

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ФАХОВИЙ БІЗНЕС-КОЛЕДЖ
Циклова комісія комп'ютерної інженерії та інформаційних технологій

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
на тему
**СИСТЕМА АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ПЕРЕЛОМІВ
КІСТОК НА РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗНІМКАХ**

Виконав: студент групи 2П-22

Спеціальності

121 Інженерія програмного забезпечення

Матвій КУДІНОВ

Керівник:

Станіслав МАРЧЕНКО

Черкаси 2026

ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ФАХОВИЙ БІЗНЕС-КОЛЕДЖ

Циклова комісія комп'ютерної інженерії та інформаційних технологій

Спеціальність 121 «Інженерія програмного забезпечення»

Освітня програма Інженерія програмного забезпечення

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувачка циклової комісії КІ та ІТ

_____ Наталя ФАЛЬЧЕНКО
(підпис)

«_____» _____ 2025 р.

З А В Д А Н Н Я

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

_____ Кудінову Матвію Артемовичу

1. Тема кваліфікаційної роботи Система автоматичного розпізнавання переломів кісток на рентгенівських знімках

Керівник роботи Марченко Станіслав Віталійович, викладач першої категорії

затверджені наказом закладу фахової передвищої освіти
від «__» _____ 2025 року № __у.

2. Строк подання студентом кваліфікаційної роботи 02.06.2026

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: мова програмування C#, платформа .NET, фреймворки WPF, Entity Framework Core, виконавче середовище ONNX Runtime, модель Ultralytics YOLOv8, тестовий фреймворк xUnit.

4. Зміст кваліфікаційної роботи: аналіз предметної області та вимоги до системи (характеристика предметної області, технології та методи локалізації переломів, аналіз наявних програмних рішень, постановка завдання на розроблення); проєктування та реалізація програмного продукту (аналіз вимог до програмної системи; попередня архітектура програмної системи, проєктування структури даних та основних модулів системи, підготовка датасету та вибір моделі, реалізація інтерфейсу користувача та рольових сценаріїв роботи); тестування та верифікація програмного забезпечення (вибір методів тестування та формування тест-плану, організація та результати комп'ютерних експериментів, експериментальне дослідження впливу донавчання та аугментації на якість моделі;

експериментальне дослідження донавчання моделі YOLOv8m на розширеному наборі даних.

5. Дата видачі завдання 15.09.2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Терміни виконання етапів	Примітка про виконання
1	Вступ	14.10.2025	
2	Розділ 1. Аналіз предметної області та вимоги до системи	09.12.2025	
3	Розділ 2. Проектування та реалізація програмного продукту	10.03.2026	
4	Розділ 3. Тестування та верифікація програмного забезпечення	28.04.2026	
5	Висновки	12.05.2026	
6	Оформлення кваліфікаційної роботи (чистовий варіант)	26.05.2026	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на наявність ознак плагіату (за 10 днів до захисту)	02.06.2026	
8	Подання кваліфікаційної роботи на затвердження завідувачці циклової комісії (за 7 днів до захисту)	10.06.2026	

Студент _____
(підпис)

Матвій КУДІНОВ

Керівник роботи _____
(підпис)

Станіслав МАРЧЕНКО

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота присвячена аналізу, проєктуванню та розробленню локальної програмної системи для автоматизованого розпізнавання переломів кісток на рентгенівських знімках із використанням методів глибокого навчання. В її межах проаналізовано сучасний стан предметної області автоматизованої діагностики переломів, розглянуто наявні комерційні ШІ-рішення, PACS/DICOM-системи та відкриті дослідницькі реалізації, а також визначено їхні переваги й обмеження. Визначено функціональні та нефункціональні вимоги до системи, розроблено її трирівневу архітектуру UI→BLL→DAL та спроєктовано доменну модель медичного маршруту. Реалізовано рольове розмежування доступу для адміністратора, медичної сестри/реєстратора, рентгенолога та хірурга-травматолога.

Проведено експериментальне дослідження впливу донавчання, радіологічно адаптованих аугментацій та різних стратегій донавчання на якість локалізації переломів. За результатами схеми 2×2 та серії експериментів із донавчанням встановлено, що найкращий баланс між адаптацією до нових даних і збереженням попередньої якості забезпечує змішане донавчання з переважанням початкових даних. У процесі реалізації використано сучасний технологічний стек: мову програмування C#, платформу .NET, WPF, Entity Framework Core, ONNX Runtime та Ultralytics YOLOv8. Виконано модульне, інтеграційне та функціональне тестування основних компонентів системи з використанням xUnit.

Результати роботи можуть бути використані як функціональний прототип асистивної системи підтримки рентгенологічної діагностики або як основа для подальшого розширення з DICOM/PACS-інтеграцією.

Ключові слова: ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ, РОЗПІЗНАВАННЯ ПЕРЕЛОМІВ, YOLOV8, ONNX, WPF, МЕДИЧНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, ДЕТЕКЦІЯ ОБ'ЄКТІВ, ДОНАВЧАННЯ

ABSTRACT

The qualification paper is devoted to the analysis, design and development of a local software system for automated bone fracture detection in X-ray images using deep learning methods. The paper analyzes the current state of the subject area of automated fracture diagnostics, considers existing commercial AI solutions, PACS/DICOM systems and open research implementations, and identifies their advantages and limitations. The functional and non-functional requirements for the system are defined, its three-tier architecture UI → BLL → DAL is developed, and the domain model of the medical workflow is designed. Role-based access control is implemented for the administrator, nurse/registrar, radiologist and orthopedic trauma surgeon.

An experimental study was conducted to evaluate the influence of fine-tuning, radiologically adapted augmentations and different fine-tuning strategies on the quality of fracture localization. Based on the results of the 2×2 experimental scheme and a series of fine-tuning experiments, it was established that the best balance between adaptation to new data and preservation of previous model quality is achieved by mixed fine-tuning with a predominance of the initial data. The implementation used a modern technology stack: the C# programming language, the .NET platform, WPF, Entity Framework Core, ONNX Runtime and Ultralytics YOLOv8. Unit, integration and functional testing of the main system components was performed using xUnit.

The results of the work can be used as a functional prototype of an assistive system for supporting radiological diagnostics or as a basis for further extension with DICOM/PACS integration.

Keywords: DEEP LEARNING, FRACTURE DETECTION, YOLOV8, ONNX, WPF, MEDICAL INFORMATION SYSTEM, OBJECT DETECTION, FINE-TUNING.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	3
ВСТУП	5
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ВИМОГИ ДО СИСТЕМИ	7
1.1 Характеристика предметної області	7
1.2 Технології та методи локалізації переломів.....	16
1.3 Аналіз наявних програмних рішень.....	22
1.4 Постановка завдання на розроблення	28
РОЗДІЛ 2 ПРОЄКТУВАННЯ ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ	30
2.1 Аналіз вимог до програмної системи.....	30
2.2 Попередня архітектура програмної системи.....	36
2.3 Проєктування структури даних та основних модулів системи.....	41
2.4 Підготовка датасету та вибір моделі.....	48
2.5 Реалізація інтерфейсу користувача та рольових сценаріїв роботи.....	51
РОЗДІЛ 3 ТЕСТУВАННЯ ТА ВЕРИФІКАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	59
3.1 Вибір методів тестування та формування тест-плану.....	59
3.2 Організація та результати комп'ютерних експериментів.....	62
3.3 Експериментальне дослідження впливу донавчання та аугментації на якість моделі	76
3.4 Експериментальне дослідження донавчання моделі YOLOv8m на розширеному наборі даних	82
ВИСНОВКИ.....	89
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	90
ДОДАТКИ.....	95
Додаток А – Опис тестових випадків	95
Додаток Б – Посилання на репозиторій.....	97

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

BLL	Business Logic Layer, рівень бізнес-логіки
CDSS	Clinical Decision Support System, система підтримки прийняття клінічних рішень
CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, контрастно-обмежене адаптивне вирівнювання гістограми
DICOM	Digital Imaging and Communications in Medicine, стандарт зберігання та передавання медичних зображень
DAL	Data Access Layer, рівень доступу до даних
DTO	Data Transfer Object, об'єкт передавання даних
EHR	Electronic Health Record, електронна медична карта
FHIR	Fast Healthcare Interoperability Resources, стандарт обміну медичними даними
EMR	Electronic Medical Record, електронний медичний запис
HL7	Health Level Seven, набір стандартів обміну медичною інформацією
IHE	Integrating the Healthcare Enterprise, ініціатива стандартизованої інтеграції медичних інформаційних систем
IoU	Intersection over Union, міра перетину передбаченої та еталонної області
JPG/JPEG	Joint Photographic Experts Group, формат графічного зображення
mAP	mean Average Precision, середня точність виявлення об'єктів
MLOps	Machine Learning Operations, практики розгортання, супроводу та моніторингу моделей машинного навчання
ONNX	Open Neural Network Exchange, відкритий формат подання нейромережових моделей
PACS	Picture Archiving and Communication System, система архівації та передавання медичних зображень
PNG	Portable Network Graphics, формат графічного зображення
RIS	Radiology Information System, радіологічна інформаційна система

UI	User Interface, користувацький інтерфейс
WPF	Windows Presentation Foundation, технологія створення настільних застосунків Windows
YOLO	You Only Look Once, сімейство нейромережових моделей для детекції об'єктів
ШІ	штучний інтелект
API	Application Programming Interface, прикладний програмний інтерфейс
CUDA	Compute Unified Device Architecture, програмно-апаратна архітектура паралельних обчислень
DI	Dependency Injection, впровадження залежностей (шаблон проєктування)
F1-міра	міра оцінки якості моделі, гармонійне середнє між влучністю (precision) та повнотою (recall)
GPU	Graphics Processing Unit, графічний процесор
PR-крива	Precision-Recall curve, крива співвідношення влучності та повноти
REST	Representational State Transfer, архітектурний стиль взаємодії компонентів розподіленого застосунку

ВСТУП

Незважаючи на стандартизацію медичних протоколів, процес візуальної інтерпретації рентгенограм залишається залежним від людського фактора та має низку об'єктивних обмежень. В умовах відділень невідкладної допомоги, де потік пацієнтів є інтенсивним і непередбачуваним, лікарі працюють в умовах підвищеного когнітивного навантаження, що може збільшувати ризик інтерпретаційних помилок. Пропущені переломи становлять одну з найпоширеніших груп діагностичних помилок у невідкладній медицині, а помилки інтерпретації рентгенограм часто пов'язані з малопомітними ушкодженнями та складними анатомічними ділянками, зокрема зап'ястям і стопою [1].

Додатковою проблемою, характерною для медичної галузі, є нерівномірний розподіл кваліфікованих медичних кадрів. Районні лікарні та амбулаторії часто відчувають гострий дефіцит [2] досвідчених рентгенологів, що призводить до затримок у постановці діагнозу або необхідності транспортування пацієнта до обласних центрів для уточнення діагнозу. Крім того, наявні в закладах локальні інформаційні системи переважно виконують функції електронного архіву (зберігання даних) і не надають інструментів інтелектуальної аналітики зображень.

Виявлений комплекс проблем формує актуальний прикладний виклик: медична галузь потребує впровадження систем підтримки прийняття клінічних рішень (CDSS), здатних функціонувати в режимі асистента лікаря («другої думки»).

Об'єктом дослідження виступають ознаки медичних зображень переломів кісток та системи сприяння прийняттю медичних рішень.

Предметом дослідження є технології, алгоритми та програмні засоби реалізації інтелектуальних систем для детекції кісткових переломів.

Мета кваліфікаційної роботи полягає у проєктуванні та розробленні локальної програмної системи локалізації кісткових переломів, яка має сприяти діагностиці переломів.

Серед завдань кваліфікаційної роботи можна виокремити такі:

- проаналізувати доречні алгоритми та архітектури, підібрати коректні датасети для навчання;
- побудувати структуру комп'ютерного експерименту з процедурами та метриками оцінки якості отримуваних результатів;
- здійснити навчання згорткової нейронної мережі;
- розробити програмний продукт із забезпеченням інтеграції навченої моделі штучного інтелекту в бізнес-логіку додатка;
- провести верифікацію та валідацію розробленого програмного забезпечення шляхом застосування методів модульного та функціонального тестування.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні функціонального локального програмного прототипу, який здатен автоматизувати процес первинного скринінгу рентгенограм. Запропоноване рішення дозволить значно підвищити швидкість обробки медичних зображень та зменшити навантаження на медичний персонал, зокрема лікарів-рентгенологів. Автоматизація первинного аналізу також даватиме змогу мінімізувати вплив людського фактору та зменшити ймовірність помилок при інтерпретації результатів. Окрім цього, розроблений прототип може бути використаний як допоміжний інструмент у медичних закладах різного рівня, включаючи ті, що мають обмежені ресурси або недостатню кількість кваліфікованих спеціалістів. Це відкриває можливості для підвищення доступності якісної медичної діагностики, особливо в регіонах з обмеженим доступом до сучасного обладнання та експертів. Отже, впровадження такого рішення має потенціал покращити якість медичних послуг, оптимізувати робочі процеси в закладах охорони здоров'я та сприяти розвитку цифрової медицини в цілому.

Проміжні результати досліджень були представлені на XVIII Студентській науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Тенденції розвитку ІТ-технологій в Україні» [3].

РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ВИМОГИ ДО СИСТЕМИ

1.1 Характеристика предметної області

Автоматизоване розпізнавання переломів на рентгенівських знімках лежить на перетині травматології, рентгенології, медичної інформатики та систем підтримки прийняття клінічних рішень. У типовому клінічному процесі (рис. 1.1) рентгенографія є первинним методом візуалізації при підозрі на перелом завдяки швидкості, доступності та відносно низькій вартості. Водночас, процес інтерпретації рентгенограм не є ізольованою дією одного лікаря: він вбудований у багатокроковий інформаційний ланцюг, що охоплює направлення, реєстрацію пацієнта, формування дослідження, отримання зображення, передавання даних через RIS/PACS/EHR, попередню та остаточну інтерпретацію, клінічне рішення і подальший контроль якості. Сучасні огляди з інтеграції штучного інтелекту в радіологічний процес підкреслюють, що алгоритм має розглядатися як компонент цілісного маршруту зображення та даних уздовж всього ланцюга обробки медичних зображень, від замовлення дослідження до звітування, зберігання і повторного використання результатів [4-6].

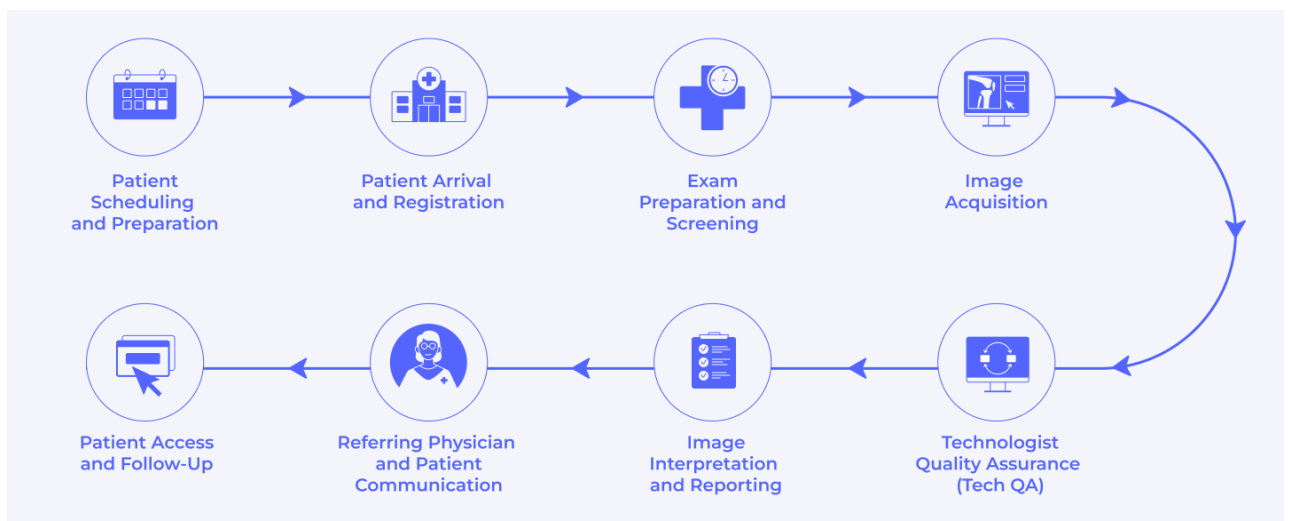


Рисунок 1.1 – Узагальнений маршрут рентгенологічного дослідження при підозрі на перелом [7]

Варто зауважити, що задача виявлення перелому в реальній клінічній практиці не зводиться лише до бінарної класифікації «є/немає перелому». Для медичного закладу значення мають щонайменше чотири аспекти: своєчасність обстеження, якість самого знімка, точність локалізації ушкодження та правильне вбудовування результату в клінічний маршрут пацієнта. Саме тому в сучасних дослідженнях з фрактурної діагностики оцінюють як чутливість і специфічність алгоритмів, так і їхній вплив на розбіжності у висновках, тривалість перебування пацієнта у відділенні невідкладної допомоги, частоту консультацій та безпеку впровадження. Наприклад, у статті [8] алгоритми показали високу сумарну діагностичну точність, однак лікарі-рентгенологи краще розпізнавали випадки без перелому, тобто рідше помилково позначали нормальні ділянки як патологічні. Це означає, що предметну область не можна описувати як таку, де штучний інтелект «замінює лікаря»; коректніше говорити про асистивний режим роботи та кероване включення алгоритму в уже наявні процедури [9].

Основні інформаційні та клінічні зв'язки в предметній області формуються навколо руху рентгенологічного дослідження від моменту появи клінічної підозри на перелом до формування лікарського висновку та подальшого клінічного рішення. У цьому процесі пов'язані між собою пацієнт, лікар, який ініціює дослідження, реєстратор або медична сестра, рентгенолаборант, лікар-рентгенолог, лікуючий лікар, а також інформаційні системи медичного закладу. У реальній медичній інфраструктурі цей маршрут підтримується системами RIS, PACS та EHR/EMR, а обмін зображеннями й результатами досліджень ґрунтується на стандартизованих підходах, зокрема DICOM для медичних зображень і HL7/FHIR-подібних механізмах для передавання службової та звітної інформації [4; 5]. У контексті впровадження штучного інтелекту це означає, що модуль автоматичного аналізу не повинен існувати окремо від медичного процесу (рис. 1.2): його результат має бути пов'язаний із конкретним пацієнтом, обстеженням, знімком, лікарською перевіркою та подальшим клінічним рішенням [4; 6].

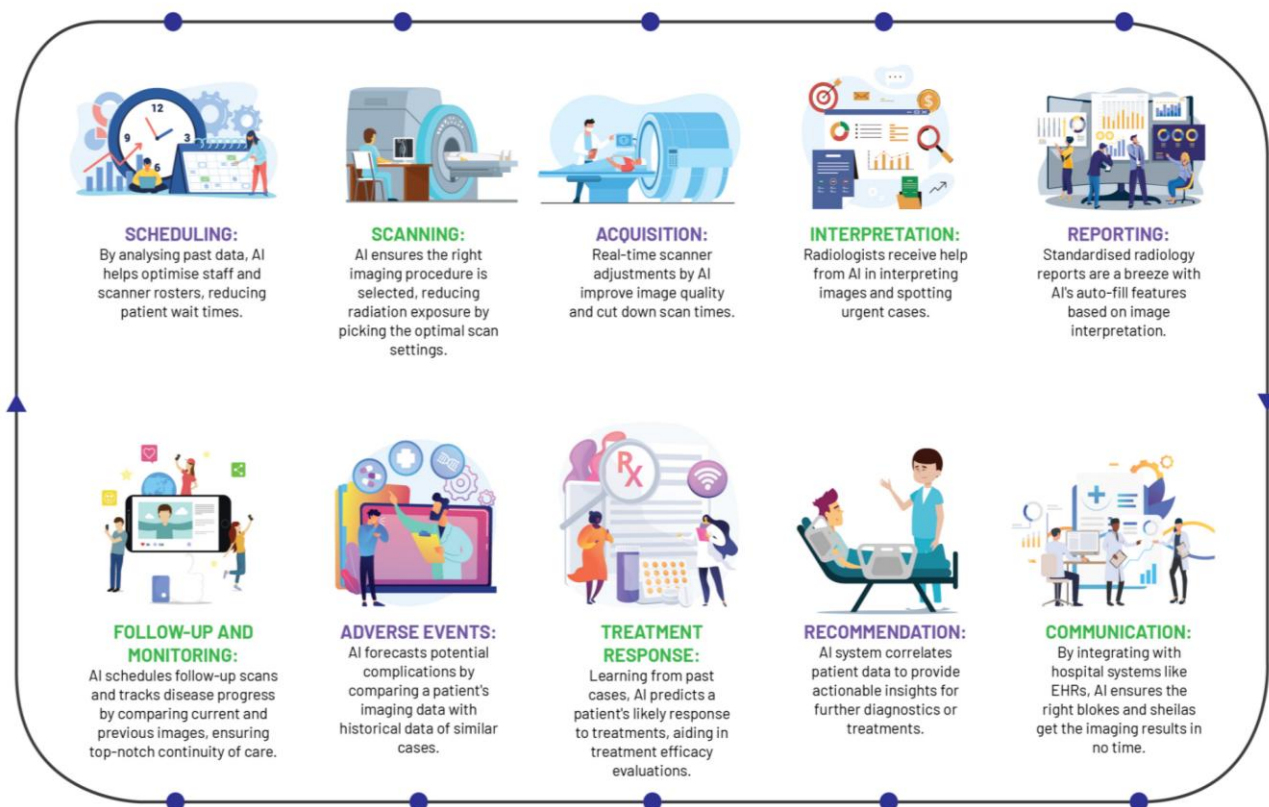


Рисунок 1.2 – Роль штучного інтелекту в радіологічному робочому процесі [10]

У сучасному рентгенологічному маршруті центральними є взаємодії між такими системами та сутностями: пацієнт; ініціатор направлення (лікар невідкладної допомоги, травматолог, сімейний лікар); рентгенолаборант/радіограф, який виконує дослідження; лікар-рентгенолог, який здійснює формальну інтерпретацію; лікуючий лікар, що приймає клінічне рішення; а також інформаційна інфраструктура RIS, PACS, EHR/EMR і, за наявності, ШІ-оркестратор або модуль аналізу. Системно важливо, що безшовна інтеграція штучного інтелекту вимагає опори на стандартизований обмін даними, насамперед DICOM для зображень та HL7-повідомлень/сумісних інтеграційних профілів для маршрутів замовлення, статусів і результатів. Саме стандартизована інтеграція визнана у провідних радіологічних рекомендаціях ключовою умовою масштабованого впровадження штучного інтелекту без хаотичного розростання «ручних» та пропрієтарних інтеграцій [4; 6]. Технічно така архітектура реалізується шляхом налаштування безперервного потоку

даних, де електронна медична картка взаємодіє з ізольованим модулем обробки через спеціалізований брокер даних, що забезпечує автоматичне повернення візуалізованих результатів ІШ у робоче середовище лікаря (рис. 1.3) [11].

