: FINANCE AND BANKING**

<b>Сидоренко-Мельник Г., Козирод О.</b> ТРАНСФОРМАЦІЯ ФІНАНСОВОЇ СЛУЖБИ ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ.....	76
---	----

**SECTION: INFORMATION TECHNOLOGY & CYBERSECURITY**

<b>Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O.</b> AN APPROACH TO USING THE MBERT DEEP LEARNING NEURAL NETWORK MODEL FOR IDENTIFYING EMOTIONAL COMPONENTS AND COMMUNICATION INTENTIONS.....	79
---	----

<b>Аушева Н.М., Яковенко О.І.</b> ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ БЕЗПЕРЕРВНОЇ ІНТЕГРАЦІЇ ТА РОЗГОРТАННЯ У ХМАРНИХ СЕРЕДОВИЩАХ ЗА ДОПОМОГОЮ AWS CDK.....	84
---	----

<b>Udovenko S., Zatkhey V., Teslenko O.</b> NEURAL NETWORK TECHNOLOGY FOR CORRECTING ERRORS IN ENGLISH-LANGUAGE TEXT DOCUMENTS.....	87
---	----

<b>Kharysh I., Mazurets O., Sobko O.</b> DESIGNING CNN NEURAL NETWORK MODEL FOR DETECTING FRACTURES OF LOWER EXTREMITIES BY X-RAY IMAGES.....	91
---	----

<b>Аушева Н.М., Лебідницький Н.С.</b> УПРАВЛІННЯ ІНФРАСТРУКТУРОЮ ЗА ДОПОМОГОЮ DEVOPS ПРОЦЕСІВ.....	96
--	----

**SECTION: INTERNATIONAL RELATIONS**

<b>Братчук У.П.</b> КОНЦЕПЦІЯ СТАЛОГО РОЗВИТКУ У КОНТЕКСТІ РЕСТРУКТУРИЗАЦІЇ СВІТОВОЇ ФІНАНСОВОЇ СИСТЕМИ.....	99
--	----

**SECTION: JOURNALISM**

<b>Крецу А., Олексенко В.</b> ПРО НЕДОСТАТНІЙ ПРОФЕСІОНАЛІЗМ ЖУРНАЛІСТІВ У ВИСВІТЛЕННІ ПИТАНЬ КУЛЬТУРИ.....	103
---	-----

2. Chala L., Udovenko S., Hrynyov S. (2017). A method of neural network error correction in electronic texts being edited. *Bionics of intelligence*. –2017. – Issue 1 (88). – P. 15-21.

## **DESIGNING CNN NEURAL NETWORK MODEL FOR DETECTING FRACTURES OF LOWER EXTREMITIES BY X-RAY IMAGES**

**Kharysh Ivan**

Postgraduate student

**Mazurets Oleksandr**

Ph.D in Engineering Science, Associate Professor

**Sobko Olena**

Teacher

Computer Science Department

Khmelnitskyi National University, Ukraine

Bone fractures of the lower limbs are one of the most common injuries that can occur as a result of various mechanical impacts such as falls, blows, traffic accidents or injuries received during sports. These injuries can differ significantly in nature, location and degree of complexity. Classification of fractures is important for choosing the optimal treatment, which helps to reduce the risk of complications and accelerate the healing process.

Fractures of the lower extremities can be classified according to several criteria, including type of injury, location, complexity, and cause.

Determination of bone fractures of the lower extremities is carried out using clinical or radiological methods. Each of these methods has its own characteristics and is used to confirm the diagnosis, assess the degree of damage and choose the optimal treatment tactics.

Having analyzed the subject area, several main aspects can be emphasized:

- difficulties arise when diagnosing fractures of the lower extremities, because it is a rather unclear and complex structure of bones, which consists of many components;

- there are many types of fractures and they are not easy to detect, they vary in complexity and require special types of treatment;

- modern methods make it possible to obtain a detailed picture with damage with great accuracy, but incorrect interpretation can only worsen the quality of diagnosis and treatment.

The purpose of the work is using CNN neural network model for detecting fractures of lower extremities by X-ray images.

The neural network method for identifying bone fractures of the lower extremities on X-ray images is based on the application of deep learning technologies, in particular, convolutional neural networks (CNN). This approach

### The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

---

allows you to automate the process of detecting damage, which helps speed up diagnosis and reduce the number of errors that can occur during manual image analysis [1, 2].

First, data collection is carried out, a sufficient number of x-rays of the lower extremities are accumulated, including images with and without fractures. These images should include different types of fractures (eg, transverse, oblique, helical) and different parts of the legs (femur, tibia, etc.). It is important to balance the data to avoid distortions (for example, if there are more images with fractures, the model may "get used" to find fractures more often than is really necessary).

It is necessary to mark each image: is there a fracture on it, where exactly is it located. This work is usually done by trained doctors or radiologists who manually select areas on the images.

The finished images are normalized, brought to the same size and scale to ensure the correct operation of the neural network and improve the quality using methods to increase contrast and remove noise, which makes the bones clearer. To increase the number of images, various changes are applied to them, such as rotation, mirroring, scaling. This helps to make the model more resistant to different variations of shots. The images are divided into training, validation and test sets (usually in a ratio of 70-20-10) to correctly evaluate the model and avoid the problem of overtraining.

The next stage is the selection and adjustment of the neural network model, for our purposes it is convolutional neural networks (CNN), which are suitable for working with images [3, 4]. Use ready-made models, such as ResNet, VGG, or create special ones, for example, U-Net, which can be adjusted for the task of fracture detection. The quality of the network depends on the number of layers, the size of the filters and other parameters.