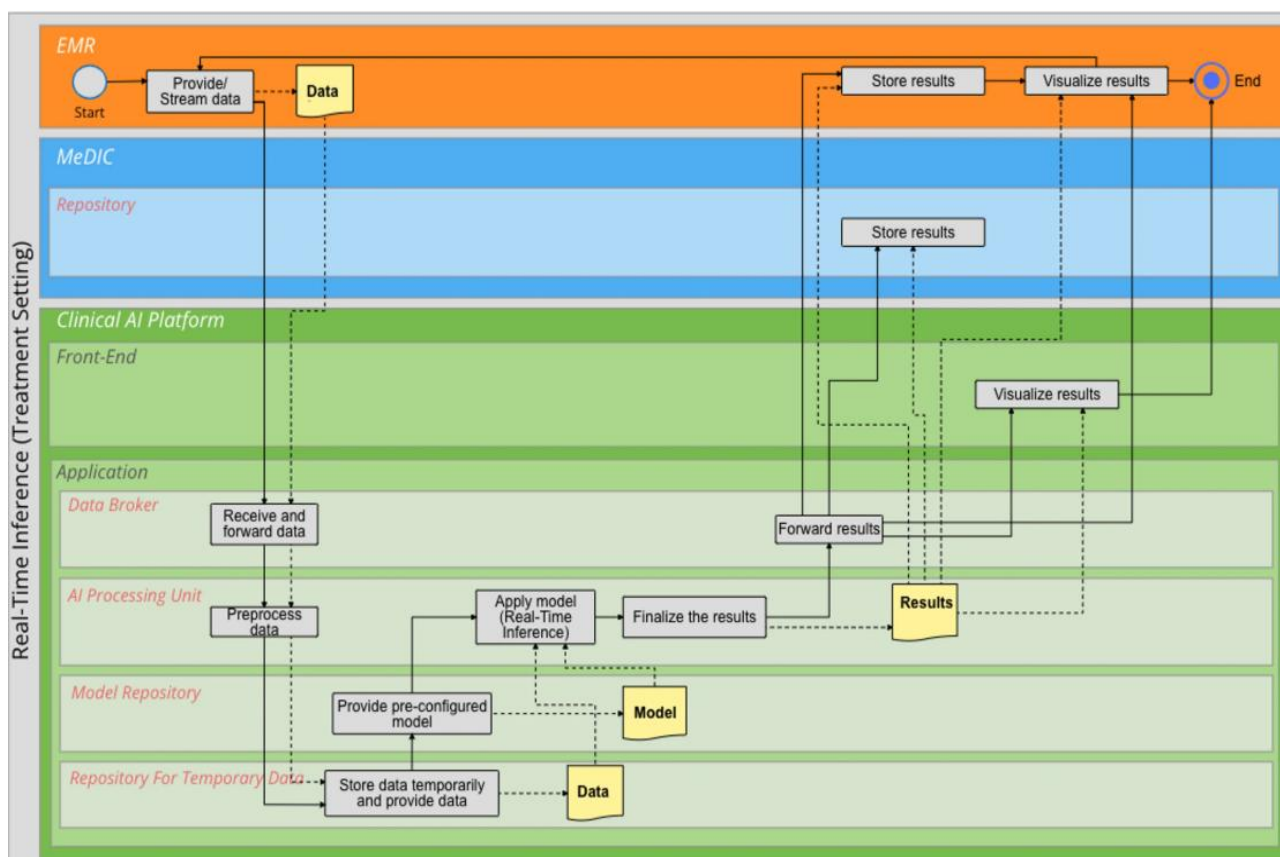


Рисунок 1.3 – Приклад архітектурної взаємодії EMR, медичного центру даних та клінічної ІШ-платформи під час виконання інференсу [11]

У роботі з рентгенівськими знімками важливо розрізняти попереднє виявлення підозрілих ознак і остаточний лікарський висновок. У низці систем охорони здоров'я, особливо в ургентній допомозі, радіографи або рентгенолаборанти можуть не лише виконувати знімання, а й брати участь у первинному повідомленні про термінові або підозрілі знахідки, обґрунтуванні потреби дослідження, оптимізації дози та попередній оцінці знімків. Однак такі розширені функції не є універсальними для всіх країн і медичних закладів; вони залежать від регуляторної бази, кадрової моделі та внутрішніх протоколів. Звідси випливає, що в предметній області доцільно розрізняти основні ролі, які

характерні для більшості рентгенологічних маршрутів, і контекстні ролі, що з'являються залежно від організації роботи конкретного медичного закладу [12; 13].

Пацієнт є первинним носієм клінічного випадку, також він виступає джерелом ідентифікаційних даних, анамнезу, скарг, згоди на обробку даних та, у ряді випадків, факторів, що впливають на якість дослідження (рухливість, біль, неможливість зайняти стандартну позицію). Враховуючи технічні варіації положення, проєкції й якості знімка прямо впливають як на лікарську, так і на алгоритмічну інтерпретацію [6; 9].

Лікар-ініціатор дослідження (травматолог, ортопед, лікар невідкладної допомоги, сімейний лікар) формує клінічний запит: підозра на перелом, локалізація болю, механізм травми, потреба в проєкціях. Помилка або нечіткість на цьому етапі здатна погіршити весь подальший ланцюг: від вибору неадекватної анатомічної ділянки до хибної інтерпретації. У сучасному ШІ-орієнтованому радіологічному робочому процесі саме етап замовлення дослідження розглядається як одна з потенційних точок автоматизованої підтримки [4; 6].

Реєстратор або медична сестра виконує адміністративну маршрутизацію: ідентифікацію пацієнта, створення або відкриття електронної картки, зв'язування направлення з пацієнтом, перевірку коректності демографічних даних, інколи – друк/передавання супровідної документації. У локальній інформаційній системі ця роль критична, оскільки саме на ній лежить зв'язок між клінічним випадком, серією знімків і майбутнім звітом [4; 5].

Рентгенолаборант / радіограф є ключовою операційною роллю. Він перевіряє обґрунтованість дослідження, позиціонує пацієнта, виконує знімання, контролює технічну якість, мінімізує дозове навантаження та, в окремих моделях практики, здійснює первинну оцінку зображення або передає сигнал про підозрілу знахідку. Актуальні огляди [12; 13] підкреслюють, що внесок цієї ролі в безпеку пацієнта виходить далеко за межі «натиснути кнопку апарата»: від правильного вибору проєкцій до своєчасної комунікації невідкладних знахідок.

Лікар-рентгенолог є основним фахівцем, який виконує остаточну оцінку рентгенівського знімка та формує медичний висновок. Саме він зіставляє зображення з клінічним контекстом, враховує можливі складні для аналізу фактори: накладання анатомічних структур, індивідуальні особливості будови кісток, зони росту в дітей, артефакти зображення та супутні ушкодження. Актуальні дані [8; 14] показують, що хоча штучний інтелект може демонструвати високу точність у виявленні переломів, лікарі-рентгенологи краще розрізняють справжні переломи та схожі на них нормальні або нетипові анатомічні особливості. Це особливо важливо для тонких, малопомітних або нетипових ушкоджень. Отже, у предметній області саме рентгенолог має залишатися відповідальним за остаточну перевірку результату.

Лікуючий лікар (травматолог, ортопед, лікар відділення невідкладної допомоги) переводить зображення і звіт у клінічне рішення: іммобілізація, направлення на КТ, повторний огляд, госпіталізація, оперативне втручання або амбулаторне спостереження. Для нього важлива не лише наявність висновку, а й швидкість отримання, локалізація ушкодження, ступінь впевненості, а також можливість швидко перейти від знімка до тексту звіту. Дослідження з реального впровадження показують, що штучний інтелект може зменшувати загальну кількість діагностичних розбіжностей та скорочувати перебування пацієнта у відділенні невідкладної допомоги, але сам по собі не усуває потребу в клінічному рішенні. [15; 16]

ШІ-модуль / система автоматичного аналізу в предметній області виконує одну з кількох допоміжних функцій: попереднє маркування підозрілих ділянок, страхувальне повторне читання, пріоритизацію робочого списку або підтримку менш досвідчених читачів. У дослідженні [16] найкращі результати отримано саме при використанні штучного інтелекту як страхувального механізму для негативних лікарських висновків, тоді як сортування за пріоритетністю і розв'язання діагностичних завдань не були рекомендовані як зрілі стратегії.

Адміністратор / фахівець з медичної інформатики / MLOps-роль є контекстними ролями. У сучасних рекомендаціях з впровадження штучного

інтелекту наголошується на потребі багатoproфільної команди, яка включає клінічних лідерів, технічних спеціалістів, IT-службу, представників управління, закупівель та адміністрування. Тобто в реальному життєвому циклі системи хтось має відповідати за інтеграцію, налаштування потоків, валідацію моделі на локальних даних, моніторинг після розгортання та управління змінами [4; 6;17].

За результатами аналізу літератури доречно виокремити такий узагальнений перелік базових процедур предметної області:

- 1) клінічне ініціювання дослідження – формування підозри на перелом, визначення анатомічної ділянки та клінічного запитання;
- 2) реєстрація та ідентифікація пацієнта – створення або відкриття електронного запису, зв'язування випадку з направленням;
- 3) підготовка до дослідження та виправдання знімання – перевірка показань, вибір проєкцій, урахування віку, болю, травматичного механізму;
- 4) отримання рентгенограми – позиціонування, налаштування експозиції, виконання однієї чи кількох проєкцій;
- 5) контроль технічної якості та, за потреби, повторне знімання – перевірка різкості, центрування, достатності анатомічного охоплення;
- 6) передавання зображень у PACS/RIS/EHR та їх архівування – збереження знімків і метаданих у стандартизованому середовищі;
- 7) попередня оцінка знімка – за наявності такого процесу: попередня оцінка зображення рентгенолаборантом, система маркування підозрілих знахідок, первинне виділення підозрілої ділянки або автоматичний III-скринінг;
- 8) формальна інтерпретація лікарем-рентгенологом – виявлення, локалізація, диференціація типу ушкодження, зіставлення з анамнезом;
- 9) формування звіту та передавання результату лікуючому лікарю – текстовий висновок, за потреби графічні позначки області інтересу.
- 10) клінічне рішення та маршрутизація пацієнта – лікування, дообстеження, виписки, госпіталізація або операція;
- 11) ескалація неоднозначних випадків – повторні проєкції, КТ/МРТ, повторне читання, консилиум;

12) контроль якості та післядія – аудит розбіжностей, аналіз пропущених переломів, моніторинг роботи штучного інтелекту та корекція локального протоколу.

За таких умов можна виокремити типові сценарії обробки рентгенологічних даних. Сценарій 1 – ургентний пацієнт із підозрою на перелом у відділенні невідкладної допомоги. Пацієнт надходить після травми; лікар відділення невідкладної допомоги формує направлення на рентгенографію конкретної ділянки. Після реєстрації радіограф виконує стандартні проєкції та передає зображення у PACS. Далі або відразу залучається ШІ-модуль, який маркує підозрілі ділянки, або знімок спочатку читає лікар. Рентгенолог формує звіт, а лікар відділення невідкладної допомоги на його основі ухвалює рішення про іммобілізацію, дообстеження або виписку. У реальній практиці саме цей сценарій найбільш чутливий до затримок, кадрового дефіциту та пропущених тонких переломів. Дані реального впровадження свідчать, що штучний інтелект може зменшити загальний рівень розбіжностей і дещо скоротити перебування пацієнта в відділенні невідкладної допомоги, але не усуває потреби у фінальній клінічній оцінці [14; 15].

Сценарій 2 – нічний або перевантажений ургентний маршрут без негайної доступності рентгенолога. Знімок виконує радіограф, який може дати попередню оцінку або позначити підозрілий випадок; паралельно штучний інтелект виконує автоматичний скринінг. Пацієнт або спрямовується на невідкладне лікування, або, якщо знаходження не виглядає небезпечним, виписується з планом перегляду. Остаточний формальний звіт надається пізніше рентгенологом. Саме в такому сценарії ШІ найкраще працює як страхувальний механізм або інструмент підтримки менш досвідченого персоналу [13; 16; 18].

Сценарій 3 – плановий або амбулаторний травматологічний випадок. Пацієнт приходить на рентгенографію за направленням травматолога або ортопеда для первинної діагностики чи контролю лікування. Після стандартного маршруту отримання і збереження знімка рентгенолог оцінює не лише наявність перелому, а й ознаки зміщення, консолідації, вторинних змін або ускладнень.

Штучний інтелект може бути корисним для повторного огляду негативних або сумнівних випадків, а також для візуального маркування зони інтересу. Для інформаційної системи важливо, що в цьому сценарії істотне значення має зв'язок між поточним і попередніми дослідженнями в PACS/EHR [4; 5; 16].

Сценарій 4 – суперечливий або складний випадок. Штучний інтелект виявляє підозрілу зону, але рентгенолог не погоджується; або навпаки – лікар підозрює перелом, який алгоритм не підтримує. У цьому разі запускається сценарій ескалації: повторні проєкції, консультація старшого спеціаліста, КТ/МРТ, відтермінований контрольний знімок. Дослідження [8; 14; 16] показують, що тонкі, нетипові та анатомічно складні переломи залишаються проблемною зоною і для штучного інтелекту, і для менш досвідчених читачів.

Сценарій 5 – післядія та контроль якості. Після завершення клінічного епізоду результати можуть бути використані для аудиту: зіставлення первинного висновку, ШІ-позначок, остаточного діагнозу та подальшого лікування. Для медичного закладу це основа виявлення «пропущених переломів», для IT-команди – матеріал для оцінювання зсуву характеристик моделі, локальної валідності моделі та доцільності оновлення. Сучасні рекомендації [6; 17] наголошують, що без такого циклу післярозгортального спостереження впровадження штучного інтелекту в радіології є методологічно неповним.

Із проаналізованої предметної області впливають кілька інженерно важливих висновків. По-перше, система автоматичного розпізнавання переломів має проєктуватися не як автономний класифікатор зображень, а як підсистема в наявному клінічному робочому процесі із чітко визначеними точками входу та виходу даних. По-друге, інтелектуальну модель доречно вбудовувати в режимі «другої думки» або «страхувального механізму», а не як самостійну заміну рентгенолога. По-третє, вимоги до системи мають охоплювати не лише інференс, а й маршрутизацію користувачів за ролями, контроль якості знімків, журналювання розбіжностей, механізми перегляду та корекції результатів, а також можливість локальної інтеграції з архівом зображень і медичною карткою.

Саме така постановка найбільше відповідає сучасним рекомендаціям щодо безпечного впровадження штучного інтелекту в радіологію.

1.2 Технології та методи локалізації переломів

Задача локалізації переломів на рентгенівських знімках вимагає визначення просторового положення ушкодження на зображенні. Патологічна ознака часто має малий розмір, низький контраст і може маскуватися анатомічними структурами, проєкційними накладаннями, зонами росту, післятравматичними змінами або технічними артефактами [19-21]. Тому для системи автоматичного розпізнавання переломів критично важливим є не лише факт виявлення патології, а й спосіб її візуального представлення лікарю: у вигляді обмежувальної рамки, маски сегментації, теплової карти або іншої позначки області інтересу [19; 22-24].

У медичній практиці базовою технологією отримання первинних даних для діагностики переломів залишається цифрова рентгенографія. Її перевагами є швидкість виконання, доступність, відносно низьке променеве навантаження та можливість оперативного використання у травматології й відділеннях невідкладної допомоги. Водночас, рентгенівський знімок є двовимірною проєкцією тривимірної анатомічної структури, тому частина переломів може бути малопомітною або видимою лише в окремих проєкціях. Саме ця особливість пояснює потребу у використанні стандартних парних проєкцій, наприклад прямої та бокової, а також у застосуванні додаткових методів дообстеження у складних випадках [20; 21].

Залежно від очікуваного результату, алгоритми штучного інтелекту для аналізу рентгенограм поділяються на три основні категорії: класифікацію, детекцію об'єктів і сегментацію (рис. 1.4) [19; 22]. Класифікація визначає, чи є на знімку патологія, але не дає точних координат ушкодження. Наприклад, моделі сімейств ResNet, DenseNet, EfficientNet або Vision Transformer [22] можуть ефективно відносити знімок до класу «перелом» або «норма», однак для лікаря цього часто недостатньо, оскільки клінічне рішення потребує розуміння

локалізації, типу та поширеності ушкодження. Через це класифікаційні моделі доцільні як попередній фільтр або скринінговий інструмент, але їхня самостійна цінність для задачі локалізації перелому є обмеженою [21; 25].

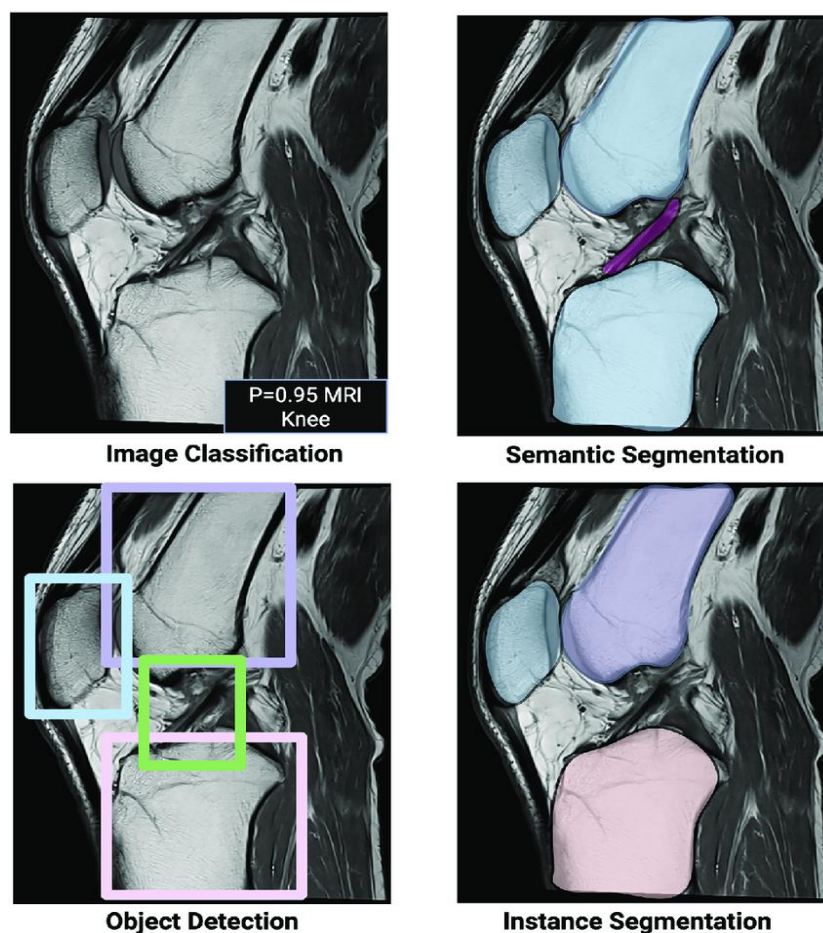


Рисунок 1.4 – Порівняння підходів до аналізу медичних зображень: класифікація, детекція та сегментація [22]

Другий підхід – семантична або інстанс-сегментація. У цьому випадку модель формує маску, яка попиксельно виділяє область перелому або ураженої кісткової структури. Найвідомішою архітектурою такого типу є U-Net та її модифікації. Сегментація потенційно забезпечує найдетальніше представлення патології, оскільки дозволяє точно окреслити контури ушкодження. Однак у задачі переломів цей підхід має суттєві практичні обмеження: для навчання потрібні високоякісні маски, створення яких вимагає значного часу експертів-рентгенологів; межі тонких переломних ліній можуть бути нечіткими; різні

спеціалісти можуть по-різному позначати одну й ту саму область. Незважаючи на високу наукову перспективність, методи сегментації часто вважаються надмірно ресурсозатратними для впровадження у типові клінічні системи підтримки прийняття рішень [19; 22].

Третій підхід – детекція об'єктів, тобто визначення координат прямокутної області, у якій імовірно розташований перелом. Саме цей підхід є одним із найбільш практичних для систем автоматизованої локалізації переломів, оскільки забезпечує баланс між клінічною інформативністю, швидкістю роботи та складністю підготовки датасету. Результатом роботи детектора є обмежувальні рамки (bounding box), клас об'єкта та показник впевненості моделі (confidence score) [19; 22-24]. Для лікаря це зручно: система не нав'язує остаточний діагноз, а підсвічує підозрілу ділянку, яку спеціаліст може підтвердити, відхилити або скоригувати. Такий формат відповідає концепції «людина в циклі», де ШІ виконує роль асистента, а остаточне рішення залишається за медичним фахівцем [4; 5; 26].

У межах детекції об'єктів розрізняють двостадійні (рис. 1.5а) та одностадійні (рис. 1.5б) архітектури. Двостадійні моделі, наприклад Faster R-CNN або Mask R-CNN, спочатку формують регіональні гіпотези, а потім класифікують запропоновані області. Вони можуть демонструвати високу точність, але зазвичай потребують більш складної послідовності обробки. Одностадійні моделі, зокрема SSD і YOLO, виконують локалізацію та класифікацію за один прохід нейронної мережі, що робить їх придатними для сценаріїв швидкої обробки зображень [22; 27]. Звідси, в задачах, де потрібна швидка обробка рентгенограм і повернення результату в інтерфейс лікаря, сімейство YOLO є одним із практичних варіантів [23; 24; 27].

Принцип його роботи полягає в тому, що модель аналізує зображення за один наскрізний прохід і одразу прогнозує координати об'єктів, їхні класи та рівні впевненості. У медичних задачах YOLO застосовується для виявлення патологічних ділянок на рентгеновських, КТ, МРТ та інших зображеннях. Для задачі переломів особливе значення має те, що результат роботи YOLO легко

інтерпретується візуально: підозріла зона позначається рамкою без необхідності складної післяобробки [23; 24; 27].

Підготовка рентгенологічних даних до навчання моделей локалізації переломів є окремим технологічним етапом, від якого безпосередньо залежить якість подальшого розпізнавання. Вона охоплює збирання зображень, анонімізацію, перевірку якості, перетворення формату, експертну розмітку, а також поділ даних на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. У клінічному середовищі первинні рентгенологічні дані зазвичай зберігаються у форматі DICOM, який містить не лише піксельні дані, а й метадані дослідження. Водночас у дослідницьких наборах зображення часто перетворюються у PNG, JPEG або інші формати, зручні для використання у фреймворках PyTorch, TensorFlow та Ultralytics YOLO. Таке перетворення спрощує навчання моделей, але потребує контролю за якістю зображення, коректністю анонімізації та збереженням зв'язку між знімком і його медичною розміткою [19; 20; 22; 28].