The model is trained on the training data set, using the annotations as "correct" answers. During training, she learns to recognize features that indicate a fracture. Adam or Stochastic Gradient Descent (SGD), adjust the weights in the neural network for a better result. The model is tested after each training epoch on the validation set to see how much it has improved and if there are any errors.

The model is evaluated on characteristics such as how well it finds fractures and how well it excludes cases without fractures. If the performance is not good enough, the settings can be changed and the model is supplemented with new layers to improve performance. Sometimes an additional setting is used to achieve better results.

Test set that has not been used before is used for verification. This helps evaluate how well it performs on new data and whether it can handle real images. During testing, the accuracy and correctness of the model's work are evaluated in order to be sure of its effectiveness.

Upon successful testing, the model is integrated into a program or system that automatically analyzes X-ray images. A simple interface is created for it, so that doctors can upload images and receive a result about the presence or absence of a fracture and its location. In addition, the system can show the probability of a fracture or the severity of the damage.

---



---

### The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

---



---

If the program is successful, it is tested in real conditions and improved. In real practice, the model can be used together with the doctor to ensure the most accurate diagnosis.

The development of a neural network architecture for the identification of bone fractures of the lower extremities on X-ray images involves several steps and requires the creation of a model structure that can effectively process medical images and recognize bone damage. Below is a detailed description of this process and the key elements of the architecture.

Most often, convolutional neural networks are used to process medical images, as they specialize in recognizing objects and features in images. CNNs allow models to learn different levels of image features: from simple (lines, edges) to complex (bone shapes, anomalies) [5].

The architecture consists of several layers, each of which performs its function, the main components of which make up:

- Convolutional layers using feature filters from an image. The first layers highlight simple elements (edges, corners), and the next layers extract more complex structures (parts of bones, possible fractures).

- Summarization layers reduce the dimensionality of an image, highlighting the main features and reducing the number of parameters the model has to process. This makes the network faster and less sensitive to drift or noise.

- Activation layers with ReLU activation function to study non-linear dependencies.

- Normalization layers: normalize the data to avoid overtraining and stabilize the learning process.

- Fully connected layers collect all features extracted by previous layers and form the original result (is there a fracture and where exactly).

The input layer receives an X-ray image that is normalized to a size of 224x224 pixels to simplify processing. Multiple Convolutional Blocks: Each block consists of a convolutional layer, an activation layer, and a summation layer. The first block can use 3x3 filters and have 32 channels to extract the base contours. Subsequent blocks can have a larger number of filters up to 128 to study more complex features. Also, apply summation blocks after each block to reduce the size of the data and prepare it for the next stage. At the end, the data is transferred to several fully connected layers, which combine the received information and perform classification, that is, determine the presence of a fracture.

From the optimizers, the choice falls on Adam or SGD. Depending on the classification, we choose cross-entropy as a loss function.

Some attention mechanisms can be used to make the model focus on specific areas of the image where fractures are most likely to occur. Residual blocks help to avoid loss of information when the signal passes through the layers, they are often used in ResNet.

The Dense Convolutional Network architecture is one of the advanced convolutional neural networks that is well-suited to the task of bone fracture identification in X-ray images due to its efficiency and ability to store information at all levels of the network. It differs from traditional CNNs in that each layer is

### The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

connected to all previous layers, which allows storing information and facilitates the transfer of gradients during training.

To solve the problem of detecting fractures of lower extremities by X-ray images, it was using CNN neural network model for detecting fractures of lower extremities by X-ray images, which is shown in Figure 1.

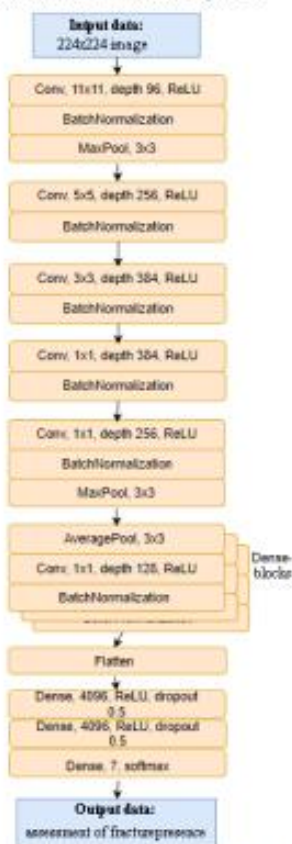


Figure 1. CNN neural network model for detecting fractures of lower extremities by X-ray images.

The input layer receives an X-ray image of 224x224 pixels and normalizes it for further processing.

---



---

#### The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

---

The first Dense block extracts basic features such as contours and basic bone details. Subsequent blocks gradually extract more complex features, such as changes in bone shape, that may indicate a fracture.

Transition layers reduce the dimensionality of the image after each dense block, while preserving important information. With a deep architecture, in this case, the network remains computationally efficient.

After passing through all Dense Block and transition layers, the data enters the fully connected layer, which performs classification by determining whether the image contains a fracture. If the mesh is configured for segmentation, it can also highlight the exact fracture area. I use Adam for optimization. The loss function can be cross-entropy or IoU.

Thus, the problem of using CNN neural network model for detecting fractures of lower extremities by X-ray images was investigated. In particular, the Dense Convolutional Network architecture is used, which is one of the advanced convolutional neural networks, which is well suited for the task of identifying bone fractures in X-ray images due to its efficiency and ability to store information at all levels of the network. It differs from traditional CNNs in that each layer is connected to all previous layers, which allows storing information and facilitates the transfer of gradients during training. Regarding the advantages of DenseNet over other networks, it has fewer parameters compared to others, which reduces the need for computing resources. Also improved feature retention, where the model better remembers and uses features from earlier layers, improving its ability to recognize small details important for fracture detection. Thanks to tight connections and efficient gradient transfer, the model can be trained effectively even on relatively small data sets.