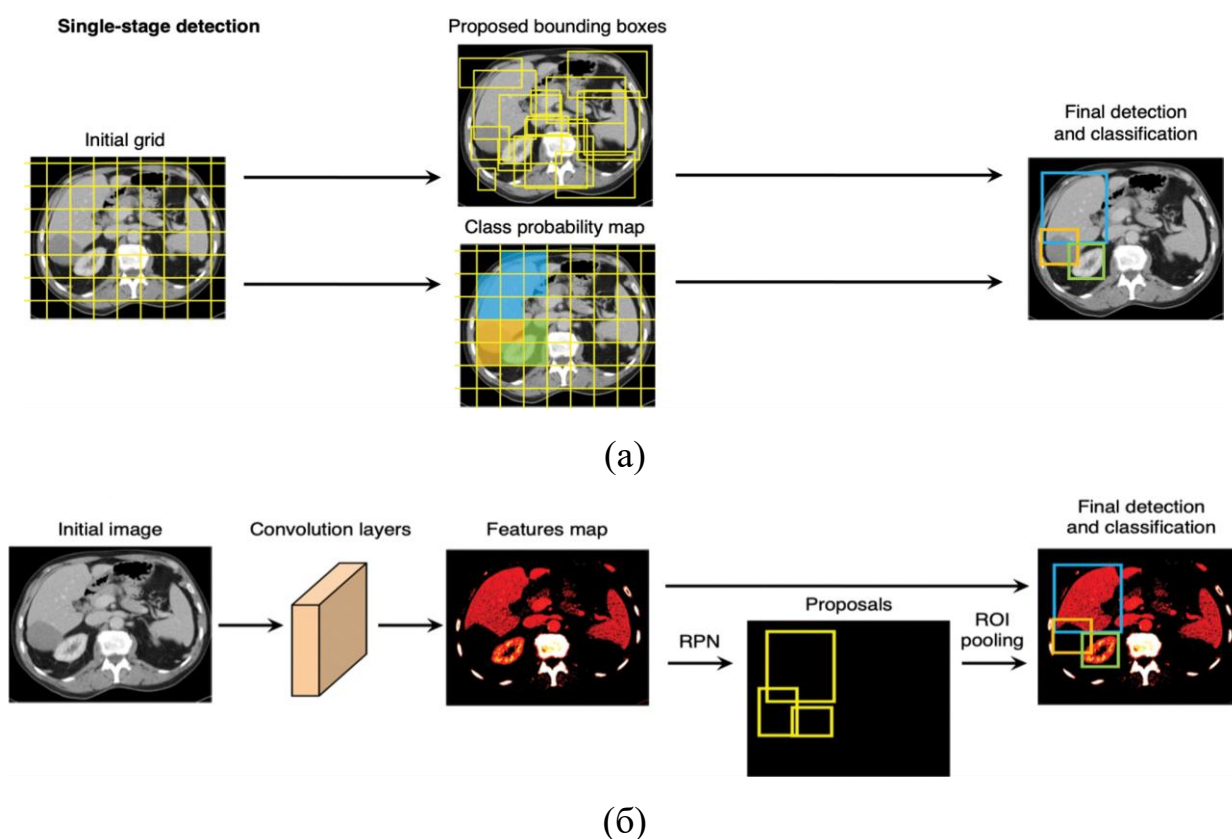


Рисунок 1.5 – Одностадійна (а) та двостадійна (б) детекції [22]

Після формування та розмітки датасету важливим етапом є попередня стандартизація зображень перед навчанням моделі. Рентгенограми можуть істотно відрізнятися за контрастом, експозицією, положенням пацієнта, анатомічною ділянкою, наявністю гіпсу, металевих конструкцій або інших артефактів. Без такої стандартизації модель може навчатися не стійким клінічним ознакам перелому, а випадковим технічним особливостям конкретного набору даних. Тому в сучасних дослідженнях застосовуються масштабування зображень, нормалізація інтенсивності пікселів, корекція контрасту, зменшення шуму та аугментація даних (рис. 1.6), зокрема повороти, віддзеркалення, зміни яскравості й контрастності тощо. Ці методи підвищують стабільність навчання та здатність моделі краще узагальнювати ознаки переломів на нових рентгенограмах [22; 24; 29].

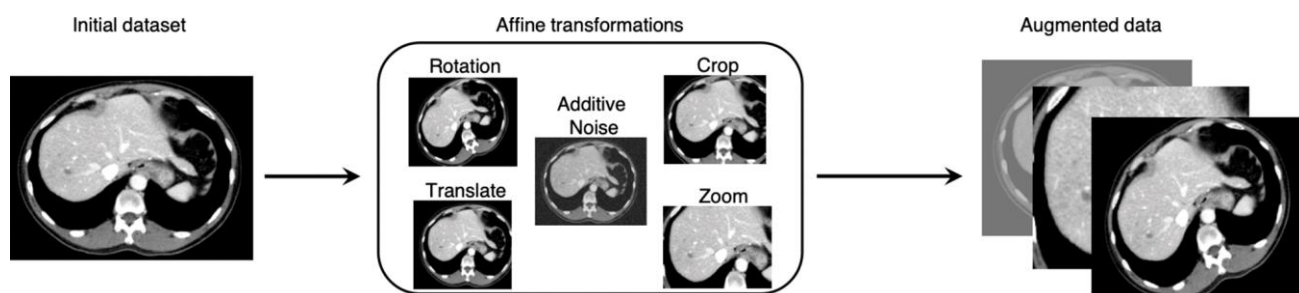


Рисунок 1.6 – Приклади аугментації медичних зображень під час навчання нейромережевої моделі

Для рентгенівських знімків особливо важливою є робота з контрастом. Низькоконтрастні переломні лінії можуть бути майже непомітними, особливо у складних анатомічних ділянках або при неідеальній експозиції. Через це в дослідженнях часто застосовується метод Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). На відміну від звичайного вирівнювання гістограми, він покращує локальний контраст і водночас обмежує надмірне підсилення шуму. Низькоконтрастна природа рентгенівських знімків ускладнює розпізнавання дрібних переломів, а CLAHE використовується саме для підсилення контрасту без неконтрольованого зростання шуму [29]. Отже, попередня обробка

рентгенограм має розглядатися як важлива частина технологічного конвеєра, що безпосередньо впливає на якість подальшої локалізації.

Методи навчання інтелектуальних алгоритмів у цій предметній області переважно належать до керованого навчання. Модель навчається на прикладах, де для кожного зображення заздалегідь відомі мітки: клас, координати перелому або маска. Для YOLO-типу моделей найважливішими є координати bounding boxes та класи об'єктів. Під час навчання модель оптимізує параметри таким чином, щоб мінімізувати помилки локалізації та класифікації [22-24; 27]. Однак у медичних задачах просте збільшення кількості епох не гарантує кращого результату. Через обмеженість датасетів, дисбаланс між «нормою» і «патологією», а також різноманіття анатомічних зон модель може перенавчитися. Саме тому необхідні валідаційна вибірка, тестова вибірка, контроль функцій втрат, метрики якості класифікації та аналіз помилкових спрацювань [21-24].

Систематичні огляди останніх років свідчать, що алгоритми штучного інтелекту досягли високих показників у задачах виявлення переломів, однак їхня ефективність залежить від анатомічної ділянки, якості набору даних, типу розмітки, сценарію застосування та рівня клінічної валідації. Моделі, навчені на одній анатомічній зоні, не завжди демонструють таку саму точність на інших ділянках скелета. Особливо складними залишаються тонкі переломи, дитячі знімки, нетипові травматичні ушкодження та випадки з низькою якістю зображення [21; 25].

Після розгортання системи важливим стає не лише первинне навчання, а й моніторинг її роботи. Реальні клінічні дані можуть відрізнятися від навчальних: інший апарат, інша якість експозиції, інша вікова група, інші протоколи знімання, інший розподіл патологій. Це явище називають зсувом даних (dataset shift). У сучасних роботах з моніторингу ШІ в радіології підкреслюється, що безперервне спостереження потрібне для оцінки безпеки, виявлення деградації моделі, контролю технічних збоїв і аналізу взаємодії людини зі штучним інтелектом [30]. Важливо передбачити журналювання результатів: вихідне

зображення, обмежувальні рамки, показник впевненості моделі, рішення лікаря, ручні корекції та фінальний висновок. Такий журнал може стати основою для подальшого донавчання або локальної валідації.

Отже, технологічний конвеєр локалізації переломів можна подати як послідовність взаємопов'язаних етапів: отримання рентгенограми; збереження у DICOM/PACS; експорт або завантаження зображення в систему; анонімізація та перевірка якості; попередня обробка; масштабування й нормалізація; інференс нейромережевої моделі; формування обмежувальних рамок і показник впевненості моделі; візуалізація результату; експертна перевірка лікарем; збереження підтвердженого результату в базі даних або медичному записі. Такий підхід поєднує медичні технології, інформаційні стандарти та методи глибокого навчання в єдину систему.

1.3 Аналіз наявних програмних рішень

У контексті рентгенологічної діагностики переломів наявні рішення доцільно розглядати не лише за показниками точності алгоритму, а й за тим, як вони включаються у клінічний процес. Для медичного закладу важливими є не тільки чутливість (sensitivity), специфічність (specificity) або середня точність (mAP), а й сумісність із DICOM/PACS/RIS, можливість роботи з електронною медичною картою, контроль доступу, журналювання дій користувачів, спосіб збереження результатів, швидкість обробки та дотримання вимог до захисту персональних медичних даних. Масштабоване використання таких систем залежить від стандартизованої інтеграції в наявний рентгенологічний робочий процес, а не лише від якості окремої нейромережевої моделі [4].

Першу групу становлять комерційні ІІІ-системи, призначені для автоматизованого аналізу рентгенограм і підтримки лікаря під час виявлення переломів. Такі рішення зазвичай проходять регуляторну перевірку, мають визначені показання до застосування, інтегруються з рентгенологічними робочими станціями та повертають результат у вигляді графічних позначок на

зображенні. Одним із прикладів такого рішення є BoneView (рис. 1.7), яке використовує методи машинного навчання для виявлення та підсвічування переломів на рентгенограмах під час їх перегляду лікарем [31].

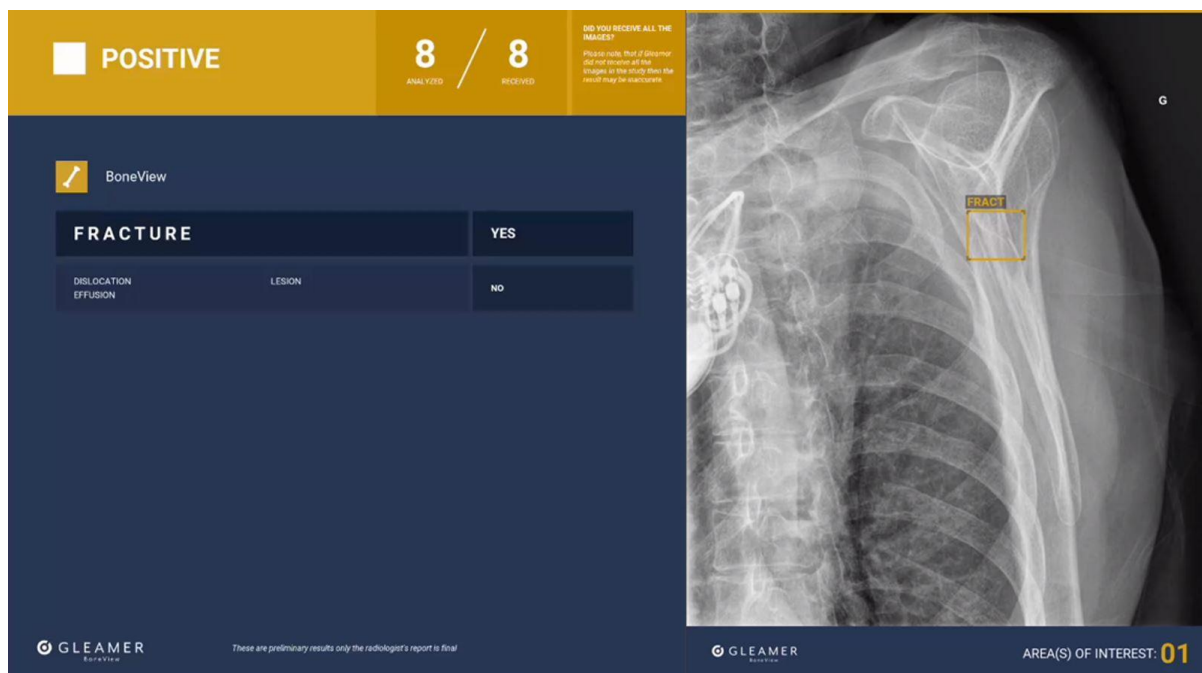


Рисунок 1.7 – Приклад роботи комерційної ШІ-системи BoneView для візуального позначення підозрілої ділянки перелому на рентгенограмі [26; 31]

Комерційні ШІ-рішення мають високий рівень прикладної готовності, оскільки орієнтовані на використання в реальному медичному процесі. Їхні результати зазвичай подаються не як абстрактний числовий прогноз, а як візуальна підказка на рентгенограмі. Такий формат є зручним для клінічної практики, оскільки лікар отримує позначену область інтересу, але остаточна інтерпретація залишається за фахівцем.

Однією з практичних переваг комерційних ШІ-рішень є їхня інтеграція у реальний клінічний робочий процес. Такі системи зазвичай не потребують від лікаря самостійного запуску скриптів або ручної підготовки зображення, а працюють як допоміжний компонент у середовищі PACS. На прикладі BoneView результати автоматичного аналізу можуть передаватися до PACS у вигляді окремих зображень: узагальненого результату з інформацією про кількість і тип виявлених патологій, а також зображення з обмежувальними рамками та

підписами, які відображаються як графічне накладання поверх рентгенограми [32]. Такий формат подання результатів дає змогу використовувати штучний інтелект як додаткову візуальну підказку для лікаря без заміни основного клінічного аналізу.

До обмежень комерційних ІІІ-платформ належать висока вартість впровадження та обслуговування, залежність від ліцензійної політики постачальника, закритість алгоритмічної частини, складність локальної адаптації та обмеженість конкретними сценаріями застосування. Частина таких систем може використовувати хмарну або гібридну архітектуру, що створює додаткові вимоги до мережевої інфраструктури, стабільності обміну даними та політик захисту персональної медичної інформації. Навіть за умови локальної інтеграції медичний заклад залишається залежним від постачальника щодо оновлень, технічної підтримки, вартості ліцензій і можливості зміни функціональності. Через це комерційні ІІІ-рішення, попри високий рівень готовності до клінічного використання, не завжди однаково легко впроваджуються в різних медичних закладах, оскільки їх застосування залежить від бюджету лікувальних закладів та особливостей організації діагностичного процесу.

Другу групу становлять класичні PACS-системи, DICOM-сервери та DICOM-переглядачі. Вони є базовою частиною рентгенологічної інфраструктури й забезпечують приймання, архівацію, пошук, передавання та перегляд медичних зображень. До таких інструментів належать RadiAnt DICOM Viewer (рис. 1.8), MicroDicom, Orthanc, K-PACS та інші рішення. Їхня основна функція полягає в організації роботи з медичними зображеннями відповідно до DICOM-логіки. Наприклад, RadiAnt підтримує роботу з PACS-серверами та дає змогу шукати й завантажувати дослідження з PACS, MicroDicom містить типові інструменти для обробки й експорту DICOM-зображень, а Orthanc позиціонується як легкий відкритий DICOM-сервер для медичної візуалізації [33-35].

Перевагою PACS/DICOM-рішень є їхня відповідність реальній інфраструктурі медичних установ. Вони дозволяють працювати не з окремими

графічними файлами, а з повноцінними медичними дослідженнями, що містять серії зображень і метадані. Такі системи підтримують перегляд досліджень, зміну масштабу, контрастності та яскравості, виконання вимірювань, експорт даних і обмін з іншими вузлами PACS. Для рентгенології це є базовою функціональністю, оскільки рентгенограма в клінічній практиці розглядається не як окрема «картинка», а як частина медичного дослідження, пов'язаного з пацієнтом, серією знімків, метаданими та діагностичним висновком [28; 33; 34].

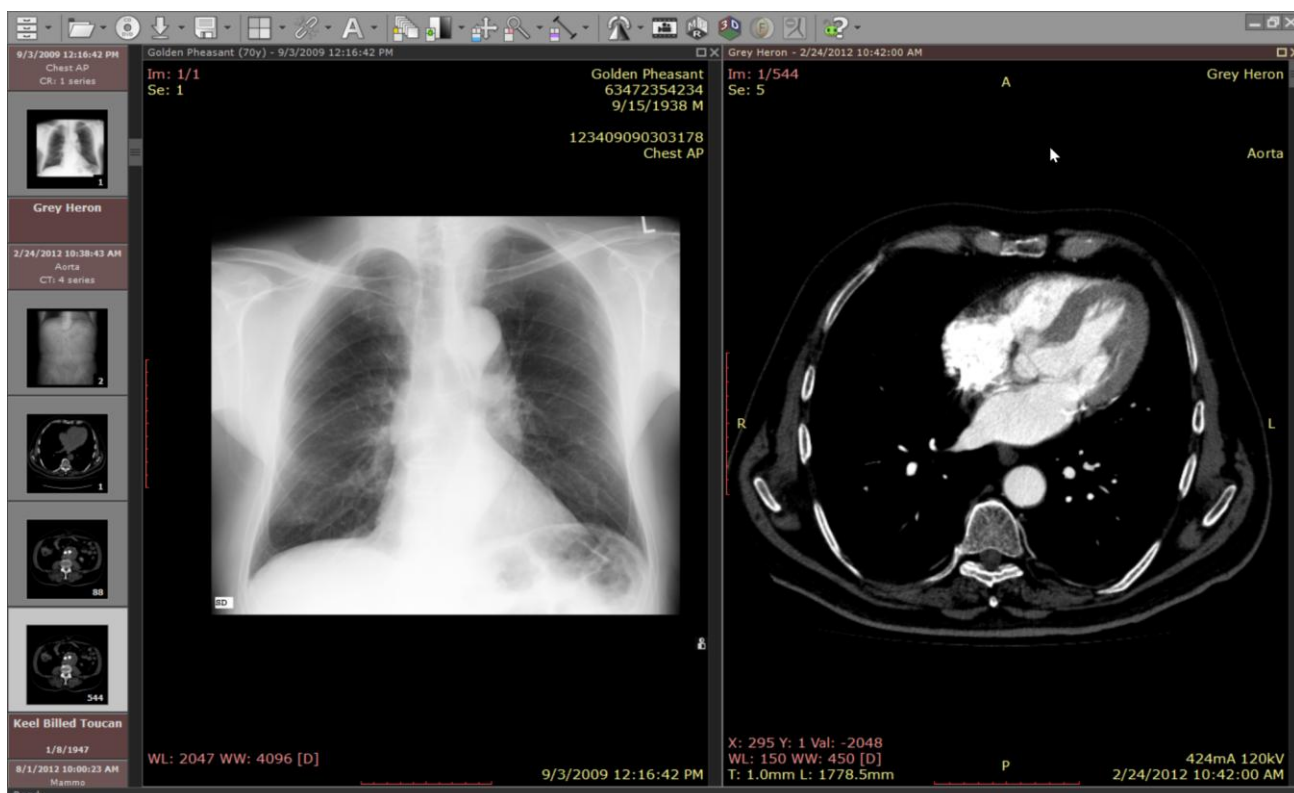


Рисунок 1.8 – Приклад інтерфейсу DICOM/PACS-переглядача RadiAnt DICOM Viewer [33]

Головним обмеженням класичних PACS/DICOM-переглядачів є відсутність власного інтелектуального аналізу зображень. Вони забезпечують лікаря інструментами для перегляду, обробки, збереження та передавання рентгенограм, однак зазвичай не виконують автоматичного виявлення переломів, не формують обмежувальні рамки, не обчислюють показник впевненості моделі й не надають діагностичних підказок на основі нейромережових моделей. Тому PACS/DICOM-рішення залишаються

інфраструктурною основою рентгенології, але самі по собі не вирішують задачу автоматизованої локалізації переломів без підключення окремих ШІ-модулів.

Важливим аспектом цієї групи є те, що DICOM-переглядачі та PACS-рішення переважно орієнтовані на роботу з уже отриманими медичними зображеннями, а не на побудову повного циклу інтелектуального аналізу. У них може бути добре реалізована робота з архівом, переглядом, експортом і передаванням даних, проте відсутні механізми навчання моделі, валідації її результатів, коригування ШІ-висновків, журналювання помилок нейромережі або формування наборів даних для подальшого донавчання. Це створює функціональний розрив між класичною медичною інфраструктурою та сучасними методами комп'ютерного зору.

Третю групу становлять відкриті дослідницькі рішення, що включають публічні датасети, реалізації моделей з відкритим первинним кодом (рис. 1.9), експериментальні скрипти, notebook-файли, вебдемонстрації та прототипи на основі PyTorch, OpenCV, Ultralytics YOLO та інших інструментів машинного навчання і комп'ютерного зору.



Рисунок 1.9 – Приклад локалізації перелому на рентгенівському знімку з використанням обмежувальних рамок у дослідницькому ШІ-рішенні [23; 24]

Відкриті дослідницькі рішення значною мірою спираються на доступні набори рентгенологічних даних. Одним із таких наборів є FracAtlas [19], який містить рентгенівські зображення опорно-рухового апарату з анотаціями для класифікації, локалізації та сегментації переломів. У ньому використовуються глобальні мітки, маски та обмежувальні рамки, що робить набір придатним для

різних задач машинного навчання. Набір також поширюється у форматах анотацій COCO, VGG, YOLO та Pascal VOC, що полегшує його використання у різних інструментах комп'ютерного зору [36].

Іншим важливим прикладом є GRAZPEDWRI-DX, який містить рентгенограми дитячої травми зап'ястка. У цьому наборі DICOM-дані були деідентифіковані та перетворені у 16-бітні напівтонові PNG-зображення, а патологічні знахідки позначалися лініями, рамками або полігонами [20]. Звідси, відкриті датасети використовуються не лише для класифікації, а й для задач просторової локалізації патології.

У дослідницьких роботах значне поширення мають моделі сімейства YOLO. Їхня популярність пов'язана з високою швидкістю інференсу, відносною простотою навчання та зручним представленням результату у вигляді обмежувальних рамок [37]. У задачах виявлення переломів застосовуються як базові версії YOLOv8, так і модифіковані варіанти з додатковими механізмами уваги, покращеним виділенням ознак або спеціальними стратегіями аугментації [23; 24]. Окремі роботи також поєднують YOLOv8 з іншими архітектурами, зокрема ResNet, SeResNet і Vision Transformer, для визначення області інтересу та подальшого прогнозування перелому на рентгеновському зображенні [38].

Перевагою відкритих дослідницьких рішень є прозорість і гнучкість. Вони дозволяють змінювати архітектуру моделі, перенавчати її на нових даних, налаштовувати параметри аугментації, порівнювати різні метрики, тестувати інші підходи до попередньої обробки та адаптувати алгоритм до конкретного типу рентгенограм. Такі рішення мають високу цінність для наукових експериментів, навчання, прототипування і порівняльного аналізу методів комп'ютерного зору [19; 20; 23; 24; 38].

Водночас відкриті дослідницькі реалізації зазвичай не є готовими медичними інформаційними системами. Більшість із них працює з підготовленими PNG або JPEG-зображеннями, а не з повноцінним DICOM-маршрутом; не містить механізмів авторизації, рольового доступу,

журналювання дій користувачів, формування медичних висновків, зв'язку з електронною медичною картою або інтеграції з PACS/RIS. Часто такі рішення представлені у вигляді скриптів або notebook-файлів, що потребують ручного налаштування середовища, встановлення залежностей, підготовки датасету та запуску навчання або інференсу з боку технічно підготовленого користувача.

Порівняння трьох груп рішень показує, що кожна з них має власну сильну сторону. Комерційні ШІ-системи забезпечують найвищий рівень клінічної готовності та мають сформований сценарій використання лікарем. PACS/DICOM-рішення є найбільш зрілими з погляду зберігання, перегляду та передавання медичних зображень. Відкриті дослідницькі реалізації забезпечують найбільшу гнучкість для експериментів із моделями машинного навчання. Водночас жодна з цих груп окремо не забезпечує повною мірою весь набір властивостей, необхідних для розроблюваної системи: локальну автономність, доступність, інтелектуальну локалізацію перелому, роботу з медичними ролями, збереження результатів, можливість коригування ШІ-висновків і придатність до подальшого аналізу помилок.

1.4 Постановка завдання на розроблення

За результатами аналізу предметної області, технологій локалізації переломів та наявних програмних рішень встановлено, що задача автоматизованого розпізнавання переломів на рентгенівських знімках має розглядатися не лише як задача комп'ютерного зору, а як складова медичного інформаційного процесу. У реальній клінічній практиці результат автоматичного аналізу повинен бути пов'язаний із пацієнтом, рентгенологічним дослідженням, лікарським висновком, роллю користувача та подальшим клінічним рішенням. Тому постановка завдання має охоплювати не лише інтеграцію нейромережевої моделі, а й організацію повного програмного середовища для роботи медичного персоналу з рентгенологічними даними.

Основною особливістю розроблюваної системи є її асистивний характер. Програмний продукт не призначений для самостійного встановлення

остаточного медичного діагнозу. Модуль штучного інтелекту виконує допоміжну функцію: аналізує рентгенівський знімок, визначає ймовірну ділянку перелому, відображає результат у вигляді графічної позначки та передає його на перевірку лікарю. Остаточне рішення щодо підтвердження, відхилення або коригування результату автоматичного аналізу залишається за медичним фахівцем.

З урахуванням цього програмна система повинна поєднувати функції медичної інформаційної підсистеми та модуля інтелектуального аналізу зображень. З одного боку, вона має забезпечувати роботу з пацієнтами, медичними картками, обстеженнями та висновками. З іншого боку, система повинна підтримувати локальний аналіз рентгенівських знімків із використанням навченої моделі YOLO, збереження результатів аналізу, накопичення перевірених випадків та їх використання у контрольованому локальному процесі донавчання моделі. Така система має забезпечувати повний інформаційний маршрут роботи зі знімком: реєстрацію пацієнта, створення медичної картки, формування обстеження, завантаження рентгенівського знімка, виконання автоматичного аналізу, перевірку результату лікарем і збереження медичного висновку.

РОЗДІЛ 2 ПРОЄКТУВАННЯ ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

2.1 Аналіз вимог до програмної системи

Проведений аналіз предметної області показав, що система автоматичного розпізнавання переломів кісток на рентгенівському знімку повинна розглядатися не лише як окремий модуль комп'ютерного зору, а як прикладна програмна система для підтримки роботи медичного персоналу з рентгенологічними даними. У межах програмного продукту виокремлено чотири основні ролі користувачів: адміністратор, медична сестра/реєстратор, рентгенолог і хірург-травматолог (рис. 2.1). Кожна роль має власну зону відповідальності та набір доступних функцій (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Ролі користувачів програмної системи

Роль	Основне призначення	Основні дії в системі
Адміністратор	Керування користувачами та службовими процесами системи	Створення та редагування облікових записів персоналу, контроль ролей користувачів, перегляд запитів на донавчання моделі, формування датасету, запуск контрольованого локального донавчання та прийняття рішення щодо активації нової версії моделі після перевірки результатів.
Медична сестра / реєстратор	Первинна робота з пацієнтами та обстеженнями	Реєстрація пацієнтів, перегляд і редагування даних пацієнта, відкриття медичної картки, створення та перегляд обстежень, завантаження рентгенівських знімків відповідно до сценарію роботи
Рентгенолог	Аналіз рентгенівських знімків і формування рентгенологічного висновку	Перегляд знімків, запуск ШІ-аналізу, оцінювання обмежувальних рамок і показника впевненості моделі, підтвердження, відхилення або коригування ШІ-результату, виконання ручної розмітки, збереження висновку
Хірург-травматолог	Використання результатів обстеження для прийняття подальшого клінічного рішення	Перегляд медичної картки, рентгенівських знімків, результатів ШІ-аналізу та висновку рентгенолога, формування плану лікування або власного клінічного висновку

На основі визначених ролей сформовано функціональні вимоги до програмної системи. Функціональні вимоги визначають набір дій, які має виконувати програмний продукт для забезпечення роботи користувачів

відповідно до їхніх прав доступу та участі в процесі обробки рентгенологічних даних (табл. 2.2).

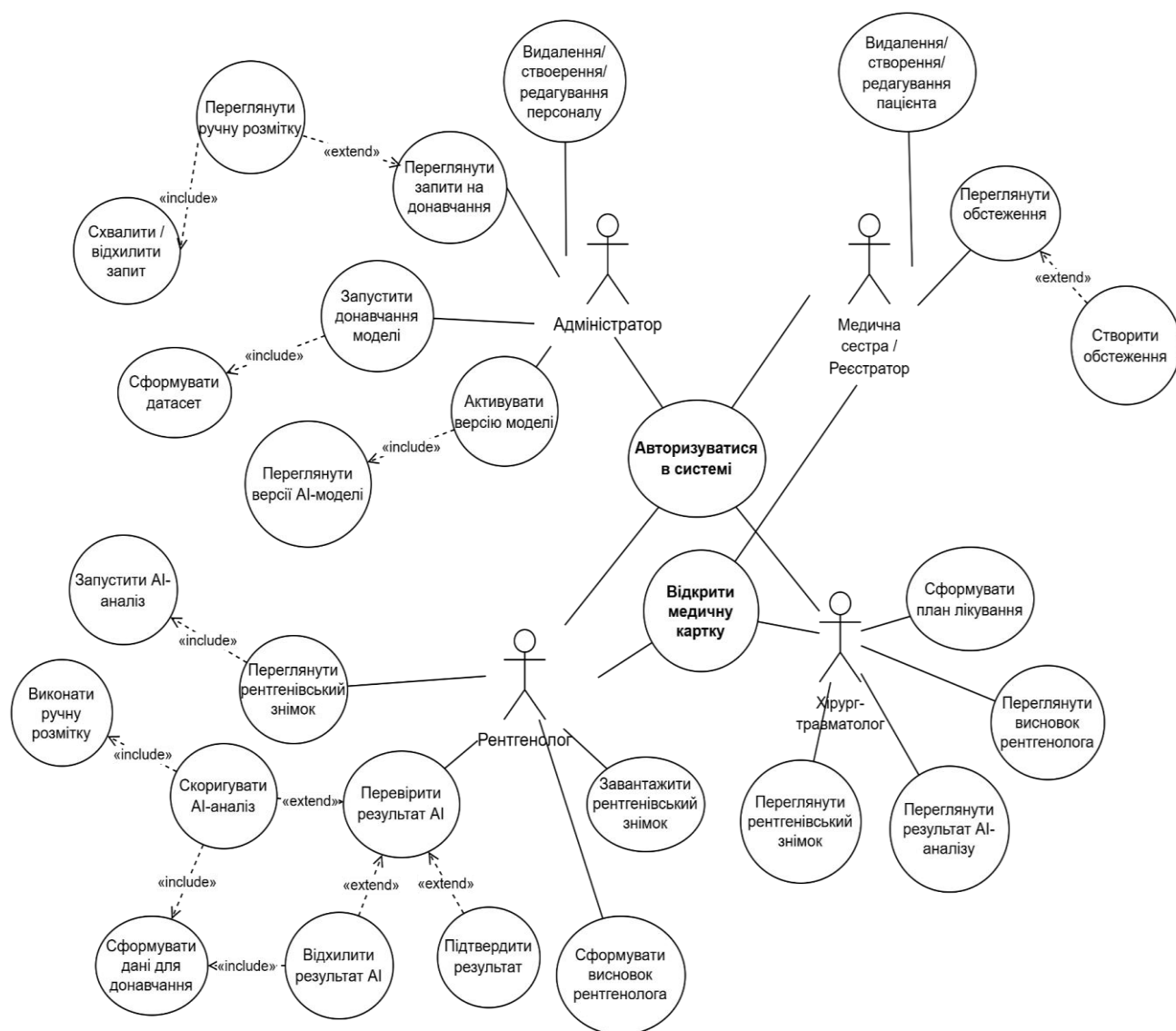


Рисунок 2.1 – Діаграма прецедентів програмної системи

Оскільки система працює з медичними даними та результатами інтелектуального аналізу, крім функціональних вимог необхідно визначити нефункціональні вимоги (табл. 2.3). Вони описують якісні характеристики програмного продукту: безпеку, надійність, локальність роботи, зручність використання, супроводжуваність і можливість подальшого розширення.

Таблиця 2.2 – Функціональні вимоги до програмної системи

Категорія	Функціональна вимога	Роль
Авторизація	Система повинна забезпечувати вхід користувачів за обліковими даними	Усі ролі
Рольове розмежування доступу	Система повинна визначати роль користувача та надавати доступ лише до дозволених функцій	Усі ролі
Керування персоналом	Адміністратор повинен мати можливість створювати, переглядати та редагувати облікові записи медичного персоналу	Адміністратор
Робота з пацієнтами	Система повинна забезпечувати створення, перегляд і редагування записів пацієнтів	Медична сестра / реєстратор
Медична картка	Після створення пацієнта система повинна автоматично формувати або відкривати пов'язану з ним медичну картку	Медична сестра / реєстратор
Обстеження	Система повинна забезпечувати створення, видалення обстежень пацієнта	Медична сестра / реєстратор, рентгенолог
Рентгенівські знімки	Система повинна дозволяти завантажувати рентгенівські знімки у форматах PNG, JPG та JPEG	Медична сестра / реєстратор, рентгенолог
Прив'язка знімків	Завантажений знімок повинен бути пов'язаний із конкретним обстеженням пацієнта	Система
Перегляд знімків	Користувачі з відповідними правами повинні мати можливість переглядати рентгенівські знімки в інтерфейсі системи	Рентгенолог, хірург-травматолог
III-аналіз	Рентгенолог повинен мати можливість запускати локальний III-аналіз рентгенівського знімка	Рентгенолог
Візуалізація результату III	Система повинна відображати ймовірні ділянки перелому у вигляді обмежувальних рамок та показувати показник впевненості моделі	Рентгенолог, хірург-травматолог
Збереження результату III	Результати автоматичного аналізу повинні зберігатися в базі даних із прив'язкою до конкретного знімка	Система
Збереження DetectionBoxes	Система повинна зберігати координати виявлених областей, рівень впевненості та службову інформацію про використану модель	Система
Перевірка результату лікарем	Рентгенолог повинен мати можливість підтвердити, відхилити або скоригувати результат автоматичного аналізу	Рентгенолог
Статуси перевірки III	Система повинна підтримувати статуси результату III-аналізу: Pending, Confirmed, Rejected, Corrected	Система
Ручна розмітка	Рентгенолог повинен мати можливість вручну позначити область перелому у випадку помилки або відсутності спрацювання моделі	Рентгенолог
Формування даних для донавчання	Система повинна зберігати ручну розмітку та створювати запити на майбутнє донавчання моделі	Рентгенолог, система

Продовження таблиці 2.2

Класифікація випадків для донавчання	Система повинна розрізняти типи випадків FalsePositive, FalseNegative та CorrectedPositive	Система
Формування датасету	Адміністратор повинен мати можливість сформувати датасет із перевірених випадків для подальшого локального донавчання моделі	Адміністратор
Локальне донавчання моделі	Адміністратор повинен мати можливість запустити локальне донавчання YOLO-моделі на основі сформованого датасету	Адміністратор
Керування версією ШІ-моделі	Адміністратор повинен мати можливість переглянути результати донавчання та прийняти рішення щодо активації нової версії моделі або продовження використання поточної робочої моделі.	Адміністратор
Висновок рентгенолога	Рентгенолог повинен мати можливість створити та зберегти висновок за результатами аналізу знімка	Рентгенолог
Висновок хірурга-травматолога	Хірург-травматолог повинен мати можливість переглянути результати обстеження та зберегти план лікування або власний висновок	Хірург-травматолог
Повторний перегляд результатів	При повторному відкритті знімка система повинна завантажувати раніше збережений ШІ-результат, DetectionBoxes і статус перевірки	Рентгенолог, хірург-травматолог
Локальне зберігання	Система повинна зберігати знімки, результати аналізу та службові дані локально, без використання хмарних сервісів	Система

Оскільки система працює з медичними даними та результатами інтелектуального аналізу, крім функціональних вимог необхідно визначити нефункціональні вимоги (табл. 2.3). Вони описують якісні характеристики програмного продукту: безпеку, надійність, зручність використання, супроводжуваність, можливість подальшого розширення тощо.

Таблиця 2.3 – Нефункціональні вимоги до програмної системи

Категорія	Нефункціональна вимога
Супроводжуваність	Структура програмного продукту повинна бути поділена на окремі логічні рівні, архітектура – відповідати рекомендованим практикам.
Розширюваність	Архітектура системи повинна допускати подальше розширення функціональності.
Відмовостійкість ШІ-сценарію	Помилка або відсутність результату ШІ-аналізу не повинна блокувати роботу лікаря зі знімком.

Для реалізації визначених вимог обрано технологічний стек .NET Core. Оскільки програмний продукт має функціонувати як настільний застосунок, для побудови інтерфейсу використовується Windows Presentation Foundation. Бізнес-логіка винесена в окремий рівень BLL, а доступ до даних реалізується через DAL із використанням сутностей, репозиторіїв і контексту бази даних. III-аналіз виконується локально за допомогою ONNX Runtime та навченої YOLO-моделі. Результатами аналізу переважно стають обмежувальні рамки, клас виявленого об'єкта та показник впевненості моделі.

Локальне донавчання моделі зручно виконувати через окремий Python/Ultralytics-процес на основі сформованого YOLO-датасету з метою забезпечення контрольованого оновлення моделі без передавання медичних даних у зовнішні сервіси. Система повинна підтримувати завантаження зображень у форматах PNG, JPG та JPEG, а в перспективі – допускати додавання модуля імпорту DICOM-зображень. Рентгенівські знімки та label-файли повинні зберігатися у локальній або конфігурованій мережевій файловій системі, щоб не переповнювати базу даних. Label-файли мають формуватися у форматі, сумісному з YOLO для забезпечення можливості використання зібраних даних для подальшого донавчання моделі.

Окрему групу становлять вимоги до III-модуля (табл. 2.4), оскільки саме він забезпечує автоматичну локалізацію ймовірної ділянки перелому. Його основна функція полягає в попередньому аналізі зображення та візуальному виділенні ділянок, які можуть відповідати перелому.

Після запуску автоматичного аналізу результат отримує початковий статус Pending. Далі рентгенолог може підтвердити результат, якщо система коректно локалізувала перелом; відхилити його, якщо спрацювання було хибним; або скоригувати результат шляхом ручної розмітки. Підтверджені, відхилені та скориговані випадки використовуються для аналізу помилок моделі, формування верифікованого набору даних і запуску контрольованого локального донавчання. У розроблюваній системі передбачено накопичення відповідних випадків, створення файлів розмітки, формування навчального

набору даних у форматі, сумісному з YOLO та запуск контрольованого локального донавчання моделі адміністратором. У результаті модель можна вдосконалювати без передавання медичних даних до зовнішніх хмарних сервісів.

Таблиця 2.4 – Вимоги до ІІІ-модуля системи

Категорія	Вимога до ІІІ-модуля
Локальне виконання	ІІІ-аналіз повинен виконуватися локально без передавання знімків до зовнішніх сервісів
Тип задачі	Модуль повинен виконувати задачу детекції об'єктів, тобто локалізації ймовірної ділянки перелому
Формат вхідних даних	На вхід ІІІ-модуля повинен передаватися шлях до рентгенівського знімка у підтримуваному графічному форматі
Формат вихідних даних	Результатом роботи модуля повинні бути координати bounding boxes, confidence score та службова інформація про використану модель
Відображення результату	Результат ІІІ-аналізу повинен візуалізуватися поверх рентгенівського знімка
Збереження результату	Результат аналізу повинен зберігатися в базі даних із прив'язкою до конкретного знімка
Перевірка лікарем	ІІІ-результат повинен залишатися в статусі очікування, доки рентгенолог не підтвердить, не відхилить або не скоригує його
Підготовка до донавчання	У разі помилкового або скоригованого результату система повинна формувати дані, які використовуються для контрольованого локального донавчання моделі
Оновлення моделі	Після завершення донавчання система повинна забезпечувати можливість використання оновленої ONNX-моделі для подальшого аналізу знімків

Розроблювана система є локальним функціональним прототипом, орієнтованим на демонстрацію повного інформаційного маршруту обробки рентгенологічних даних із використанням локального ІІІ-аналізу (рис. 2.2). Формати DICOM/PACS розглядаються як промисловий контекст і напрям подальшого розвитку. Архітектура програмного продукту допускає додавання окремого DICOM-адаптера імпорту, який у майбутньому зможе приймати DICOM-файл, зчитувати з нього зображення та метадані, після чого заповнювати відповідні сутності системи: пацієнта, медичну картку, обстеження та медичне зображення. При цьому основний робочий сценарій системи – перегляд знімка, ІІІ-аналіз, збереження результату та перевірка лікарем – може залишатися незмінним.

Загалом, сформовані вимоги визначають програмну систему як локальний настільний застосунок для підтримки роботи медичного персоналу з рентгенівськими знімками. Система забезпечує рольову взаємодію користувачів, ведення пацієнтів і обстежень, завантаження та перегляд знімків, локальний ШІ-аналіз, збереження і верифікацію результатів лікарем, а також формування даних, запуск контрольованого локального донавчання та подальше використання оновленої моделі в ШІ-модулі системи.

2.2 Попередня архітектура програмної системи

З урахуванням вимог, визначених у попередньому підрозділі, архітектура системи повинна забезпечувати відокремлення користувацького інтерфейсу, бізнес-логіки, доступу до даних, файлового сховища та ШІ-модуля. Рівень UI відповідає за взаємодію користувача із системою через WPF-вікна. Рівень BLL містить сервіси бізнес-логіки, DTO-об'єкти, перевірку ролей, роботу з ШІ-модулем, файловим сховищем та сценаріями формування датасету для подальшого донавчання. Рівень DAL відповідає за сутності бази даних, репозиторії, контекст бази даних і міграції. Відокремлення цих рівнів є доцільним для медичної інформаційної системи, оскільки різні частини логіки мають різний характер змін: інтерфейс може змінюватися незалежно від структури бази даних, а ШІ-модуль може бути оновлений без повної перебудови користувацької частини.

У межах цієї роботи для подання попередньої архітектури достатньо контекстної діаграми та діаграми контейнерів, оскільки вони демонструють як зовнішніх користувачів системи, так і основні програмні частини, що забезпечують її роботу. На контекстній діаграмі (рис. 2.3) програмна система розглядається як єдина прикладна підсистема, що забезпечує роботу з пацієнтами, медичними картками, обстеженнями, рентгенівськими знімками, ШІ-аналізом і медичними висновками.