#### References

2. Mazurets O., Zalutskaya O., Tyschenko O., Bohdanova A. An Approach to Using MobileNet CNN-model for Gesture Recognition. Proceedings of XXIII International Scientific and Practical Conference «Problems of Science and Technology: the Search for Innovative Solutions». May 15-17, 2024. Munich, Germany. 2024. Pp. 59-64.
3. Mazurets O. V., Klimenko V. I., Molchanova M. O., Sultanov A. V. Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the 10th International scientific and practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2024. Pp. 198-207.
4. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Klopotivskiy D. Datalogic Model for Image Recognition by Convolutional Neural Network Using Cloud Services. Proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects». May 8-10, 2024. Oslo, Norway. 2024. Pp. 64-68.
5. Molchanova M., Mazurets O., Klimenko V., Kuflevsky Ev. Object-oriented model for neural network damage detection of mail packages. Proceedings of XIV International Scientific and Practical Conference «Solving Scientific Problems Using Innovative Concepts». March 13-15, 2024. Copenhagen, Denmark. 2024. Pp. 58-62.

Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет



ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ  
за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»

*15-16 листопада 2024*

Хмельницький 2024

<b>Трет'яков Б.Р.</b> Кіберфізична система моніторингу рівня вологості та температури у сховищі архіву.....	505
<b>Фляшко Н.Р., Яцків В.В.</b> Алгоритми виявлення шкідливого програмного забезпечення за допомогою Wazuh.....	508
<b>Харин І.М., Кліменко В.І., Тищенко О.О., Багрій Р.О.</b> Метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережовим аналізом рентгенівських знімків.....	512
<b>Хмельовський В.Р., Олексюк Д.А., Чешун Д.В., Чешун В.М.</b> Аналіз технології NFC в задачах безпечної реплікації профілю користувача.....	520
<b>Цивадиць П.О.</b> Метод детектування та слідування за об'єктами в умовах морфізму при відеоспостереженні.....	525
<b>Цивадиць П.О.</b> Виявлення рухомих об'єктів з використанням виявлення контурів і віднімання фону.....	527
<b>Чабан О.Р., Манзюк Е.А.</b> Метод дистиляції знань від моделей-вчителів до моделі-учня глибокого навчання.....	530
<b>Чайковський М.Ю.</b> Прогнозування кількості атак зловмисного програмного забезпечення у світі.....	534
<b>Чешун Д.В., Вишневецький Д.Я., Вовкович М.О., Джулій В.М.</b> Структурний синтез розробки web-додатків.....	537
<b>Шевчук П.О., Мазурець О.В., Молчанова М.О.</b> Проектування інформаційної системи інтелектуального аналізу достовірності текстових повідомлень.....	542
<b>Шимчук А.Р., Міхалевський В.Ц., Скрипник Т.К., Вознюк Л.О.</b> Метод прогнозування ерозії ґрунту засобами машинного навчання.....	549
<b>Штойко М.С., Радюк П.М., Петровський С.С., Вознюк Л.О.</b> Метод пояснення результатів задач класифікації за моделями глибокого навчання засобами машинного навчання.....	553

УДК 004.8

Хариш І.М., Кліменко В.І., Тищенко О.О., Багрій Р.О.

*Хмельницький національний університет***МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПЕРЕЛОМІВ КІСТОК НИЖНІХ КІНЦІВОК ЗА НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМ АНАЛІЗОМ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗНІМКІВ**

*Розроблено метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережевим аналізом рентгенівських знімків. Також розроблена відповідна система нейромережевої ідентифікації переломів на рентгенівських знімках, яка показала високі результати точності, чутливості та специфічності, що робить її конкурентоспроможною серед існуючих методів. Проте, для досягнення максимальних результатів необхідна велика кількість даних для навчання та потужне апаратне забезпечення для ефективного використання моделі в реальному світі. Практичне впровадження методу скорочує час на діагностику і зменшує ризик помилок, що підвищує ефективність роботи медичного персоналу.*

*The method for identifying bone fractures of the lower extremities based on neural network analysis of X-ray images has been developed. A corresponding neural network fracture identification system on X-ray images was also developed, which showed high results of accuracy, sensitivity and specificity, which makes it competitive among existing methods. However, to achieve maximum results, large amounts of training data and powerful hardware are required to effectively use the model in the real world. Practical implementation of the method shortens the time for diagnosis and reduces the risk of errors, which increases the efficiency of the medical staff.*

Діагностика переломів кісток нижніх кінцівок є важливим аспектом сучасної травматології та ортопедії, оскільки своєчасне та точне виявлення таких ушкоджень сприяє ефективному лікуванню, знижує ризик ускладнень та прискорює реабілітацію. Традиційно, рентгенографія є основним методом візуалізації та діагностики переломів, однак висока залежність результатів діагностики від професійних навичок рентгенолога створює ймовірність пропусків або помилок, особливо у випадках складних, малопомітних або нетипових переломів. Використання нейронних мереж для аналізу рентгенівських знімків може допомогти значно підвищити точність діагностики, автоматизуючи ідентифікацію та класифікацію переломів, що, у свою чергу, зменшує навантаження на медичних працівників і знижує ризик людських помилок [1].

Переломи кісток нижніх кінцівок є однією з найбільш поширених травм у практиці травматології. Вони можуть виникати внаслідок різних причин, зокрема, травм, падінь, спортивних змагань або побутових нещасних випадків. Визначення

типу перелому є важливим етапом у діагностиці та подальшому лікуванні пацієнтів [2]. Особливості діагностики переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками представлені на рисунку 1.