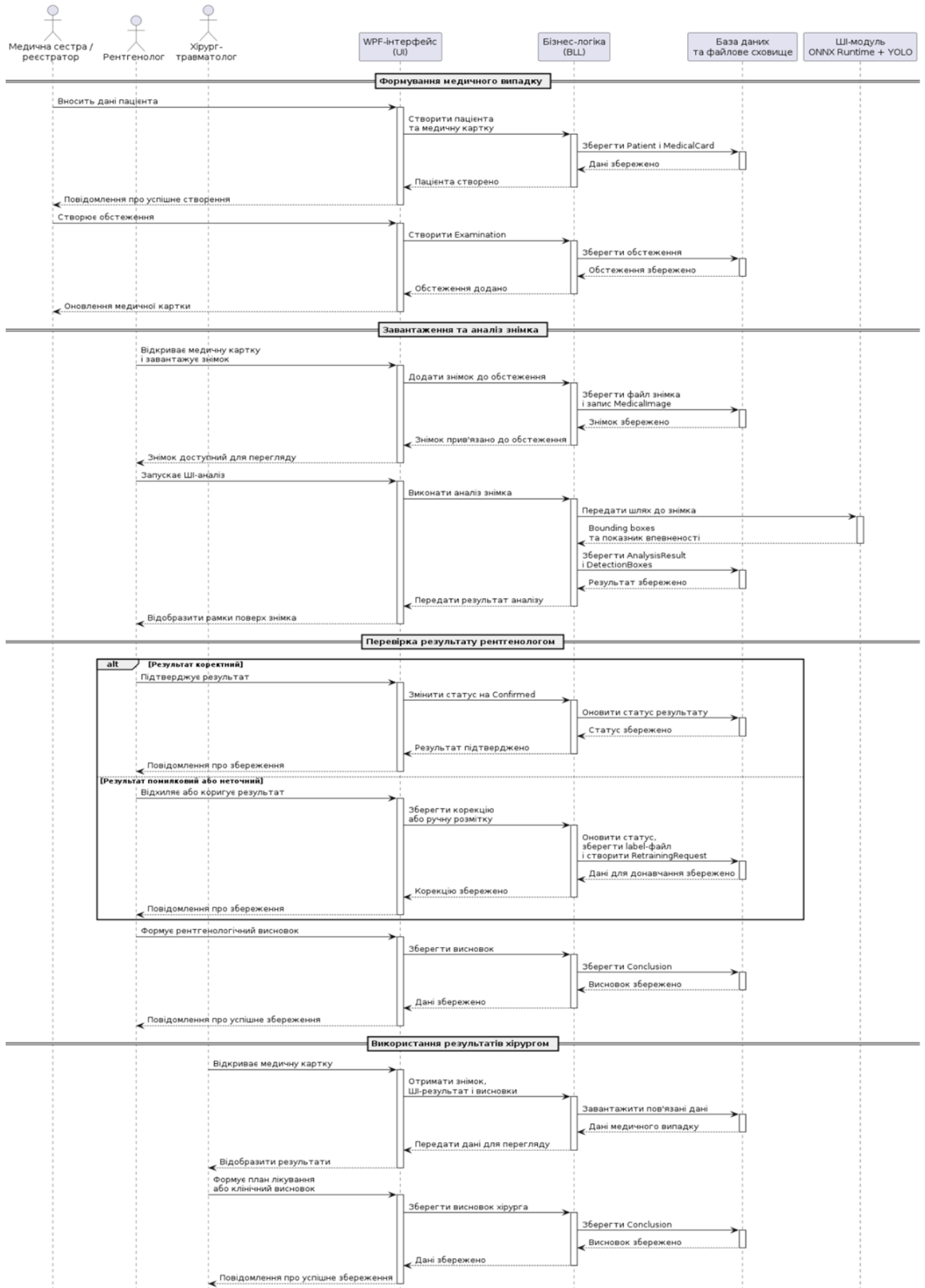


Рисунок 2.2 – Діаграма послідовності інформаційного маршруту обробки рентгенологічних даних

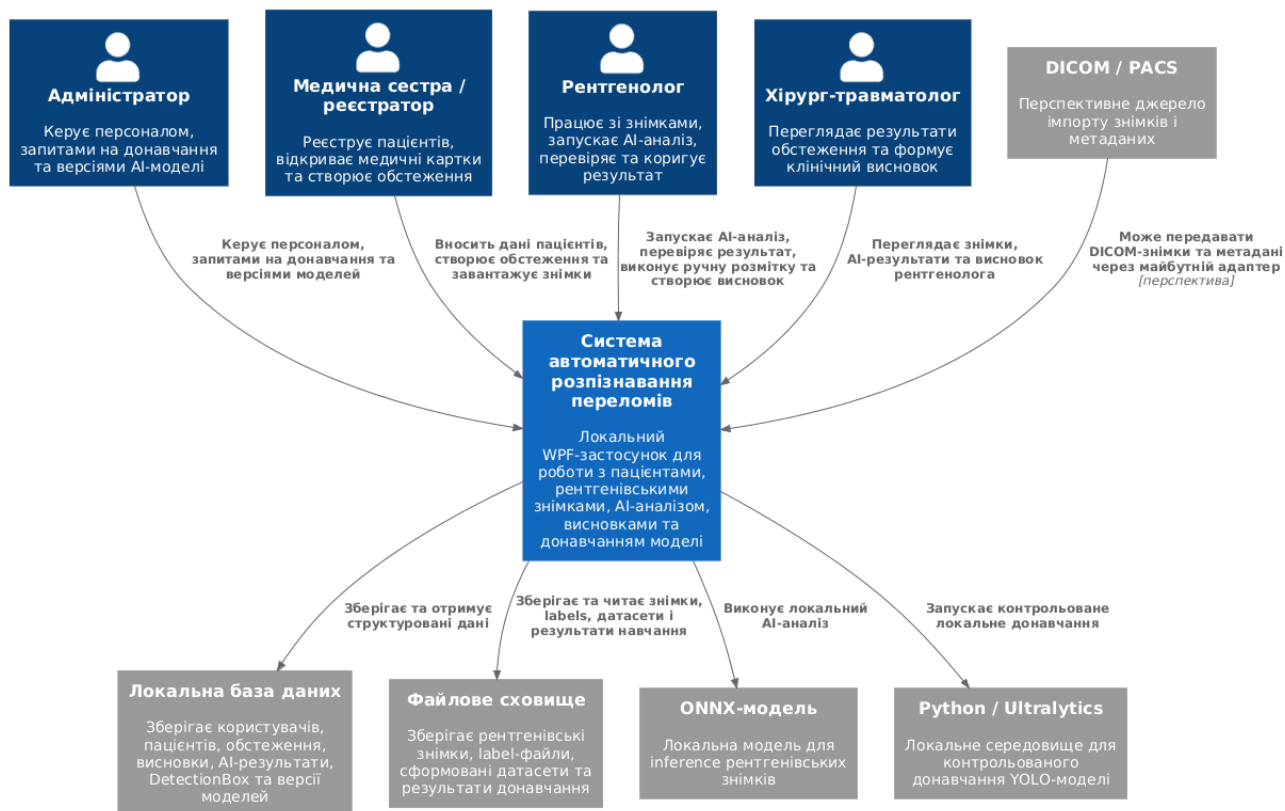


Рисунок 2.3 – Контекстна діаграма програмної системи

Наступний рівень деталізації подає програмний продукт як набір основних контейнерів і логічних компонентів (рис. 2.4). На відміну від вебзастосунку або мікросервісної системи, розроблений програмний продукт не має окремого REST API чи серверної частини. Основна взаємодія відбувається всередині локального WPF-застосунку, який звертається до сервісів бізнес-логіки, бази даних, файлового сховища та ШІ-моделі.

На рівні контейнерів система складається з трьох основних проєктів: WPFhospitalXray, BLL та DAL. Проєкт WPFhospitalXray реалізує інтерфейс користувача засобами WPF. До нього належать вікна авторизації, адміністративної панелі, медичної картки, перегляду рентгенівського знімка, керування запитами на донавчання, перегляду ручної розмітки, створення та редагування пацієнтів і персоналу. Цей рівень не повинен містити логіку безпосередньої роботи з базою даних або виконання нейромережевого аналізу. Його основне завдання полягає у відображенні даних, обробці дій користувача та виклику відповідних сервісів бізнес-логіки.

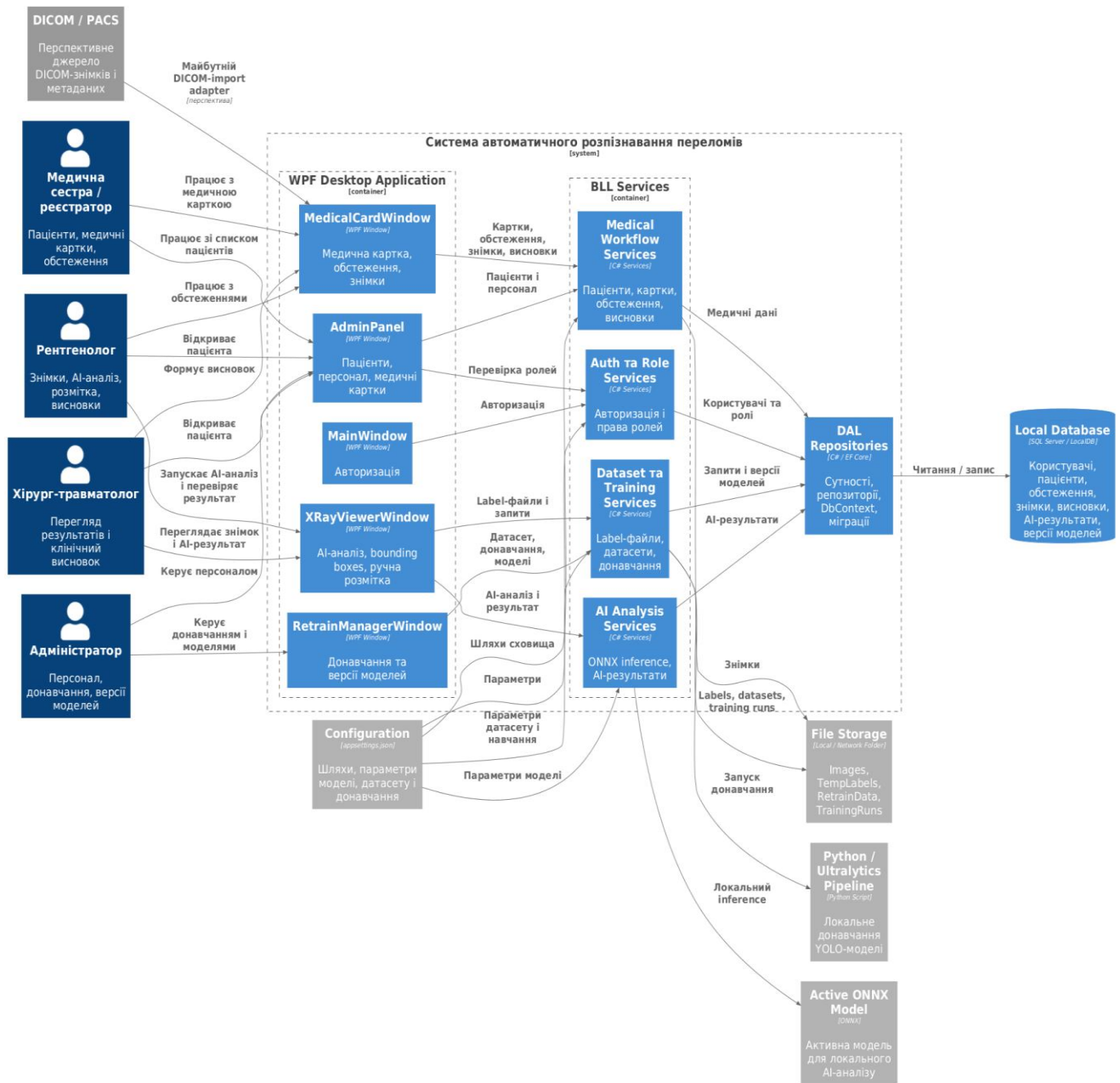


Рисунок 2.4 – Діаграма контейнерів програмної системи

Проект BLL виконує роль центрального рівня бізнес-логіки. У ньому зосереджено сервіси, інтерфейси та DTO-об'єкти, через які реалізуються основні сценарії роботи системи. Така структура дає змогу відокремити прикладну логіку від WPF-вікон і зосередити правила роботи системи в окремих сервісах. Окреме місце в архітектурі займає ШІ-модуль, реалізований на рівні BLL у вигляді сервісу `AIAnalyzerService`. Користувачський інтерфейс не виконує інференс напряму, а лише передає шлях до знімка в сервіс аналізу. `AIAnalyzerService` завантажує локальну ONNX-модель, виконує попередню

обробку зображення, формує вхідний тензор, запускає аналіз через ONNX Runtime та повертає результат у вигляді DTO-об'єктів із координатами обмежувальних рамок і показник впевненості моделі. Отримані результати передаються до AnalysisResultService, який забезпечує їх збереження в базі даних разом із інформацією про модель.

Рівень DAL відповідає за роботу з даними. У цьому проєкті розміщено сутності, репозиторії, інтерфейси репозиторіїв, контекст бази даних і міграції. Така організація відображає основний медичний маршрут, представлений раніше на рис. 2.2.

Дані про модель, яка виконала аналіз, зберігаються разом із результатом ІІІ-аналізу, що дає змогу в майбутньому відстежувати, якою саме версією моделі було отримано конкретний результат. Результати аналізу можуть залежати від версії моделі, налаштувань попередньої обробки та структури навчальних даних.

Важливим архітектурним рішенням є розділення автоматичного аналізу, лікарської перевірки та підготовки даних для донавчання. Після виконання ІІІ-аналізу результат зберігається зі статусом Pending. Рентгенолог може підтвердити його, відхилити або скоригувати шляхом ручної розмітки. Помилкові та скориговані випадки формують запити на донавчання, які зберігаються як RetrainingRequest. Адміністратор переглядає ці запити, схвалює коректні випадки, формує YOLO-сумісний датасет, запускає локальний процес донавчання та після аналізу результатів приймає рішення щодо використання нової версії моделі. При цьому робоча ІІІ-модель не змінюється автоматично після кожного окремого виправлення лікаря. Оновлення моделі виконується лише після накопичення перевірених випадків, формування датасету, запуску контрольованого локального донавчання та підтвердження адміністратором використання нової версії моделі, що важливо для контрольованого використання ІІІ в медичному програмному забезпеченні.

2.3 Проектування структури даних та основних модулів системи

Для глибшого розуміння внутрішньої організації програмної системи доцільно деталізувати архітектуру на рівні компонентів, доменних сутностей, сервісів бізнес-логіки та репозиторіїв доступу до даних. На рисунку 2.5 подано діаграму компонентів програмної системи. Вона деталізує контейнери, наведені в попередньому підрозділі, і показує основні внутрішні компоненти WPF-рівня, рівня бізнес-логіки та рівня доступу до даних.

На діаграмі компонентів показано, що WPF-вікна не звертаються безпосередньо до бази даних і не виконують нейромережевий аналіз самостійно. Вони взаємодіють із сервісами рівня BLL, які координують роботу з репозиторіями DAL, файловим сховищем, ONNX-моделлю та модулем локального донавчання. Такий підхід відповідає трирівневій архітектурі системи та дозволяє відокремити інтерфейсні сценарії від прикладної логіки.

Проект WPFhospitalXray містить основні вікна системи: MainWindow, AdminPanel, MedicalCardWindow, XRayViewerWindow, RetrainManagerWindow, MarkupPreviewWindow, а також вікна створення та редагування пацієнтів і персоналу. На цьому рівні реалізуються сценарії взаємодії користувача із системою: авторизація, вибір пацієнта, відкриття медичної картки, перегляд обстежень, завантаження знімків, запуск III-аналізу, перевірка результату та робота із запитами на донавчання.

Рівень BLL є центральним у реалізації прикладної логіки системи. Він містить сервіси, які виконують операції з пацієнтами, медичними картками, обстеженнями, знімками, висновками, результатами III-аналізу, файловим сховищем, запитами на донавчання, формуванням YOLO-датасету, запуском локального процесу донавчання та керуванням версіями моделей. Для передавання даних між UI та BLL використовуються DTO-об'єкти, що дозволяє не передавати у користувацький інтерфейс безпосередньо сутності бази даних.

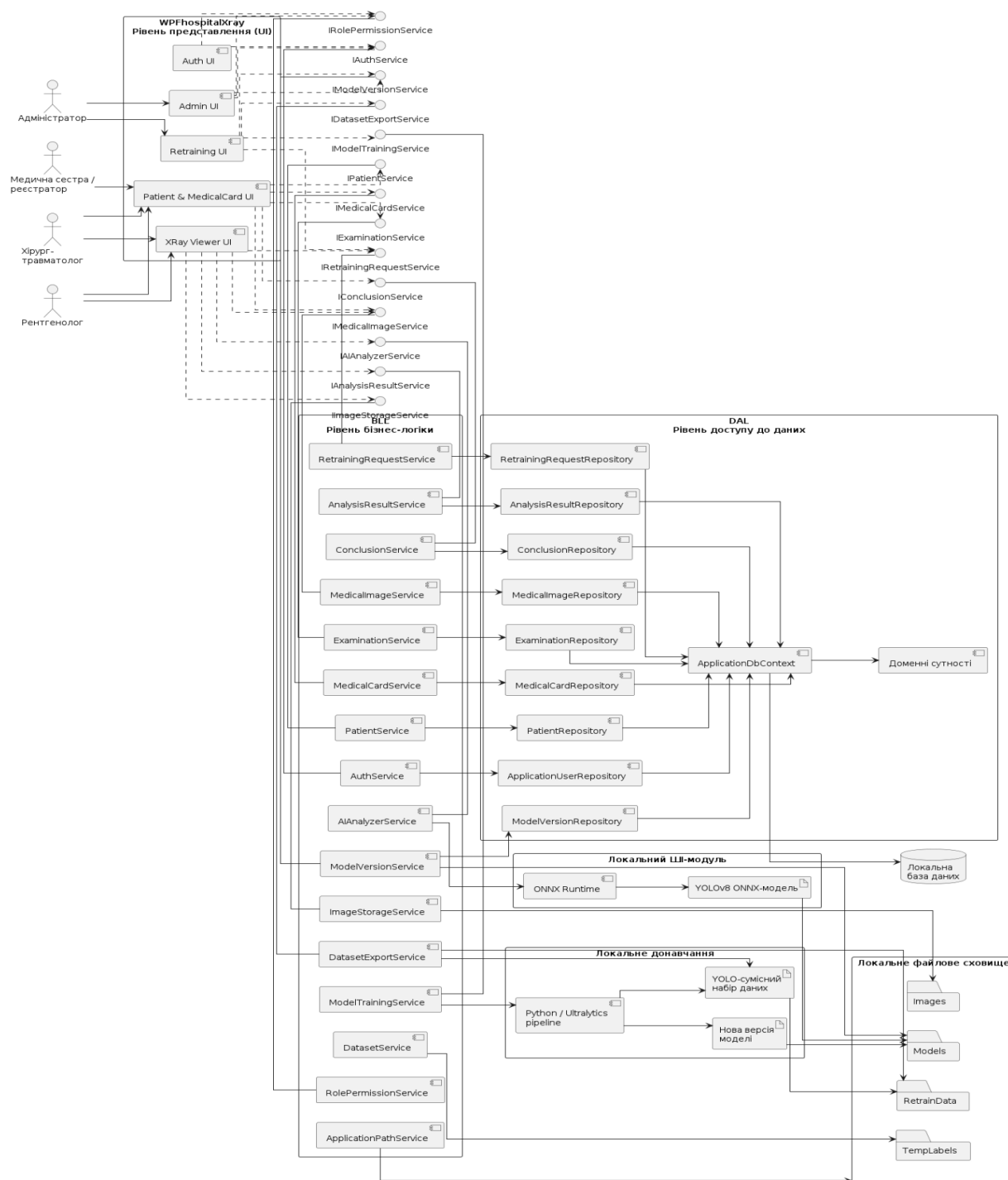


Рисунок 2.5 – Діаграма компонентів програмної системи

Рівень DAL містить доменні сутності, репозиторії, інтерфейси репозиторіїв, DbContext та міграції. Його призначення полягає у відокремленні логіки збереження даних від прикладної логіки системи. У межах цього рівня реалізовано репозиторії для користувачів, пацієнтів, медичних карток, обстежень, знімків, висновків, результатів ШІ-аналізу та запитів на донавчання.

Основними сутностями є `ApplicationUser`, `Patient`, `MedicalCard`, `Examination`, `MedicalImage`, `Conclusion`, `AnalysisResult`, `DetectionBox`, `RetrainingRequest` та `ModelVersion`. Остання відображає службову інформацію про доступні версії ШІ-моделі. Вона використовується для зберігання назви моделі, номера версії, шляху до ONNX-файлу, статусу моделі та ознаки активності. Водночас результат аналізу зберігає інформацію про модель, яка виконала інференс, через поля `ModelName`, `ModelVersion` і `ModelPath`. Так можна відстежувати, якою саме версією моделі було отримано конкретний ШІ-результат.

Центральною сутністю медичного маршруту є `Patient` (рис. 2.6), яка зберігає персональні дані пацієнта: ПІБ, стать, дату народження, телефон, адресу, дату створення запису та статус. З пацієнтом пов'язується сутність `MedicalCard`, яка виступає контейнером для медичної історії пацієнта в межах системи. Медична картка містить дату створення, дату останнього оновлення та список обстежень.

Сутність `Examination` описує конкретне обстеження пацієнта. Вона пов'язується з медичною картою та містить дату проведення обстеження, список рентгенівських знімків і список лікарських висновків. Така структура дозволяє в межах одного пацієнта зберігати кілька обстежень, а в межах одного обстеження – кілька зображень. Це важливо для рентгенологічної практики, оскільки одне обстеження може включати декілька проєкцій або повторних знімків.

Для збереження інформації про рентгенівські знімки використовується сутність `MedicalImage`. Вона містить ідентифікатор обстеження, назву файлу, шлях до файлу, тип вмісту та дату завантаження. При цьому сам файл зображення зберігається у файловому сховищі, а база даних містить шлях до нього та службову інформацію. Такий підхід є доречним, оскільки рентгенівські знімки можуть мати значний розмір, а збереження великих файлів безпосередньо в базі даних ускладнює її обслуговування.

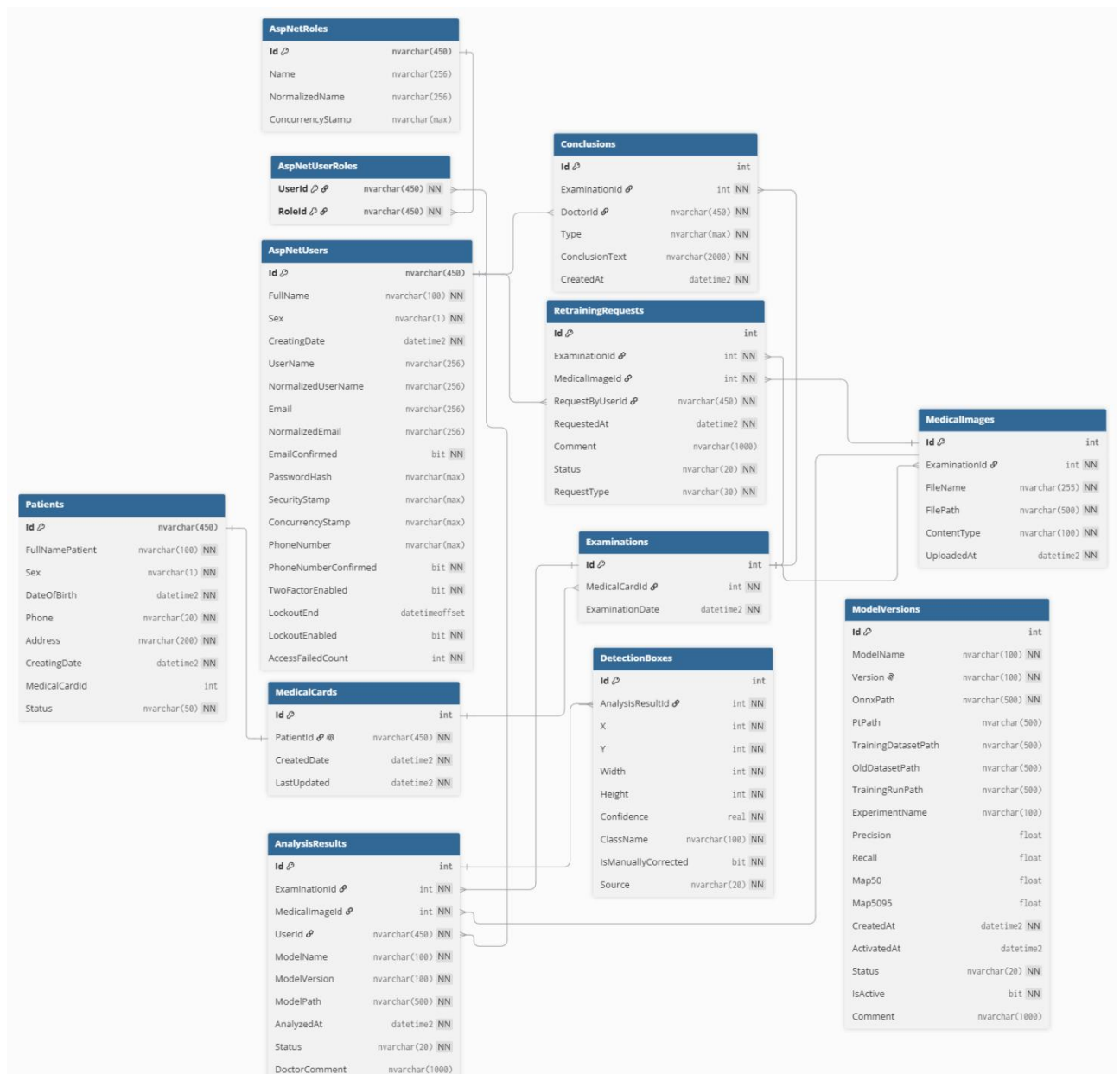


Рисунок 2.6 – Схема бази даних

Результат автоматичного аналізу знімка моделюється сутністю *AnalysisResult*. Вона пов'язується як з обстеженням, так і з конкретним знімком через *MedicalImageId*. У межах одного обстеження може бути кілька знімків, і кожен із них повинен мати власний результат III-аналізу. У *AnalysisResult* зберігаються ідентифікатор користувача, який запустив аналіз, назва моделі, версія моделі, шлях до моделі, дата аналізу, статус перевірки та коментар лікаря.

Для збереження координат локалізованих ділянок перелому використовується сутність *DetectionBox*. Вона є дочірньою щодо *AnalysisResult*

і містить координати області виявлення: X, Y, Width, Height, рівень впевненості Confidence, назву класу ClassName, ознаку ручного коригування та джерело походження розмітки. Отже, III-результат зберігається не лише як текстове повідомлення, а як структурований набір даних, який можна повторно відкрити, візуалізувати та проаналізувати.

Лікарські висновки зберігаються в сутності Conclusion. Вона пов'язується з обстеженням і користувачем, який створив висновок. Для розмежування типів висновків використовується ConclusionType, що має значення Radiologist та Surgeon. У результаті можна зберігати окремо рентгенологічний висновок і висновок або план лікування хірурга-травматолога.

Для накопичення випадків, які використовуються в контрольованому локальному донавчанні моделі, застосовується сутність RetrainingRequest. Вона пов'язана з конкретним знімком, обстеженням та користувачем, який створив запит. Запит містить дату створення, коментар, статус і тип випадку. Останній визначається через RetrainingRequestType, який містить значення FalsePositive, FalseNegative та CorrectedPositive. Так можна відокремлювати різні види помилок III-моделі: хибне виявлення перелому, пропущений перелом та неточну локалізацію, скориговану лікарем.

Для обліку версій III-моделі, отриманих після навчання або донавчання, використовується сутність ModelVersion. Вона зберігає назву моделі, номер версії, шлях до ONNX-файлу, шлях до РТ-файлу, службові метрики навчання, статус моделі та ознаку активної версії. Завдяки цьому система може відрізнати поточну робочу модель від моделі-кандидата, отриманої після донавчання. Нова модель не підключається автоматично після завершення навчального процесу: адміністратор переглядає результати та вручну активує відповідну версію для подальшого використання в III-модулі.

Статуси перевірки III-результату описуються переліком AnalysisReviewStatus = {Pending, Confirmed, Rejected, Corrected}. Початковий статус Pending означає, що результат очікує перевірки лікарем. Статус Confirmed використовується, якщо рентгенолог погоджується з результатом III. Статус

Rejected означає, що модель помилково виявила перелом. Статус Corrected фіксує ситуацію, коли лікар виконав ручну корекцію або додав розмітку у випадку пропущеного перелому.

Статуси запитів на донавчання описуються переліком `RetrainingRequestStatus = {Pending, Processing, Exported, Completed, Cancelled}`. Статус Pending означає, що запит очікує перевірки адміністратором. Статус Processing використовується для запитів, які схвалені адміністратором і готові до експорту. Після формування датасету запит отримує статус Exported, що означає включення відповідного знімка та label-файлу до сформованого набору даних. Статус Completed зарезервовано для майбутнього етапу, коли приклад буде фактично використано в процесі донавчання моделі. Статус Cancelled означає, що запит було відхилено.

Основні сервіси BLL наведено в таблиці 2.5. Важливою частиною сервісного шару є `AIAnalyzerService`. Він відповідає за завантаження ONNX-моделі, попередню обробку зображення, формування тензора, запуск inference через ONNX Runtime та повернення результату у вигляді `FractureDetectionDto`. Цей DTO містить координати області виявлення, клас об'єкта та значення confidence score. Після отримання результату користувацький інтерфейс передає дані до `AnalysisResultService`, який зберігає результат аналізу в базі даних разом із пов'язаними `DetectionBox`.

Під час виконання III-аналізу рентгенолог відкриває знімок у вікні перегляду та запускає автоматичний аналіз. `XRayViewerWindow` звертається до `AIAnalyzerService`, передаючи шлях до зображення. Сервіс аналізу виконує preprocessing, запускає ONNX-модель і повертає список виявлених областей. Після цього результат зберігається через `AnalysisResultService`, а координати областей перетворюються на сутності `DetectionBox`. Під час повторного відкриття знімка система отримує останній збережений результат за `MedicalImageId`, що дозволяє відновити III-розмітку без повторного запуску моделі.

Таблиця 2.5 – Основні сервіси рівня бізнес-логіки

Сервіс	Основне призначення
AuthService	Авторизація користувачів і визначення ролі
ApplicationUserService	Керування обліковими записами персоналу та ролями
PatientService	Створення, редагування та отримання даних пацієнтів
MedicalCardService	Створення й отримання медичних карток
ExaminationService	Робота з обстеженнями пацієнта
MedicalImageService	Робота із записами рентгенівських знімків у базі даних
ImageStorageService	Фізичне збереження та видалення файлів знімків
AIAnalyzerService	Локальний інференс ONNX-моделі та формування результатів ШІ-аналізу
AnalysisResultService	Збереження результатів ШІ-аналізу та пов'язаних DetectionBoxes
DatasetService	Збереження label-файлів ручної розмітки та негативних прикладів
DatasetExportService	Формування датасету для подальшого локального донавчання
RetrainingRequestService	Створення та обробка запитів на донавчання
ConclusionService	Збереження та отримання лікарських висновків
ApplicationPathService	Централізоване формування шляхів до сховищ, моделей, датасетів і результатів навчання
RolePermissionService	Централізована перевірка прав доступу відповідно до ролі користувача
ModelTrainingService	Запуск локального процесу донавчання YOLO-моделі через Python/Ultralytics-скрипт
ModelVersionService	Реєстрація, перегляд і активація версій ШІ-моделі

Окремо спроектовано механізм підготовки даних для подальшого донавчання моделі. У випадку, коли ШІ помилково виявив перелом, рентгенолог відхиляє результат, після чого система створює запит типу FalsePositive і формує порожній label-файл. Якщо модель пропустила перелом або локалізувала його неточно, рентгенолог виконує ручну розмітку, а система створює запит типу FalseNegative або CorrectedPositive. Такі запити потрапляють до адміністративної панелі.

Після перевірки адміністратором запит переходить у статус Processing. Сервіс DatasetExportService формує датасет із таких схвалених запитів. Він копіює відповідні зображення та label-файли в структуру, сумісну з YOLO: images/train, images/val, labels/train, labels/val, а також створює файли data.yaml і dataset_summary.json. Після успішного експорту запит отримує статус Exported. У результаті підготовлюються перевірені лікарем дані для контрольованого

локального донавчання моделі. Після формування датасету адміністратор може запустити навчальний процес через локальний конвеєр Python/Ultralytics.

Для організації доступу до бази даних використовується набір репозиторіїв: `ApplicationUserRepository`, `PatientRepository`, `MedicalCardRepository`, `ExaminationRepository`, `MedicalImageRepository`, `ConclusionRepository`, `AnalysisResultRepository` та `RetrainingRequestRepository`. Репозиторії приховують деталі роботи з `DbContext` від сервісів бізнес-логіки та надають їм методи для виконання операцій з відповідними сутностями.

Залежності між компонентами системи реєструються централізовано через DI-контейнер у класі `ConfigureUIService`. У ньому налаштовуються `DbContext`, Identity-механізм, сервіси BLL, репозиторії DAL та WPF-вікна. Завдяки цьому WPF-вікна отримують потрібні сервіси через конструктори, а сервіси бізнес-логіки працюють із репозиторіями через інтерфейси. Це зменшує кількість прямого створення об'єктів у коді та спрощує заміну або розширення окремих компонентів.

Отже, запропонована структура забезпечує логічний зв'язок між медичними сутностями, дає змогу зберігати результати ШІ-аналізу як структуровані дані та підтримує сценарій перевірки результату лікарем. Для зберігання великих файлів у системі використовується файлове сховище, а в базі даних зберігаються шляхи до відповідних файлів і службові метадані. Рентгенівські знімки зберігаються в папці `Images`, тимчасові label-файли ручної розмітки – у `TempLabels`, а сформовані датасети для подальшого донавчання – у `RetrainData`. Шляхи до цих папок не фіксуються безпосередньо в коді, а формуються централізовано через `ApplicationPathService` на основі конфігураційного файлу.

2.4 Підготовка датасету та вибір моделі

Одним із ключових етапів розроблення системи автоматичного розпізнавання переломів кісток на рентгенівських знімках є вибір нейромережевої моделі та підготовка навчального набору даних. Оскільки

розроблена система має не лише визначати ймовірну наявність перелому, а й показувати лікарю його можливе розташування на знімку, задача не може бути зведена лише до класифікації зображення. Для практичного використання в інтерфейсі системи необхідним є результат у вигляді координат області інтересу, класу виявленого об'єкта та показника впевненості моделі.

Як уже було визначено раніше, найбільш відповідним підходом для поставленої задачі є детекція об'єктів. Вона дає змогу поєднати визначення наявності цільового об'єкта з локалізацією його положення на знімку. Саме такий формат результату відповідає логіці роботи розробленої системи: модель формує попередню підказку, а рентгенолог перевіряє її, підтверджує, відхиляє або коригує.

У межах роботи як основну нейромережеву модель було обрано YOLOv8. Як уже зазначалось, вона активно застосовувалася для виявлення переломів на рентгенівських знімках дитячого зап'ястка, а також у роботах з детекції переломів руки. Окремою перевагою YOLOv8 для реалізованої системи є можливість експорту навченої або донавченої моделі у формат ONNX. Завдяки цьому модель може виконуватися локально в настільному застосунку через ONNX Runtime без передавання рентгенівських знімків до зовнішніх cloud-сервісів. У межах розробленої системи це також дозволяє використовувати оновлену модель після контрольованого локального донавчання: нова версія моделі реєструється в системі та може бути підключена адміністратором після перевірки результатів.

Після вибору моделі було виконано підготовку навчальних даних. Для задачі виявлення об'єктів якість датасету має вирішальне значення, оскільки модель навчається не лише розпізнавати цільовий клас, а й визначати просторове положення об'єкта на зображенні. Тому під час підготовки даних враховувалися якість знімків, коректність розмітки, наявність позитивних і негативних прикладів, однорідність предметної області та відсутність надмірної кількості сторонніх об'єктів.

На першому етапі було використано датасет Bone Fracture Detection Computer Vision Project [39]. Початково цей набір виглядав придатним для навчання моделі детекції, однак подальший аналіз показав наявність низки обмежень. У ньому була значна кількість background-зображень без переломів, а також різномірні випадки зі сторонніми металевими конструкціями, пластинами, гвинтами та післяопераційними змінами. Наявність негативних прикладів у задачі детекції не є помилкою, оскільки такі зображення допомагають моделі зменшувати кількість хибнопозитивних спрацювань. Проте надмірна кількість background-зображень у поєднанні з недостатньою однорідністю позитивних прикладів може ускладнювати навчання. Для задачі локалізації переломів важливо, щоб модель отримувала достатню кількість якісно розмічених областей перелому, а не переважно навчалася на зображеннях без цільового об'єкта.

Після аналізу початкового набору було проведено кілька контрольних експериментів: первинне навчання на повному датасеті, зменшення кількості background-зображень, зміна параметрів навчання та застосування обережних аугментацій. Ці спроби дали змогу перевірити, чи можна покращити якість моделі лише за рахунок налаштування навчання. Проте результати залишалися обмеженими, що вказувало на те, що основною проблемою була не лише конфігурація навчання, а й релевантність самого набору даних.

Для фінального етапу було обрано датасет Bone fracture detection з Roboflow Universe [40]. Він містить 1036 зображень, один клас Fracture і готову YOLO-розмітку. Датасет є більш однорідним за предметною областю, оскільки переважно складався зі знімків кісток руки та передпліччя без надмірної кількості сторонніх металевих конструкцій. Наявність готової розмітки у форматі YOLO дала змогу без додаткової конвертації використати набір для навчання моделі. Структура фінального датасету містить 781 зображення в навчальному наборі, 99 у валідаційному та 156 у тестовому. Подальше експериментальне дослідження стратегії навчання моделі наведено в наступному розділі.

2.5 Реалізація інтерфейсу користувача та рольових сценаріїв роботи

Користувацький інтерфейс розробленої програмної системи реалізовано засобами Windows Presentation Foundation. Основним завданням інтерфейсу є забезпечення послідовної та зрозумілої взаємодії медичного персоналу із системою під час роботи з пацієнтами, медичними картками, рентгенівськими знімками, результатами ШП-аналізу та запитам на донавчання моделі. Оскільки програмний продукт призначений для використання різними категоріями користувачів, інтерфейс побудовано з урахуванням рольового розмежування доступу.

Під час розроблення інтерфейсу основну увагу було приділено логічному групуванню функцій, мінімізації кількості зайвих переходів між вікнами та відокремленню адміністративних, реєстраційних, рентгенологічних і клінічних сценаріїв. Користувач не взаємодіє безпосередньо з технічними деталями ШП-модуля, файлового сховища або бази даних. Усі дії виконуються через прикладні вікна системи, а обробка запитів передається відповідним сервісам бізнес-логіки.

Вікно авторизації (рис. 2.7) є єдиною точкою входу до програмної системи. Після введення облікових даних система виконує перевірку користувача, визначає його роль і відкриває головне робоче вікно з доступними для цієї ролі функціями. У разі помилки авторизації користувач отримує відповідне повідомлення, а доступ до основної частини системи не надається.

Головне робоче вікно системи (рис. 2.8) має рольово-залежне наповнення. Для медичної сестри/реєстратора інтерфейс орієнтований насамперед на роботу з пацієнтами. У цьому режимі користувач має доступ до списку пацієнтів, пошуку, створення нового запису, редагування даних пацієнта та відкриття медичної картки.

У головному вікні для медичної сестри/реєстратора передбачено табличне подання пацієнтів, що дозволяє швидко знаходити потрібний запис і переходити до подальшої роботи з медичною картою. Окремі елементи керування забезпечують створення нового пацієнта, редагування вже наявного запису та вихід із системи. Після вибору пацієнта користувач може відкрити пов'язану з

ним медичну картку для перегляду або створення обстеження відповідно до дозволених прав.

Рисунок 2.7 – Вікно авторизації користувача

+ Створити пацієнта ✎ Редагувати пацієнта 🗑 Видалити пацієнта						
Пошук пацієнта (ПІБ або Паспорт): 🔍 Пошук ✕ Очистити						
Дата створення	ПІБ пацієнта	Id пацієнта	Стать	Дата народження	Обстеження	Статус
23.04.2026	Альфаров Апульба Сергійович	004582193	Ч	07.04.1986	1	Зареєстровано
07.05.2026	Ашмувін Іван Тарасович	005739218	Ч	13.05.1979	1	Зареєстровано
11.04.2026	Афродієв Йосип Трохимович	006841527	Ч	07.04.1992	9	Зареєстровано
10.05.2026	Ковальчук Олена Петрівна	007193486	Ж	22.11.1988	0	Зареєстровано
10.05.2026	Мельник Андрій Вікторович	008624915	Ч	14.03.1975	0	Зареєстровано
11.05.2026	Бондар Марія Ігорівна	009275631	Ж	29.08.1995	0	Зареєстровано
12.05.2026	Шевченко Дмитро Олександрович	010438752	Ч	05.12.1968	0	Зареєстровано
13.05.2026	Савченко Наталія Василівна	011926374	Ж	17.06.1982	0	Зареєстровано
14.05.2026	Мороз Павло Андрійович	012584693	Ч	30.01.1999	0	Зареєстровано
15.05.2026	Гриценко Ірина Сергіївна	013746285	Ж	09.09.1990	0	Зареєстровано

Рисунок 2.8 – Головне робоче вікно для ролі медичної сестри/реєстратора

Для внесення нового пацієнта використовується окреме вікно створення картки пацієнта (рис. 2.9а). У ньому користувач заповнює основні персональні дані: ідентифікатор пацієнта, повне ім'я, стать, дату народження, телефон та адресу. Перед збереженням система перевіряє коректність введених даних. Після

успішного створення пацієнта в системі автоматично формується пов'язана з ним медична картка, що забезпечує цілісність подальшого медичного маршруту.

Вікно редагування даних пацієнта (рис. 2.9б) використовується для зміни вже збережених персональних даних. Воно дозволяє актуалізувати інформацію про пацієнта без створення нового запису.

Створення пацієнта та медичної карти

Номер паспорта

ПІБ

Стать

Дата народження

Номер телефону

Адреса проживання

Редагування пацієнта

Номер паспорта

ПІБ

Стать

Дата народження

Номер телефону

Адреса проживання

(а)

(б)

Рисунок 2.9 – Вікна (а) створення картки нового пацієнта; (б) редагування даних пацієнта

Одним із центральних елементів інтерфейсу є вікно медичної картки пацієнта (рис. 2.10). Воно поєднує персональну інформацію про пацієнта, список обстежень, пов'язані рентгенівські знімки та лікарські висновки. Через це вікно користувачі з відповідними правами можуть створювати обстеження, переглядати історію обстежень, додавати знімки, відкривати їх для перегляду та працювати з висновками.

Для рентгенолога інтерфейс медичної картки є основним робочим середовищем перед переходом до аналізу знімка. Рентгенолог може вибрати обстеження, додати до нього рентгенівський знімок, переглянути вже завантажені зображення, відкрити знімок у режимі детального перегляду та сформулювати рентгенологічний висновок. Для медичної сестри/реєстратора набір доступних дій у цьому вікні обмежується реєстраційними операціями, тоді як для

хірурга-травматолога акцент зроблено на перегляді результатів і формуванні клінічного висновку.

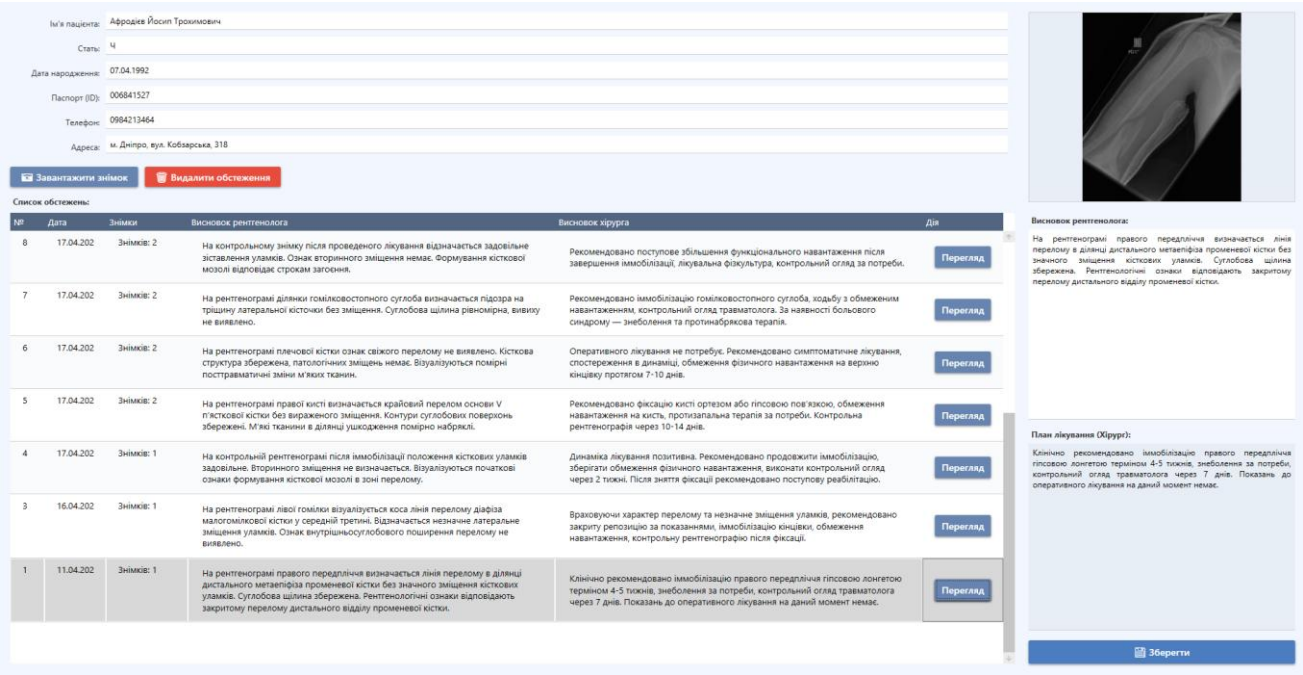


Рисунок 2.10 – Вікно медичної картки пацієнта

Окреме вікно перегляду рентгенівського знімка (рис. 2.11) призначене для детальної роботи із зображенням. У ньому відображається вибраний рентгенівський знімок, а для рентгенолога доступна можливість запуску ШІ-аналізу. Після виконання аналізу система відображає знайдені ділянки у вигляді обмежувальних рамок та демонструє показник впевненості моделі для кожного результату. Завдяки цьому лікар бачить не лише факт спрацювання моделі, а й конкретну область, яку модель визначила як підозрілу.

У разі необхідності рентгенолог може виконати ручну розмітку області перелому (рис. 2.12). Для цього в інтерфейсі передбачено режим позначення ділянки на знімку. Отримана розмітка зберігається у вигляді label-файлу, сумісного з подальшою підготовкою даних для YOLO-моделі. Такі випадки можуть використовуватися для формування запитів на донавчання, зокрема для типів FalsePositive, FalseNegative або CorrectedPositive.



Рисунок 2.11 – Вікно перегляду рентгенівського знімка та результату ШІ-аналізу

Інтерфейс хірурга-травматолога (рис. 2.13) орієнтований на перегляд результатів обстеження та формування клінічного висновку. На відміну від рентгенолога, хірург не виконує запуск ШІ-аналізу та не змінює статус результату автоматичного розпізнавання. Він має можливість переглянути медичну картку, рентгенівські знімки, збережені результати ШІ-аналізу, висновок рентгенолога та внести власний висновок або план лікування. Отже, інтерфейс хірурга обмежений тими функціями, які відповідають його ролі в медичному процесі.