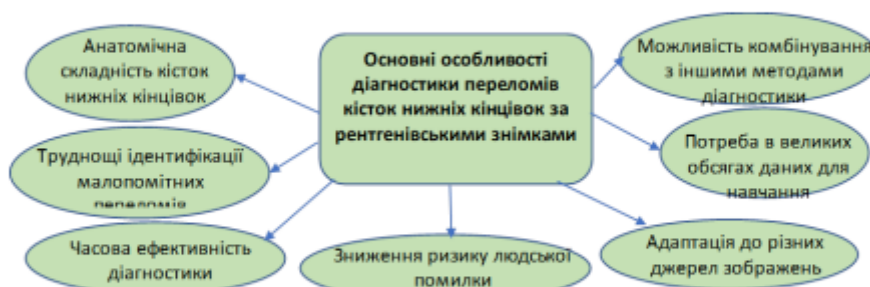


Рисунок 1 – Основні особливості діагностики переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

Нижні кінцівки складаються з великої кількості кісткових структур, кожна з яких має унікальні морфологічні особливості. Основними кістками, схильними до травм, є стегнова кістка, велика і мала гомілкові кістки, а також кістки стопи. Кожна з цих кісток може мати різноманітні варіації переломів, що ускладнює діагностику [3]. Наприклад, переломи шийки стегна часто мають зміщення, яке важко діагностувати без ретельного аналізу зображення. Нейронні мережі, при відповідному тренуванні, здатні враховувати ці анатомічні особливості, що підвищує точність діагностики порівняно з класичними методами.

Деякі типи переломів, такі як тріщини або внутрішньосуглобові ушкодження, часто складно виявити на стандартних рентгенівських знімках через невеликі розміри та малопомітні особливості [2]. Наприклад, тріщини у великогомілковій кістці можуть бути непомітними через їхнє розташування і специфічні кути, під якими слід проводити зйомку для їх ідентифікації. Нейронні мережі здатні аналізувати ці дрібні деталі за рахунок високої роздільної здатності виявлення на основі множини зразків навчання, що забезпечує ефективне виявлення навіть незначних ушкоджень.

Застосування нейронних мереж дозволяє значно прискорити діагностику завдяки автоматизованому процесу обробки зображень [4, 5]. У стандартному випадку лікарі витрачають значний час на ретельне дослідження кожного знімка, особливо у випадках, коли необхідно порівнювати декілька ракурсів для оцінки положення уламків кістки [6]. Нейронні мережі можуть проводити такий аналіз за долі секунди, аналізуючи як геометрію, так і морфологію кісток та виявляючи

переломи з високою точністю. Завдяки цьому значно знижується тривалість перебування пацієнтів у приймальних відділеннях, що покращує якість медичних послуг і зменшує черги [7, 8].

Сучасні системи нейронних мереж можуть працювати з рентгенівськими знімками, отриманими за допомогою різного обладнання, що відрізняється за якістю зображення, роздільною здатністю та налаштуваннями [9]. Завдяки алгоритмам адаптації та попередньої обробки зображень нейронні мережі здатні забезпечувати стабільну точність незалежно від умов зйомки, що робить їх незамінними в умовах неоднорідності медичних закладів, які використовують різні рентгенографічні апарати [10, 11].

Отож, аналіз особливостей діагностики переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою рентгенівських знімків показав, що сучасні нейронні мережі мають значний потенціал для підвищення точності та швидкості медичної діагностики. За рахунок здатності до автоматизованої обробки, адаптації до різних видів зображень, зниження ризику людської помилки та забезпечення стабільної якості в різних умовах нейронні мережі є перспективним інструментом для застосування в ортопедії та травматології [12]. Проте, для реалізації повного потенціалу цих технологій необхідна наявність великих обсягів даних та можливість інтеграції з іншими діагностичними методами.

Автоматична ідентифікація переломів кісток із використанням нейронних мереж – це важлива інновація у медичній діагностиці, яка дозволяє підвищити швидкість і точність виявлення переломів, особливо в нижніх кінцівках. Завдяки алгоритмам глибокого навчання така система допомагає лікарям-радіологам та хірургам приймати точніші рішення, знижуючи ризик діагностичних помилок і зменшуючи навантаження на персонал.

Розроблений метод виконує автоматизацію процесу виявлення та класифікації переломів за рентгенівськими знімками. Цей процес включає кілька ключових етапів. Спершу виконується попередня обробка зображень: алгоритми видаляють шум, оптимізують контрастність і налаштовують якість, щоб зображення були максимально інформативними. Потім за допомогою сегментації виділяються основні ділянки з кістковими структурами. Далі система виявляє переломи, ідентифікуючи їхні різновиди — від простих до складних ушкоджень. На завершення визначається тип і місце перелому, що допомагає оцінити тяжкість ушкодження і планувати подальше лікування. Інтеграція з медичними інформаційними системами забезпечує зручне зберігання та обмін результатами, відповідно до медичних стандартів.

Для ефективної роботи система повинна мати високу точність, швидкість обробки знімків, гнучкість до різних типів рентгенівських зображень і забезпечувати конфіденційність даних пацієнтів. Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс

дозволяє лікарям швидко отримувати потрібну інформацію, не заглиблюючись у технічні деталі нейронних мереж.

Схема автоматизованої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок представлена на рисунку 2.



Рисунок 2 – Схема автоматизованої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок

Для досягнення високої точності виявлення переломів необхідно пройти кілька етапів, кожен з яких забезпечує правильну підготовку та обробку даних для навчання глибоких нейронних мереж. Метод повинен працювати з реальними рентгенівськими зображеннями, що відрізняються за якістю та умовами зйомки.