Рисунок 2.12 – Ручна розмітка області перелому на рентгенівському знімку



Рисунок 2.13 – Інтерфейс хірурга-травматолога для перегляду результатів обстеження

Для адміністратора передбачено окремі сценарії роботи, пов'язані з керуванням користувачами та службовими функціями системи. У головному робочому вікні адміністратор має доступ до створення, перегляду, редагування та видалення облікових записів працівників. Під час створення нового працівника задаються його ПІБ, стать, логін, пароль і роль у системі. Саме роль визначає подальший набір доступних функцій після авторизації.

Для перегляду та редагування персоналу використовується окреме адміністративне вікно. У ньому відображається список працівників із зазначенням основних даних і ролей. Адміністратор може вибрати потрібного користувача, змінити його дані або видалити обліковий запис.

Окреме місце в адміністративному інтерфейсі займає вікно керування запитами на донавчання та версіями ШІ-моделі (рис. 2.14). У ньому адміністратор переглядає запити, сформовані після ручної розмітки або коригування результатів ШІ-аналізу. Для кожного запиту відображається інформація про знімок, тип випадку, статус і коментар. Адміністратор може схвалити або відхилити запит, переглянути пов'язану розмітку та сформувати датасет для локального донавчання моделі.

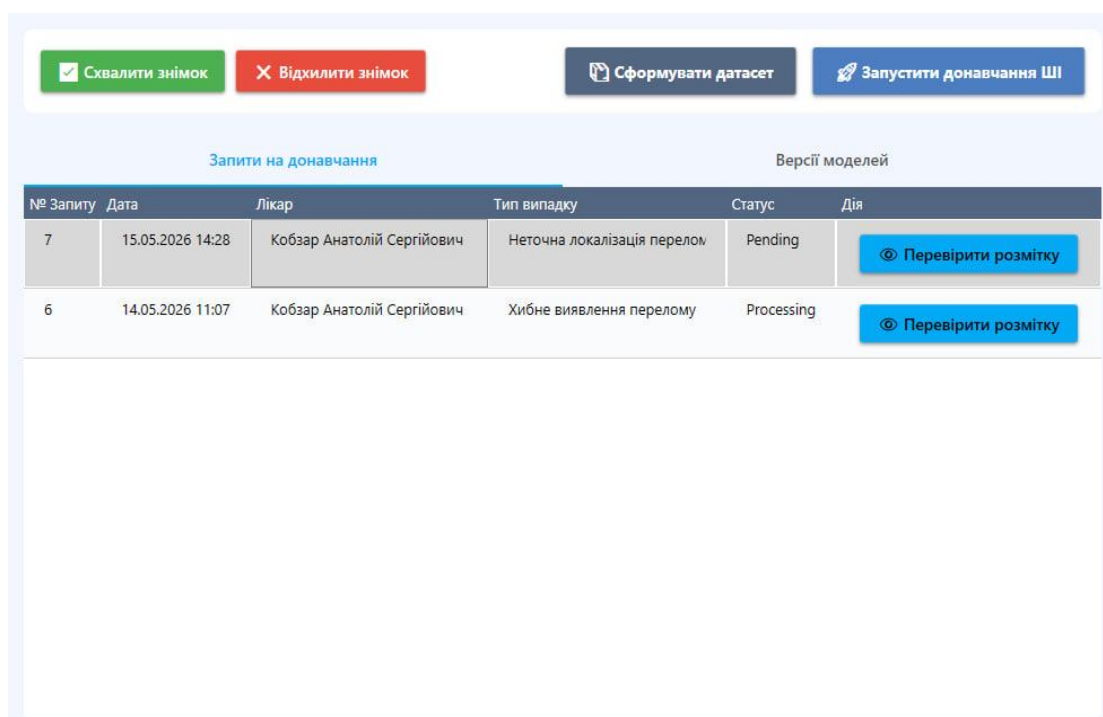


Рисунок 2.14 – Вікно керування запитами на донавчання моделі

Після формування датасету адміністратор може запустити контрольоване локальне донавчання моделі. Воно запускається лише в межах адміністративного сценарію після накопичення та перевірки відповідних даних. Після завершення навчання нова модель реєструється як окрема версія, а адміністратор може переглянути результати та прийняти рішення щодо її активації або залишення поточної робочої моделі (рис. 2.15).

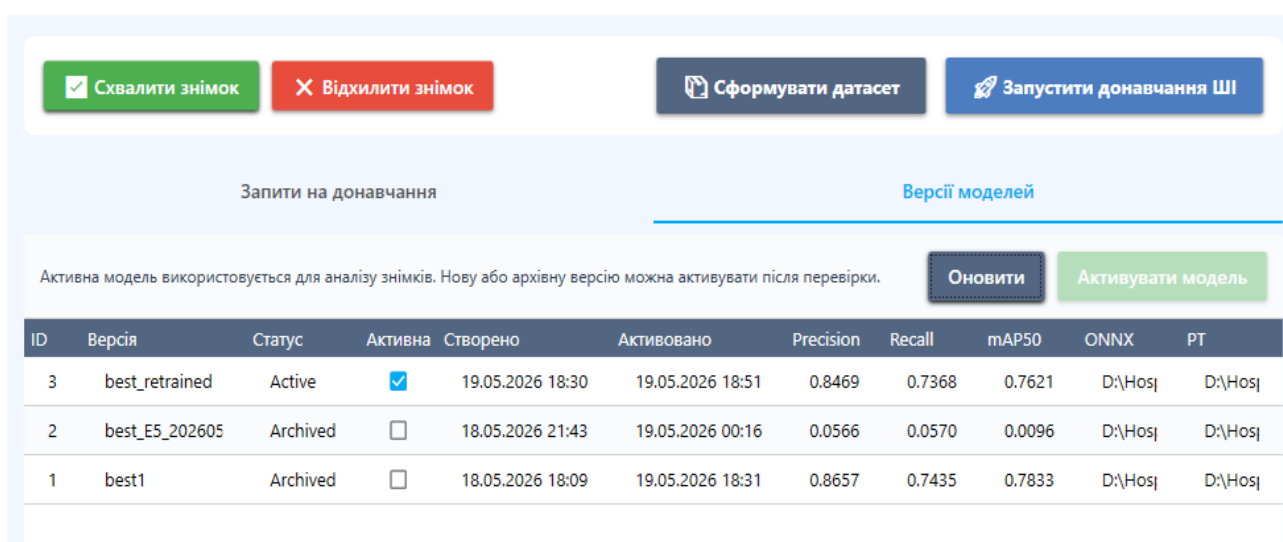


Рисунок 2.15 – Вікно керування донавчанням та версіями ШІ-моделі

Отже, користувацький інтерфейс програмної системи забезпечує повний маршрут роботи з рентгенологічними даними: від авторизації користувача та реєстрації пацієнта до перегляду знімка, виконання ШІ-аналізу, лікарської перевірки результату, формування висновків і підготовки даних для донавчання моделі. Рольове розмежування дозволяє надати кожній категорії користувачів лише ті функції, які відповідають її завданням у системі. Це підвищує зручність роботи, зменшує ризик помилкових дій і забезпечує контрольоване використання ШІ-модуля в межах локального настільного застосунку.

Загалом, попередня архітектура програмної системи поєднує локальний WPF-інтерфейс, рівень бізнес-логіки, рівень доступу до даних, локальну базу даних, файлове сховище та ШІ-модуль на основі ONNX-моделі та контрольований механізм донавчання. Така структура відповідає визначеним вимогам, забезпечує розмежування відповідальностей між частинами системи та залишає можливість подальшого розширення. Зокрема, в майбутньому до системи може бути доданий DICOM-адаптер імпорту.

РОЗДІЛ 3 ТЕСТУВАННЯ ТА ВЕРИФІКАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

3.1 Вибір методів тестування та формування тест-плану

Тестування розробленої програмної системи спрямоване на перевірку відповідності реалізованого продукту визначеним функціональним і нефункціональним вимогам. Оскільки система поєднує функції медичної інформаційної підсистеми та локального ШІ-модуля, методи тестування підібрано з урахуванням специфіки настільного WPF-застосунку, рольового доступу, роботи з файловим сховищем, локального inference нейромережевої моделі та контрольованого донавчання ШІ-модуля.

Оснoву тестування становить модульне тестування. Воно застосовується для перевірки окремих сервісів бізнес-логіки в ізоляції від інших компонентів системи. Для реалізації модульних тестів доречно використовувати бібліотеку xUnit, яка підтримує автоматизовану перевірку окремих методів у середовищі .NET.

Інтеграційне тестування спрямоване на перевірку взаємодії між рівнями трирівневої архітектури системи. Перевіряється коректна передача даних між WPF-вікнами, сервісами BLL, репозиторіями DAL і локальною базою даних. Зокрема, має здійснюватись перевірка автоматичного створення медичної картки після реєстрації пацієнта, прив'язка рентгенівського знімка до конкретного обстеження, збереження результату ШІ-аналізу разом із DetectionBox-записами та повторне отримання збереженого результату без повторного запуску моделі.

Функціональне тестування виконується шляхом послідовного проходження основних користувацьких сценаріїв у графічному інтерфейсі системи. Перевіряється повний робочий маршрут: авторизація, створення пацієнта, формування обстеження, завантаження знімка, запуск ШІ-аналізу, верифікація результату рентгенологом, ручна розмітка та формування висновку. Окремо тестується коректність рольового розмежування доступу: кожна роль повинна мати доступ лише до дозволених функцій.

Тестування ШІ-модуля перевіряє технічну коректність інтеграції ONNX-моделі в застосунок. Тестуванню піддаються завантаження активної моделі, виконання попередньої обробки зображення, отримання результату у вигляді bounding boxes і confidence score, відображення результату поверх знімка у WPF-інтерфейсі та збереження AnalysisResult і DetectionBox у базі даних. Додатково перевіряються сценарії підтвердження, відхилення та ручного коригування результату зі зміною відповідного статусу. Після активації оновленої моделі перевіряється, що подальший ШІ-аналіз виконується саме з використанням нової версії.

Тестування файлового сховища перевіряє коректність роботи з локальними файлами: збереження рентгенівських знімків у каталозі Images, формування label-файлів після ручної розмітки у каталозі TempLabels та коректність структури датасету, що формується DatasetExportService у каталозі RetrainData. Під час тестування датасету перевіряється наявність папок images/train, images/val, labels/train, labels/val, а також файлів data.yaml і dataset_summary.json. Обрані методи тестування охоплюють усі ключові рівні та компоненти системи і в сукупності дозволяють підтвердити коректність реалізації повного інформаційного маршруту обробки рентгенологічних даних із використанням локального ШІ-аналізу.

Для деталізації тестування окремих компонентів системи було визначено, які типи перевірок доречно застосувати до кожного з них. Повний план тестування дає змогу охопити як логіку сервісів, так і взаємодію з базою даних, файловим сховищем, ШІ-модулем і користувацьким інтерфейсом. Способи тестування основних компонентів наведено в таблиці 3.1.

На основі визначених етапів і компонентів було сформовано набір тестових випадків. Вони охоплюють авторизацію, роботу з пацієнтами, обстеженнями, знімками, ШІ-аналізом, лікарською перевіркою результатів, ручною розміткою, запитами на донавчання та файловим сховищем. Основні тестові випадки наведено в додатку А.

Таблиця 3.1 – Способи тестування компонентів системи

Компонент	Типи тестування	Що перевіряється
AuthService	Інтеграційне, функціональне	Авторизація користувача та визначення його ролі
RolePermissionService	Модульне	Коректність доступу до функцій відповідно до ролі
PatientService	Інтеграційне, функціональне	Створення, перегляд і редагування даних пацієнта
MedicalCardService	Інтеграційне	Автоматичне створення та отримання медичної картки
ExaminationService	Інтеграційне, функціональне	Створення, перегляд і видалення обстежень
MedicalImageService	Інтеграційне	Збереження записів про рентгенівські знімки в базі даних
ImageStorageService	Файлове, функціональне	Копіювання знімків до сховища та формування шляхів
AIAnalyzerService	ІІІ-тестування	Завантаження ONNX-моделі, виконання inference, повернення результатів
AnalysisResultService	Інтеграційне, ІІІ-тестування	Збереження ІІІ-результату, DetectionBox-записів і статусу перевірки
DatasetService	Файлове, функціональне	Створення label-файлів і збереження ручної розмітки
DatasetExportService	Модульне, файлове	Формування структури YOLO-датасету для локального донавчання
ModelTrainingService	Функціональне, файлове	Запуск локального Python/Ultralytics-скрипта донавчання, завершення процесу навчання та поява файлів нової моделі
ModelVersionService	Інтеграційне, функціональне	Реєстрація моделі-кандидата, перегляд версій моделей та ручна активація обраної версії адміністратором
RetrainingRequestService	Інтеграційне, функціональне	Створення та обробка запитів на донавчання
ConclusionService	Інтеграційне, функціональне	Збереження висновку рентгенолога та хірурга-травматолога
Local Database	Інтеграційне	Збереження та повторне отримання основних сутностей
File Storage	Файлове	Наявність знімків, label-файлів і сформованих датасетів
WPF UI	Функціональне	Доступність елементів інтерфейсу та проходження сценаріїв користувачів

Сформований тест-план дозволяє послідовно перевірити як окремі компоненти системи, так і повний сценарій її використання. Особливу увагу приділено перевірці ІІІ-аналізу, збереженню результатів, рольовому доступу та

формуванню датасету, запуску контрольованого локального донавчання та керуванню версіями ШІ-моделі, оскільки саме ці функції є ключовими для розробленого програмного продукту.

3.2 Організація та результати комп'ютерних експериментів

Тестування програмної системи виконувалося відповідно до сформованого тест-плану в локальному середовищі. Для модульного тестування було створено окремий тестовий проєкт WPFhospitalXray.Tests, реалізований з використанням фреймворку xUnit. До тестового проєкту було додано посилання на проєкти BLL і DAL, оскільки саме в них розміщено сервіси бізнес-логіки, службові переліки станів і доменні сутності, які підлягали перевірці.

Структура тестового проєкту подана на рисунку 3.1. У ній тести розділено за логічними групами: окремо винесено перевірки сервісів бізнес-логіки та перевірки службових переліків, що використовуються в ШІ-модулі й механізмі донавчання моделі.

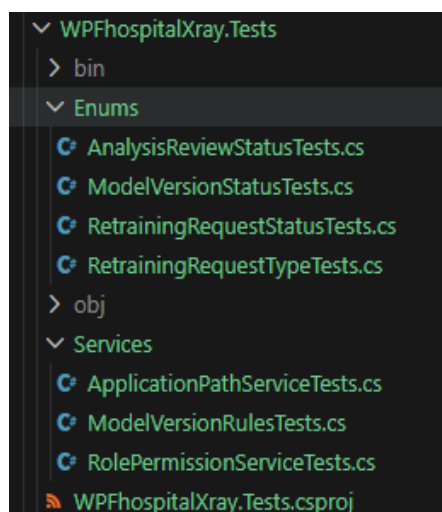


Рисунок 3.1 – Структура тестового проєкту

У межах модульного тестування було перевірено роботу RolePermissionService, який визначає доступність функцій системи для адміністратора, медичної сестри/реєстратора, рентгенолога та хірурга-травматолога. Зокрема, тестувались наявність доступу адміністратора до

керування персоналом і сценаріїв донавчання; доступ рентгенолога до ШІ-аналізу та перевірки результатів; відсутність можливості медичної сестри підтверджувати або коригувати ШІ-результат та здатність ролі хірурга-травматолога переглядати знімки й формувати висновок, але не змінювати статус ШІ-аналізу. Окремо було протестовано `ApplicationPathService`, який відповідає за формування шляхів до локального файлового сховища. Також було перевірено службові переліки станів, які використовуються в системі: `AnalysisReviewStatus`, `RetrainingRequestType`, `RetrainingRequestStatus` і `ModelVersionStatus`. Такі тести підтверджують наявність основних статусів перевірки ШІ-результату, типів запитів на донавчання, станів запитів на донавчання та статусів версій ШІ-моделі. Додатково було виконано базову перевірку сутності `ModelVersion`, яка використовується для збереження інформації щодо назви моделі, її версії, шляхів до ONNX- і PT-файлів, метрик та статусів моделі.

Усі 14 модульних тестів було виконано успішно. Отже, можна говорити про коректність базових правил рольового доступу, формування службових шляхів, наявність необхідних статусів і можливість збереження службової інформації про версії ШІ-моделей.

Для перевірки взаємодії між рівнем бізнес-логіки та рівнем доступу до даних було виконано інтеграційне тестування. Інтеграційні тести було розміщено в окремій папці `Integration` тестового проєкту `WPFhospitalXray.Tests`. Для ізоляції тестового середовища від основної робочої бази даних було використано `Microsoft.EntityFrameworkCore.InMemory`, що дає змогу перевіряти роботу `ApplicationDbContext`, сутностей, репозиторіїв і сервісів бізнес-логіки без зміни реальних даних системи та без запуску міграцій.

У межах інтеграційного тестування було перевірено базовий медичний маршрут роботи системи. Зокрема, тестами було охоплено створення пацієнта, формування пов'язаної медичної картки, створення обстеження, додавання рентгенівського знімка, збереження результату ШІ-аналізу разом із `DetectionBox`-записом, а також створення запиту на донавчання моделі. Окремо

перевірялося, що результат III-аналізу зберігає службову інформацію про використання модель: назву, версію та шлях до ONNX-файлу.

Результати інтеграційного тестування підтвердили, що основні сутності системи коректно зберігаються, пов'язуються між собою та повторно отримуються з тестової бази даних. Після додавання інтеграційних тестів загальна кількість автоматизованих тестів становила 19 (рис. 3.2).

```
Restore complete (1.0s)
DAL succeeded (0.3s) → DAL\bin\Debug\net8.0\DAL.dll
BLL succeeded (0.3s) → BLL\bin\Debug\net8.0\BLL.dll
WPFhospitalXray.Tests succeeded (3.1s) → WPFhospitalXray.Tests\bin\Debug\net8.0\WPFhospitalXray.Tests.dll
[xUnit.net 00:00:00.00] xUnit.net VSTest Adapter v2.8.2+699d445a1a (64-bit .NET 8.0.18)
[xUnit.net 00:00:00.15]   Discovering: WPFhospitalXray.Tests
[xUnit.net 00:00:00.18]   Discovered: WPFhospitalXray.Tests
[xUnit.net 00:00:00.18]   Starting: WPFhospitalXray.Tests
[xUnit.net 00:00:01.41]   Finished: WPFhospitalXray.Tests
WPFhospitalXray.Tests test succeeded (2.3s)

Test summary: total: 19, failed: 0, succeeded: 19, skipped: 0, duration: 2.2s
Build succeeded in 7.4s

Workload updates are available. Run `dotnet workload list` for more information.
```

Рисунок 3.2 – Результат виконання модульних та інтеграційних тестів

Після виконання автоматизованих модульних та інтеграційних тестів було проведено функціональне тестування основних користувацьких сценаріїв через графічний інтерфейс WPF-застосунку. На цьому етапі перевірялося не лише виконання окремих операцій, а й проходження повного інформаційного маршруту, описаного в першому та другому розділах роботи.

Першим було перевірено наскрізний функціональний сценарій C1, що відповідає маршруту пацієнта з підозрою на перелом. У межах цього сценарію послідовно перевірялися тестові випадки TC001, TC004–TC007, TC009–TC013 (див. додаток А), а також частина сценаріїв, пов'язаних із рольовим доступом. Метою перевірки було підтвердити, що система дозволяє зареєструвати пацієнта, автоматично створити для нього медичну картку, сформулювати обстеження, завантажити рентгенівський знімок і відкрити його для подальшого аналізу рентгенологом.

Після входу під роллю медичної сестри/реєстратора відкривається головне вікно зі списком пацієнтів. Цей інтерфейс використовується для первинної

роботи з пацієнтами: перегляду записів, пошуку, створення нового пацієнта та відкриття його медичної картки. Вигляд головного вікна для ролі медичної сестри/реєстратора подано на рисунку 3.3.

+ Створити пацієнта ✎ Редагувати пацієнта 🗑 Видалити пацієнта						
Пошук пацієнта (ПІБ або Паспорт): 🔍 Пошук ✕ Очистити						
Дата створення	ПІБ пацієнта	Id пацієнта	Стать	Дата народження	Обстеження	Статус
23.04.2026	Альфаров Апульба Сергійович	004582193	Ч	07.04.1986	1	Зареєстровано
07.05.2026	Ашмувін Іван Тарасович	005739218	Ч	13.05.1979	2	Очікує висновку
11.04.2026	Афродієв Йосип Трохимович	006841527	Ч	07.04.1992	12	Висновок отримано
10.05.2026	Ковальчук Олена Петрівна	007193486	Ж	22.11.1988	0	Зареєстровано
10.05.2026	Мельник Андрій Вікторович	008624915	Ч	14.03.1975	0	Зареєстровано
11.05.2026	Бондар Марія Ігорівна	009275631	Ж	29.08.1995	0	Зареєстровано
12.05.2026	Шевченко Дмитро Олександрович	010438752	Ч	05.12.1968	0	Зареєстровано
13.05.2026	Савченко Наталія Василівна	011926374	Ж	17.06.1982	0	Зареєстровано
14.05.2026	Мороз Павло Андрійович	012584693	Ч	30.01.1999	0	Зареєстровано
15.05.2026	Гриценко Ірина Сергіївна	013746285	Ж	09.09.1990	0	Зареєстровано

Рисунок 3.3 – Головне вікно користувача з роллю медичної сестри/реєстратора

Наступним кроком було створення нового пацієнта. Після натискання кнопки додавання пацієнта відкривається окреме вікно введення персональних даних. Після успішного збереження система відображає повідомлення про створення пацієнта та пов'язаної з ним медичної картки (рис. 3.4).

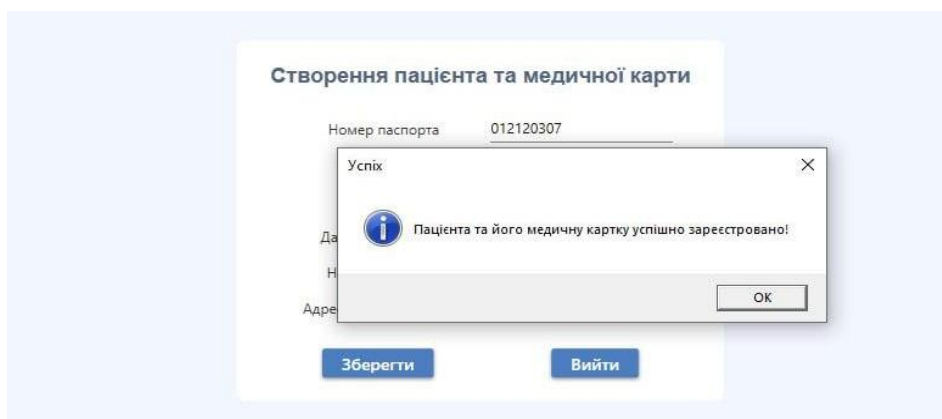


Рисунок 3.4 – Успішне створення пацієнта та медичної картки

Після закриття вікна створення новий пацієнт відображається у загальному списку. Подвійне натискання або вибір пацієнта зі списку відкриває його медичну картку. У межах сценарію було створено нове обстеження для пацієнта. Після виконання цієї дії обстеження з'являється у відповідному списку медичної картки, що підтверджує коректне збереження зв'язку між пацієнтом, медичною картою та обстеженням. Результат створення обстеження та його відображення показано на рис. 3.5.