Першим етапом у реалізації методу є формування набору даних, що складається з рентгенівських знімків. Для цього використовуються відкриті набори даних, доступні через платформу Kaggle, що містять зображення, які відповідають

заданій тематиці. Коди в програмі передбачають завантаження даних з кількох таких наборів, що забезпечує різноманітність прикладів для навчання моделі.

Для збору зображень використовується інтерфейс Kaggle API. Набори даних завантажуються в локальні каталоги, і кожен набір даних містить рентгеновські зображення разом із метаданими, що вказують на наявність переломів або їх відсутність. Програма також перевіряє наявність зображень у зазначених шляхах, що дозволяє уникнути помилок у подальшій обробці.

На етапі попередньої обробки зображення проходять кілька важливих етапів: нормалізація, збільшення та інші техніки, що дозволяють підготувати дані для подальшого навчання моделі.

Нормалізація зображень є важливим кроком, оскільки дозволяє масштабувати пікселі зображення до стандартних значень, що сприяє швидшому та ефективнішому навчанню моделі. У програмі для цього використовуються стандартні параметри нормалізації для мережі ResNet, такі як середні значення та стандартні відхилення для RGB-каналів зображення.

Щоб покращити здатність моделі до генералізації та зменшити вплив шумів, застосовується техніка збільшення даних (data augmentation), що включає варіації таких параметрів, як зміщення, повороти та інші трансформації зображень. Це дозволяє моделі ефективно працювати з різними варіантами зображень, що може зменшити вплив недосконалостей у процесі збору даних.

Крім того, програма реалізує кешування оброблених зображень, що дозволяє зменшити навантаження на систему при роботі з великими наборами даних і підвищити ефективність обробки.

Сегментація є важливим етапом, що передує навчанню моделі. Оскільки рентгеновські зображення можуть містити різні елементи, для моделі необхідно виділити лише кісткові структури, що дозволяє зосередити увагу на зонах, де можуть бути переломи. У програмі не описано прямої сегментації зображень, але для подальшого покращення методу можна передбачити використання спеціалізованих методів сегментації для ізоляції частин зображення, що містять кістки, з метою підвищення точності ідентифікації переломів.

Після навчання модель оцінюється за допомогою таких метрик, як точність, чутливість і специфічність. Точність визначає загальний відсоток правильних передбачень, чутливість — здатність моделі правильно виявляти переломи (особливо важливе для медичних застосувань), а специфічність — здатність моделі правильно визначати відсутність перелому. Ці метрики допомагають не тільки оцінити загальну ефективність моделі, але й сприяють оптимізації її роботи на різних підмножинах даних.

На останньому етапі модель тестується на нових знімках, які не були використані під час навчання. Це дозволяє перевірити здатність моделі до генералізації та її ефективність у реальних умовах. Валідація моделі на тестовій вибірці допомагає перевірити, чи не виникає перенавчання і чи модель дійсно здатна ефективно ідентифікувати переломи на невідомих знімках.

Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками є складним і багатоетапним процесом, що включає формування набору даних, попередню обробку зображень, сегментацію, навчання моделей та їх оцінку. Кожен етап має критичне значення для досягнення високої точності моделі, здатної ефективно виявляти переломи та допомагати у медичних діагностиках. Тестування та валідація дозволяють забезпечити надійність і здатність до генералізації, що робить цей метод перспективним інструментом у медицині.

Створена згідно розробленого методу інформаційна система автоматизованої ідентифікації переломів нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків є комплексним програмним продуктом, що включає кілька основних компонентів. Для ефективної реалізації такого проекту необхідно продумати архітектуру системи, яка б враховувала особливості обробки зображень, використання алгоритмів машинного навчання та інтеграції з інтерфейсом користувача.

Схема роботи інформаційної системи представлена на рисунку 3.

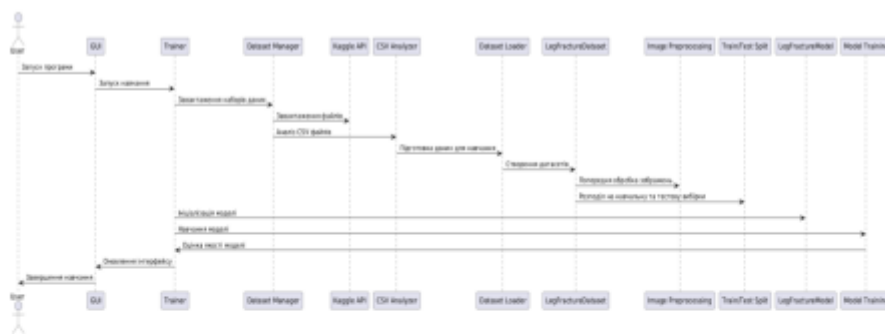


Рисунок 3 – Схема роботи інформаційної системи

Для взаємодії з користувачем використовується графічний інтерфейс (GUI), створений за допомогою Tkinter. Це дозволяє користувачу завантажувати рентгенівські знімки безпосередньо в програму через зручне вікно, вибирати моделі для аналізу та отримувати результати класифікації (рисунки 4).



Рисунок 4 – Інтерфейс користувача

Таким чином, був розроблений метод для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за нейромережовим аналізом рентгенівських знімків. Розроблена система нейромережової ідентифікації переломів на рентгенівських знімках показала високі результати точності, чутливості та специфічності, що робить її конкурентоспроможною серед існуючих методів. Проте, для досягнення максимальних результатів необхідна велика кількість даних для навчання та потужне апаратне забезпечення для ефективного використання моделі в реальному світі. Враховуючи порівняння з традиційними та сучасними методами, ця система має значні переваги, зокрема в автоматизації процесу діагностики та підвищеній точності класифікації переломів. Практичне впровадження методу значно скорочує час на діагностику, покращує якість обслуговування пацієнтів і зменшує ризик помилок, що підвищує ефективність роботи медичного персоналу.

#### Перелік посилань

1. Загальні відомості про переломи URL:  
<https://www.msmanuals.com/uk/professional/injuries-poisoning/fractures/overview-of-fractures>
2. Рентгенографія: види, показання, переваги URL:  
<https://iloveyoudoc.com.ua/blog/rentgenografiya-vydy-pokazannya-perevagy-1223/>

3. Види перелому ноги URL: [https://consilium-medical.com.ua/ua/catalog\\_of\\_services/travmpunkt/lechenie-pereloma-nogi/](https://consilium-medical.com.ua/ua/catalog_of_services/travmpunkt/lechenie-pereloma-nogi/)
4. Kharysh I., Sobko O., Mazurets O. Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-ray Images. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 91-96.
5. Мазурець О.В., Скрипник Т.К., Ізотов А.В. Фасетковий метод перетворення зображень за допомогою нейромережевого розпізнавання. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2020, №1 (281). – С.119-125.
6. Mazurets O., Uspenska K., Vit R., Tyschenko O. Intelligent System for Determining the Object Attributes Values by Neural Networks Means by Graphic Images in Databases. Current Trends in the Development of Scientific Research in Today's Conditions. Proceedings of XXV International scientific and practical conference. May 29-31, 2024. International Scientific Unity. Florence, Italy. 2024. Pp. 86-91.
7. Mazurets O. V., Klimenko V. I., Molchanova M. O., Sultanov A. V. Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the 10th International scientific and practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2024. Pp. 198-207.
8. Mazurets O., Zalutska O., Tyschenko O., Bohdanova A. An Approach to Using MobileNet CNN-model for Gesture Recognition. Proceedings of XXIII International Scientific and Practical Conference «Problems of Science and Technology: the Search for Innovative Solutions». May 15-17, 2024. Munich, Germany. 2024. Pp. 59-64.
9. Novak Y., Mazurets O. Practical Application of Method of Automated Personal Identification by Fingerprints Using Convolution Neural Networks. Proceedings of V International Scientific and Practical Conference «Modern strategies of global scientific solutions». December 27-29, 2023. Stockholm, Sweden, International Scientific Unity. 2023. Pp. 136-140.
10. Мазурець О.В., Петровський С.С., Дидо Р.А. Нейромережева модель для ідентифікації особистості за зображенням обличчя у реальному часі Інформаційні технології і автоматизація. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. Одеса, ОНТУ. 2024. С.655-658.
11. Pokhytun A., Mazurets O., Molchanova M., Tyschenko O. Method for Neural Network Detecting Changed Images of People's Faces Using CNN. New Horizons in Scientific Research: Challenges and Solutions. Proceedings of the 1st International scientific and practical conference. October 21-23, 2024. Marseille, France. 2024. Pp. 35-40.
12. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Klopotivskiy D. Datalogic Model for Image Recognition by Convolutional Neural Network Using Cloud Services. Proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects». May 8-10, 2024. Oslo, Norway. 2024. Pp. 64-68.

## Додаток Е

### Презентація

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

## Нейромережевий метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках



**Виконав:**

*студент 2 курсу, групи КНм-23-1*

**Хариш Іван Миколайович**



**Керівник:**

*викладач кафедри КН*

**Багрій Руслан Олександрович**

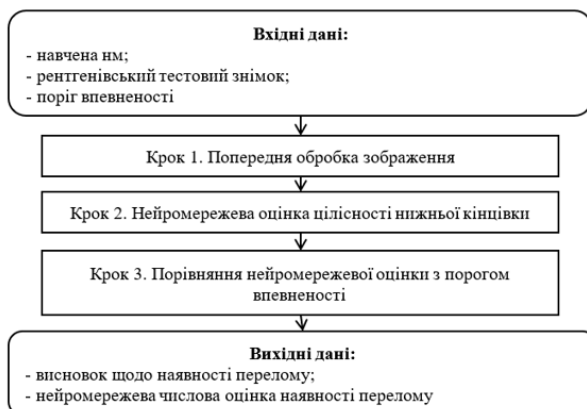
## Актуальність

- Сучасний рівень розвитку технологій, зокрема в медичній галузі, надає можливість значно підвищити якість та швидкість діагностики захворювань і пошкоджень, у тому числі переломів кісток. Автоматизація процесів виявлення переломів за допомогою нейромережевих методів дає можливість не лише прискорити діагностичний процес, але й підвищити його точність, знижуючи ризики помилкової інтерпретації знімків через людський фактор або перевантаження фахівців.

## Мета і задачі роботи

- ▶ Метою роботи є підвищення точності ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками. Для цього потрібно вирішити такі задачі:
  - проаналізувати предметну область діагностики переломів кісток нижніх кінцівок і визначити вимоги до автоматизованої системи виявлення переломів;
  - розробити та описати нейромережеву модель для обробки рентгенівських знімків і виявлення переломів;
  - створити метод ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок нейромережевими засобами;
  - спроектувати програмне забезпечення на базі розробленої нейромережевої моделі для медичних закладів;
  - провести дослідження ефективності розробленого методу.

## Схема нейромережевого методу ідентифікації переломі кісток нижніх кінцівок



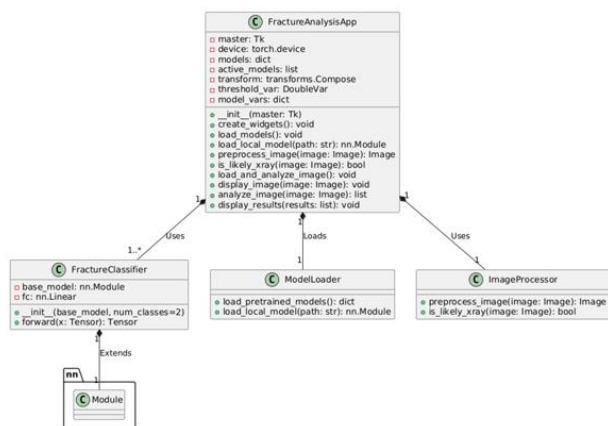
## Зображення для навчання

- ▶ Для навчання неймережевої моделі ResNet використовується датасет Bone Break Classification, доступний на платформі Roboflow. Цей набір даних став основою для тренування та тестування неймережевих моделей, забезпечуючи реалістичні приклади рентгенівських знімків з анотаціями. Також використовується датасет X-ray FracAtlas images 2024 (4K), з платформи Kaggle
- ▶ Ці два датасети надають переломи з різних частин тіла, тому було відібрано тільки переломи кісток нижніх кінцівок, і адаптовано класи типів перелому під класи наявності і відсутності перелому.

## Структура системи



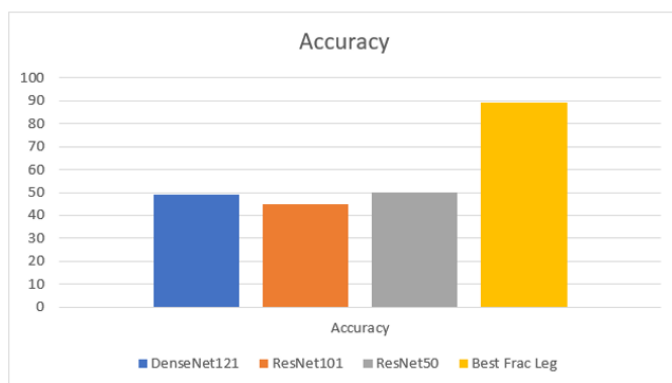
## Діаграма класів програмної реалізації



## Програмна реалізація методу неймережевої ідентифікації переломів кісток нижні хкінцівок на рентгеніських знімках



## Дослідження ефективності



- ▶ На діаграмі точності видно, що модель best\_frac\_leg демонструє кращий результат порівняно з іншими архітектурами. Оптимізувавши ResNet50 під конкретну задачу, додавши додаткові шари уваги, які добре розпізнають такі структури як переломи, і провівши налаштування ваг було розроблено кращу модель для ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках.

## Висновки

- ▶ У ході виконання магістерської роботи був розроблений метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на основі рентгенівських знімків
- ▶ Розроблений метод базується на використанні нейронних мереж, які навчаються на великому обсязі рентгенографічних даних для ідентифікації переломів. Однією з ключових особливостей запропонованої технології є її адаптивність до нових даних, що дозволяє застосовувати модель на знімках різних типів та якості, включаючи зображення з різною контрастністю та різними умовами освітлення.
- ▶ Впровадження таких методів у медичну практику допоможе не лише підвищити точність діагностики, а й значно покращити загальний рівень надання медичних послуг

## Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Помилки в документах: 10%**

ID: 160832 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками Додано в БД: 2024-12-18 Автора: Іван ХАРИШ Керівники: Руслан БАГРІЙ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	96613	1403	3888 (4%)	57 (4%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

## Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

**Автор:** Іван ХАРИШ

**Співавтор:**

**Назва:** Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

**Науковий керівник:** Руслан БАГРІЙ, к.т.н., доцент

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 4.9%

**Коефіцієнт подібності 2:** 1.6%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 4

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 92

**Дата створення звіту:** 2024-12-18 08:32:12.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

Дата

18.12.2024

експерт

СЖ

Петровський Р. Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ  
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА ДО ЗАХИСТУ  
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ АНАЛІЗУ ЗВІТУ ПОДІБНОСТІ

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

Назва: Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

Автор: Іван ХАРИШ

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. КН Руслан БАГРІЙ

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

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

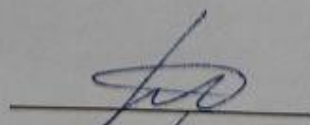
1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 2%.

2) за програмою StrikePlagiarism КП1 4,9%, КЦ 1,6%,

які містять матеріали огляду предметної області; інші схожості є фрагментарними – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни, скорочення та визначення, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи. Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом.

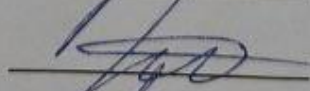
Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Керівник роботи



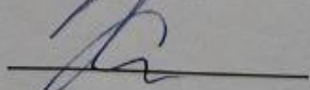
Руслан БАГРІЙ

Гарант ОП



Руслан БАГРІЙ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



## ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНМ-23-1 Івана ХАРИЩА за темою: Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

### 1. Актуальність обраної теми

Зростання числа травматичних ушкоджень, зокрема переломів кісток нижніх кінцівок, є однією з основних проблем сучасної медицини. Це явище обумовлене різними факторами, зокрема зростанням інтенсивності автомобільного руху, популяризацією екстремальних видів спорту та воєнним станом, який збільшує ризики травмування. Хоча досягнення в діагностичних технологіях є значними, існує потреба в автоматизованих методах діагностики, що допоможуть зменшити навантаження на лікарів, знизити вплив людського фактору і підвищити точність аналізу рентгенівських знімків. В умовах обмеженого доступу до кваліфікованих спеціалістів, таких як у сільських районах чи польових умовах, автоматизовані методи діагностики стають особливо важливими. Нейромережеві моделі можуть забезпечити швидкий і точний аналіз зображень, виявляючи переломи навіть у складних випадках. Інтеграція таких технологій у медичну практику може значно покращити якість обслуговування пацієнтів.

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

Кваліфікаційна робота магістра Івана Хариша на тему «Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками» повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи.

### 3. Професійні та особистісні якості магістранта

Під час виконання магістерської кваліфікаційної роботи Іван Хариш проявив себе як дисциплінований та цілеспрямований студент з достатнім рівнем організованості і професіоналізму. Він ефективно планував роботу, грамотно розподіляв час і ресурси, а також дотримувався встановлених вимог і термінів.

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

Результати, отримані в результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра, є результатом самостійної діяльності студента. Отримані положення наукової новизни та

інновації, описані в роботі, дозволили покращити існуючі методи в галузі ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками.

#### **5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів**

Результати виконання магістерської кваліфікаційної роботи мають наукову новизну, зокрема вдосконалено процес ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівським знімком. Це досягнуто завдяки можливості адаптивного налаштування порогу чутливості, що дає змогу виявляти не лише очевидні переломи, а й мікротріщини.

#### **6. Ступінь оволодіння методами дослідження**

Магістрант виявив достатній ступінь оволодіння необхідними методами дослідження.

#### **7. 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 у роботі виконані, а також проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих засобів методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками.

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

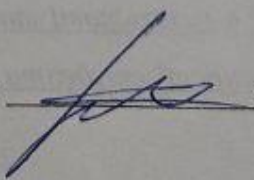
Структура роботи й послідовність викладення логічні та відповідні поставленій меті. Викладення матеріалу грамотне та виявляє високий ступінь відповідності стилю.

#### **9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин**

Розроблено інформаційну систему для нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на рентгенівських знімках. Ця система є прикладною реалізацією методу нейромережевої діагностики переломів, що може використовуватись як допоміжний інструмент для діагностики в медичних закладах. Структура системи включає чотири підсистеми: обробки зображень, навчання та налаштування моделі, автоматичного аналізу результатів та візуалізації, що забезпечують точну ідентифікацію переломів.

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

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

Науковий керівник  к.т.н., доц. каф. КН Руслан БАГРІЙ



## ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНМ-23-1 Івана ХАРИЩА за темою: Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками

### 1. Актуальність обраної теми

У сучасному світі спостерігається зростання попиту на послуги психологічної підтримки. Це пов'язано з низкою факторів, зокрема, з ускладненням життя, збільшенням кількості стресових ситуацій, поширенням психосоматичних захворювань, особливо в умовах воєнного стану. У зв'язку з цим виникає необхідність у розробці ефективних методів надання психологічної допомоги. Збільшення кількості травм, зокрема переломів кісток нижніх кінцівок, є серйозною проблемою в сучасній медицині. Це зумовлено рядом факторів, таких як зростання інтенсивності автомобільного руху, популяризація екстремальних видів спорту та воєнні конфлікти, що збільшують ризик травм. Незважаючи на досягнення в діагностиці, необхідність у автоматизованих методах аналізу залишається, оскільки вони здатні зменшити навантаження на медичний персонал, мінімізувати людський фактор і підвищити точність аналізу рентгенівських знімків. У регіонах з обмеженим доступом до кваліфікованих фахівців, а також у польових умовах, такі методи особливо актуальні. Нейромережеві технології можуть забезпечити точний і швидкий аналіз зображень, дозволяючи виявляти переломи навіть у складних випадках, що сприятиме підвищенню якості медичних послуг.

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

Обрана тема «Метод нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками», в межах якої виконані поставлені задачі, повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра.

**3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження**

В роботі автор повністю розкриває мету дослідження та поставленні в межах теми завдання.

**4. Наявність наукової новизни**

Результати магістерської кваліфікаційної роботи містять наукову новизну, зокрема вдосконалено процес ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок на

рентгенівських знімках завдяки впровадженню адаптивного налаштування порогу чутливості. Це дозволяє виявляти не лише очевидні переломи, а й мікротріщини.

#### **5. Зміст кожного розділу роботи**

Робота містить чотири розділи: у першому розділі виконано дослідження предметної області ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за допомогою нейронних мереж. Другий розділ присвячено розробці методу нейромережевої ідентифікації переломів кісток нижніх кінцівок за рентгенівськими знімками засобами глибинного навчання. У третьому розділі виконано проєктування інформаційної системи автоматизованої ідентифікації переломів. У четвертому розділі виконано дослідження ефективності методу нейромережевої ідентифікації переломів на рентгенівських знімках.

#### **6. Ступінь розкриття теми роботи**

Тема кваліфікаційної роботи розкрита та обґрунтована, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання у роботі виконані та проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих методу і засобів.

#### **7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи**

Оформлення роботи відповідає необхідним нормам та вимогам, які ставляться до оформлення кваліфікаційних робіт.

#### **8. Недоліки кваліфікаційної роботи**

Кваліфікаційна робота бакалавра виконана на достатньому рівні, проте було б доцільно збільшити кількість проведених тест-кейсів програмного забезпечення.

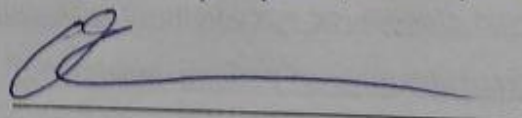
#### **9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота**

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

Опонент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи)

Савенко Олег Станіславович, д.т.н., проф. каф. КІІС

«18» грудня 2024 р



підпис