The screenshot displays a medical card for a patient named Яришенко Святослав Станіславович. The patient's details include: Sex (Ч), Date of birth (03.06.2002), Passport ID (012130307), Phone (0964002058), and Address (Роздільна 171). There is a red button labeled 'Вилучити пацієнта' (Delete patient) and a blue button labeled '+ Нове обстеження' (New examination). Below these is a table titled 'Список обстежень' (List of examinations) with columns: № (No), Дата (Date), Знімки (Images), Висновок рентгенолога (Radiologist's conclusion), Висновок хірурга (Surgeon's conclusion), and Дія (Action). The table contains one entry with ID 19, dated 25.05.2022, indicating 'Знімків немає' (No images) and 'Очікує висновку' (Waiting for conclusion) from both the radiologist and the surgeon. A 'Перегляд' (View) button is located at the end of the row.

№	Дата	Знімки	Висновок рентгенолога	Висновок хірурга	Дія
19	25.05.2022	Знімків немає	Очікує висновку	Очікує висновку	Перегляд

Рисунок 3.5 – Медична картка після створення обстеження

Далі було виконано вхід до системи під роллю рентгенолога з метою для перевірки рольового доступу, оскільки саме рентгенолог має право працювати із рентгенівськими знімками, запускати ШІ-аналіз і перевіряти його результати.

Після відкриття того самого пацієнта рентгенолог отримує доступ до медичної картки та дій, пов'язаних із роботою зі знімками. У цьому сценарії було перевірено, що рентгенолог може відкрити обстеження, додати рентгенівський знімок і перейти до його перегляду. Для додавання рентгенівського знімка користувач обирає відповідну дію в медичній картці. Після цього відкривається системне вікно вибору файлу, де можна обрати знімок у підтримуваному форматі. Процес вибору рентгенівського знімка показано на рис. 3.6. Після вибору файлу система копіює знімок до файлового сховища, зберігає службову інформацію про нього в базі даних і прив'язує його до конкретного обстеження.

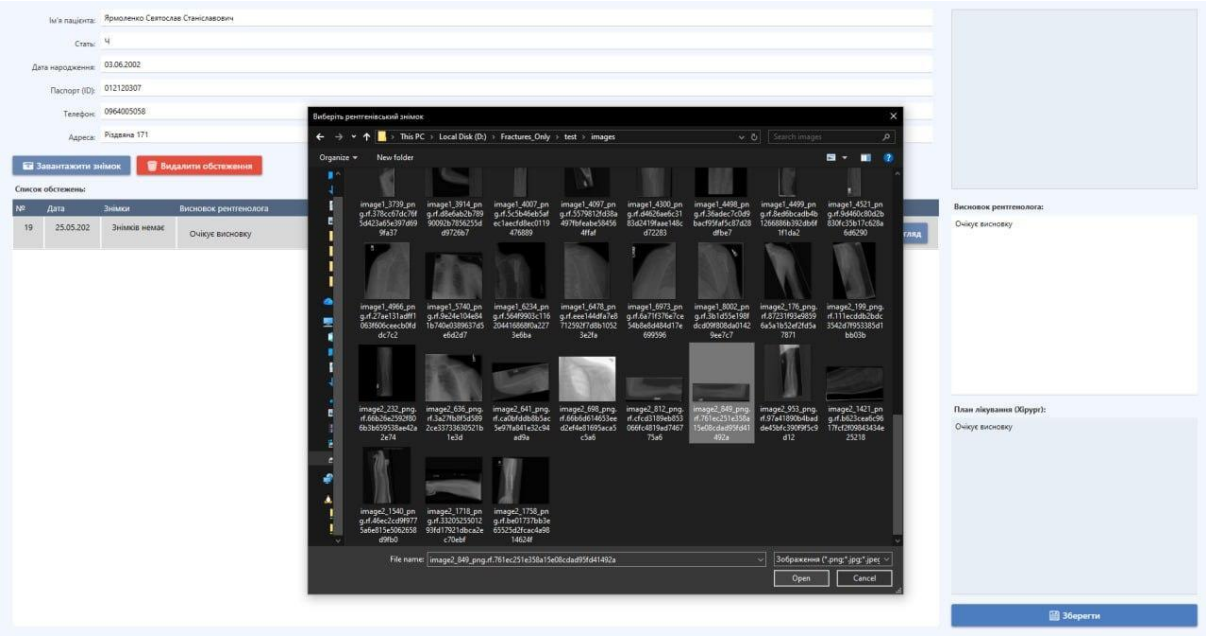


Рисунок 3.6 – Вибір рентгенівського знімка для завантаження

Після завантаження у медичній картці оновлюється інформація про кількість знімків, пов'язаних із вибраним обстеженням, що підтверджує коректність прив'язки зображення до обстеження та збереження відповідного запису в базі даних. Результат завантаження знімка наведено на рис. 3.7.

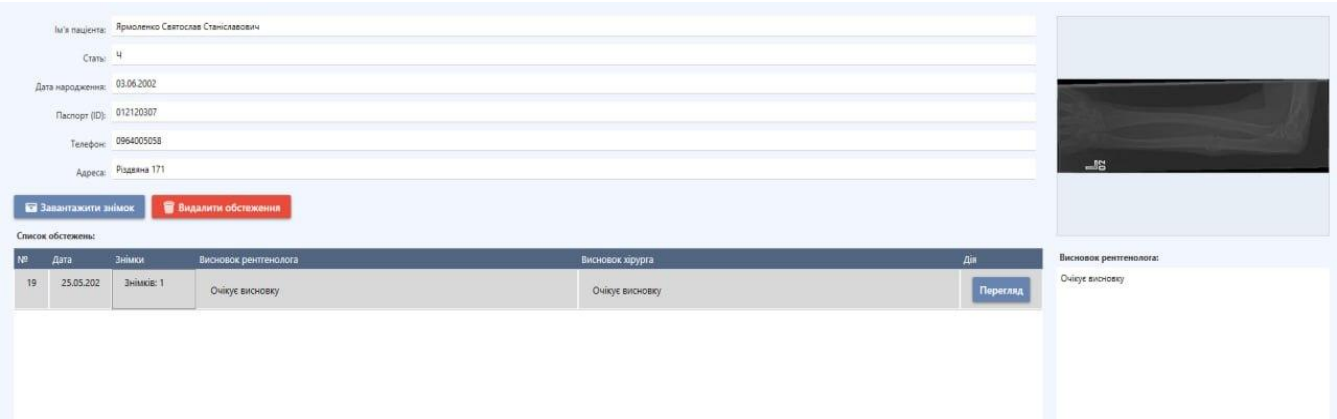


Рисунок 3.7 – Медична картка після додавання рентгенівського знімка

Останнім кроком цього етапу було відкриття завантаженого знімка у вікні перегляду. Це вікно використовується для подальшого III-аналізу, відображення обмежувальних рамок, показника впевненості моделі, а також для підтвердження, відхилення або коригування результату рентгенологом. Після

відкриття рентгенівського знімка рентгенолог запускає локальний ШІ-аналіз за допомогою відповідної кнопки у вікні перегляду. Результат аналізу відображається безпосередньо поверх знімка у вигляді обмежувальної рамки, що позначає ймовірну ділянку перелому. Також у вікні доступні елементи керування для подальшої роботи з результатом: підтвердження, відхилення, ручної розмітки та перемикання відображення обмежувальних рамок. Результат запуску ШІ-аналізу подано на рисунку 3.8.

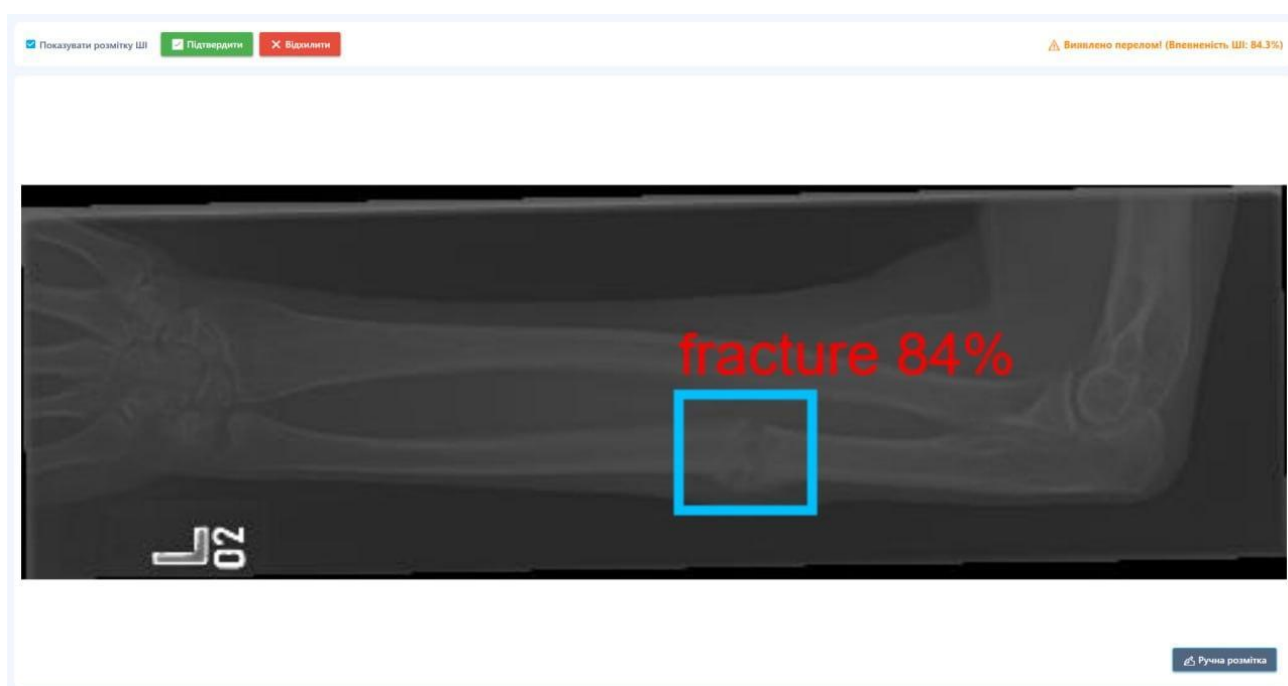


Рисунок 3.8 – Результат виконання ШІ-аналізу рентгенівського знімка

Після перегляду результату рентгенолог підтверджує ШІ-аналіз, якщо позначена моделлю область відповідає реальній ділянці перелому. У цьому випадку статус результату змінюється з Pending на Confirmed, а система відображає повідомлення про успішне підтвердження результату.

Наступним кроком рентгенолог формує власний медичний висновок за результатами перегляду знімка та перевірки ШІ-позначки. У полі висновку зазначається опис виявленого ушкодження, після чого дані зберігаються в системі та прив'язуються до відповідного обстеження. Після натискання кнопки збереження система повідомляє про успішне збереження висновку.

Після повернення до медичної картки пацієнта в обстеженні відображається збережений висновок рентгенолога (рис. 3.9). Звідси, результат роботи рентгенолога не лише вводиться в інтерфейсі, а й зберігається у системі та доступний для подальшого перегляду іншими ролями.

Ім'я пацієнта: Ярмоленко Святослав Станіславович

Стать: Ч

Дата народження: 03.06.2002

Паспорт (ID): 012120307

Телефон: 0964005058

Адреса: Рівняна 171

Завантажити знімок | Видалити обстеження

Список обстежень:

№	Дата	Знімки	Висновок рентгенолога	Висновок хірурга	Дія
19	25.05.202	Знімки: 1	На рентгенограмі правого передпліччя визначається поперечний перелом діафізи ліктьової кістки без вираженого зміщення уламків. Кісткові контури променевої кістки збережені. Ознак вивиху або грубого порушення осі передпліччя на оглядовому знімку не визначається.	Очікує висновку	Перегляд

Висновок рентгенолога:

Рисунок 3.9 – Медична картка пацієнта із збереженим висновком рентгенолога

Далі виконується перевірка сценарію роботи хірурга-травматолога. Користувач авторизується під роллю хірурга, після чого відкривається головне вікно зі списком пацієнтів. На відміну від рентгенолога, хірург не виконує ШІ-аналіз і не змінює статус ШІ-результату, а використовує вже збережені дані для прийняття клінічного рішення. Після вибору відповідного пацієнта хірург відкриває його медичну картку (рис. 3.10). У відповідному вікні доступні обстеження пацієнта та висновок рентгенолога, сформований на попередньому етапі. Для детального перегляду результату хірург натискає кнопку перегляду знімка, після чого відкривається вікно перегляду рентгенограми.

У вікні перегляду знімка хірург бачить рентгенівське зображення та вже збережений результат ШІ-аналізу, який був виконаний і підтверджений рентгенологом. Це підтверджує коректність повторного завантаження ШІ-результату з бази даних без повторного запуску моделі. Хірург може використовувати цю інформацію разом із висновком рентгенолога для формування власного клінічного висновку або плану лікування.

Ім'я пацієнта: Яриченко Святослав Станіславович

Стать: Ч

Дата народження: 03.06.2002

Паспорт (ID): 012120307

Телефон: 0964005058

Адреса: Рівненська 171

№	Дата	Знімки	Висновок рентгенолога	Висновок хірурга	Дія
19	25.05.2022	Знімки: 1	На рентгенограми правого передпліччя визначається поперечний перелом діафізи літської кістки без вираженого зміщення уламків. Кісткові контури променевої кістки збережені. Ознак вивиху або грубого порушення осі передпліччя на оглядовому знімку не визначається.	Очікує висновку	Перегляд

Список обстежень:

Висновок рентгенолога:
На рентгенограми правого передпліччя визначається поперечний перелом діафізи літської кістки без вираженого зміщення уламків. Кісткові контури променевої кістки збережені. Ознак вивиху або грубого порушення осі передпліччя на оглядовому знімку не визначається.

План лікування (Очікує):
Очікує висновку

[Зберегти](#)

Рисунок 3.10 – Перегляд медичної картки пацієнта хірургом-травматологом

Після аналізу обстеження хірург-травматолог вводить власний висновок або план лікування. У межах тестового сценарію було перевірено, що хірург може зберегти свій висновок окремо від висновку рентгенолога, а система коректно прив'язує його до того самого обстеження.

Після збереження висновку система відображає повідомлення про успішне виконання операції. Фінальним етапом тестового сценарію є повторний перегляд медичної картки пацієнта. У ній відображаються всі ключові дані обстеження: інформація про створене обстеження, наявність рентгенівського знімка, результат ШІ-аналізу, висновок рентгенолога та висновок хірурга-травматолога. Це підтверджує проходження повного маршруту роботи зі знімком: від реєстрації пацієнта й завантаження рентгенограми до автоматичного аналізу, лікарської перевірки, формування висновків і збереження результатів у медичній картці. Підсумковий вигляд медичної картки наведено на рисунку 3.11.

Отже, виконаний функціональний сценарій підтвердив працездатність основного маршруту, описаного в першому розділі роботи як сценарій ургентного пацієнта з підозрою на перелом. У межах реалізованого прототипу сценарій адаптовано до локальної системи без DICOM/PACS-інтеграції: замість

передавання знімка через PACS використовується завантаження підготовленого PNG/JPG/JPEG-зображення. При цьому основна логіка клінічного маршруту збережена: пацієнт реєструється в системі, створюється медична картка й обстеження, рентгенолог аналізує знімок із використанням ШІ-модуля, підтверджує результат і формує висновок, а хірург-травматолог переглядає результати та зберігає власний клінічний висновок.

Ім'я пацієнта: Ярименко Святослав Станіславович

Стать: Ч

Дата народження: 03.06.2002

Паспорт (ID): 012120307

Телефон: 0964005058

Адреса: Родзяна 171

Список обстежень:

№	Дата	Знімки	Висновок рентгенолога	Висновок хірурга	Дія
19	25.05.202	Знімки: 1	На рентгенограмі правого передпліччя визначається поперечний перелом діяфіза літньої кістки без вираженого зміщення уламків. Кісткові контури променевої кістки збережені. Однак вилучу або грубого порушення осі передпліччя на оглядовому знімку не визначається.	Консервативне лікування: іммобілізація правого передпліччя гіпсовою пов'язкою або ортезом, обмеження фізичного навантаження на праву верхню кінцівку, знеболення за потреби. Рекомендовано контрольний огляд травматолога та повторна рентгенографія для оцінки положення уламків і динаміки зрощення.	Перегляд

Висновок рентгенолога:
На рентгенограмі правого передпліччя визначається поперечний перелом діяфіза літньої кістки без вираженого зміщення уламків. Кісткові контури променевої кістки збережені. Однак вилучу або грубого порушення осі передпліччя на оглядовому знімку не визначається.

План лікування (Хірург):
Консервативне лікування: іммобілізація правого передпліччя гіпсовою пов'язкою або ортезом, обмеження фізичного навантаження на праву верхню кінцівку, знеболення за потреби. Рекомендовано контрольний огляд травматолога та повторна рентгенографія для оцінки положення уламків і динаміки зрощення.

[Зберегти](#)

Рисунок 3.11 – Підсумковий вигляд медичної картки після завершення сценарію

Окрім основного маршруту з підтвердженням ШІ-результату, було окремо перевірено сценарій С2, в якому модель не виявляє перелом, хоча він присутній на рентгенівському знімку. Такий випадок відповідає сценарію суперечливого або складного результату, описаному в першому розділі роботи. У межах реалізованої системи цей сценарій не блокує подальшу роботу лікаря, оскільки рентгенолог має можливість вручну позначити ділянку перелому та сформулювати запит на донавчання моделі.

Для виправлення хибнонегативного результату рентгенолог переходить у режим ручної розмітки та самостійно позначає область перелому на знімку. У

цьому режимі лікар фактично формує коригувальну анотацію, яка надалі може бути використана для підготовки даних до локального донавчання моделі. Приклад ручної розмітки перелому наведено на рис. 3.12.



Рисунок 3.12 – Ручна розмітка перелому рентгенологом

Після завершення ручної розмітки рентгенолог зберігає її для донавчання. Система формує label-файл і створює запит на донавчання, який надалі має бути перевірений адміністратором. Далі система відображає повідомлення про успішне збереження розмітки та її відправлення на перевірку.

Отже, у межах сценарію C2 було перевірено роботу механізму human-in-the-loop у випадку помилки ШІ-модуля. Рентгенолог зміг самостійно скоригувати результат, створити ручну розмітку та передати випадок на подальшу адміністративну перевірку. Це підтверджує виконання тестових випадків TC018, TC019 і TC020, пов'язаних із ручною розміткою, створенням запиту типу FalseNegative або CorrectedPositive та підготовкою даних для контрольованого локального донавчання моделі.

Наступним етапом було перевірено адміністративний сценарій С3, пов'язаний з обробкою запитів на донавчання, формуванням YOLO-датасету, запуском локального процесу донавчання та керування версіями ШІ-моделі. Цей сценарій підтверджує, що оновлення моделі в системі не відбувається автоматично після кожної помилки рентгенолога, а виконується як контрольований адміністративний процес.

Після авторизації в якості адміністратора відкривається головне вікно системи, з якого доступні адміністративні функції, зокрема керування персоналом і перехід до модуля керування навчанням ШІ-моделі. У результаті натискання кнопки керування навчанням ШІ відкривається вікно роботи із запитами на донавчання. У цьому вікні адміністратор бачить запити, сформовані на основі ручної розмітки або відхиленіх ШІ-результатів (рис. 3.13).

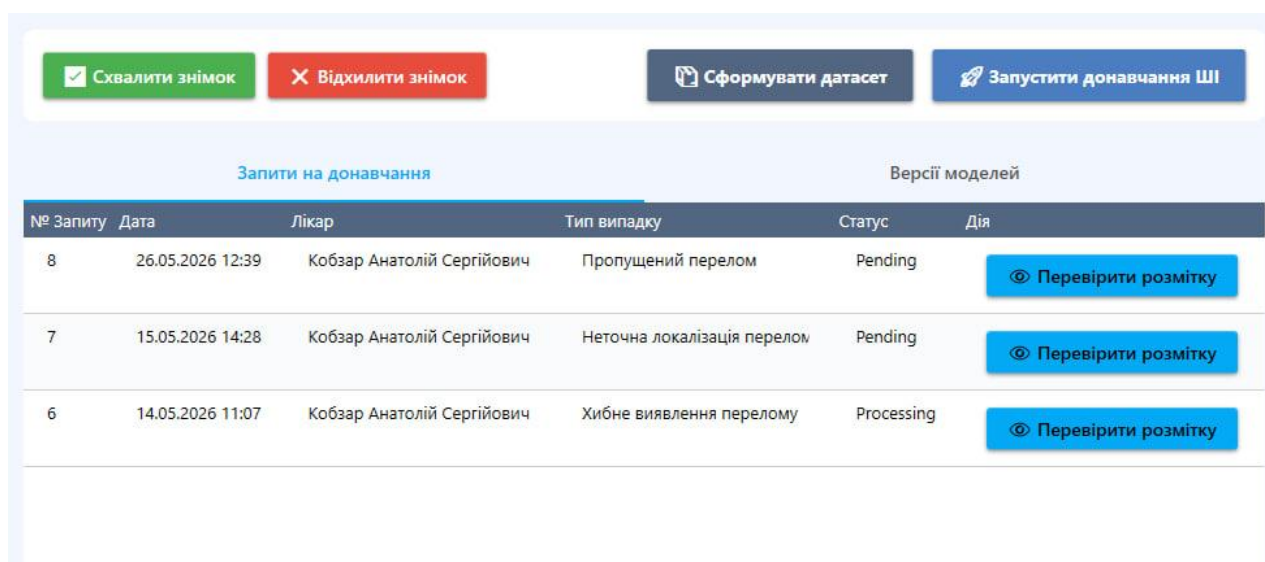


Рисунок 3.13 – Вікно керування запитами на донавчання ШІ-моделі

Перед схваленням запиту адміністратор може перевірити розмітку, створену рентгенологом. Для цього використовується функція перегляду розмітки, яка відкриває зображення з нанесеною вручну областю перелому. Така перевірка потрібна для того, щоб до датасету потрапляли лише коректні та перевірені випадки. Після неї адміністратор схвалює запит. У результаті його

статус змінюється на Processing, що означає готовність відповідного випадку до експорту в датасет.

Під час першої спроби формування датасету система повідомила, що набір даних не може бути сформований через недостатню кількість зображень (рис. 3.14).

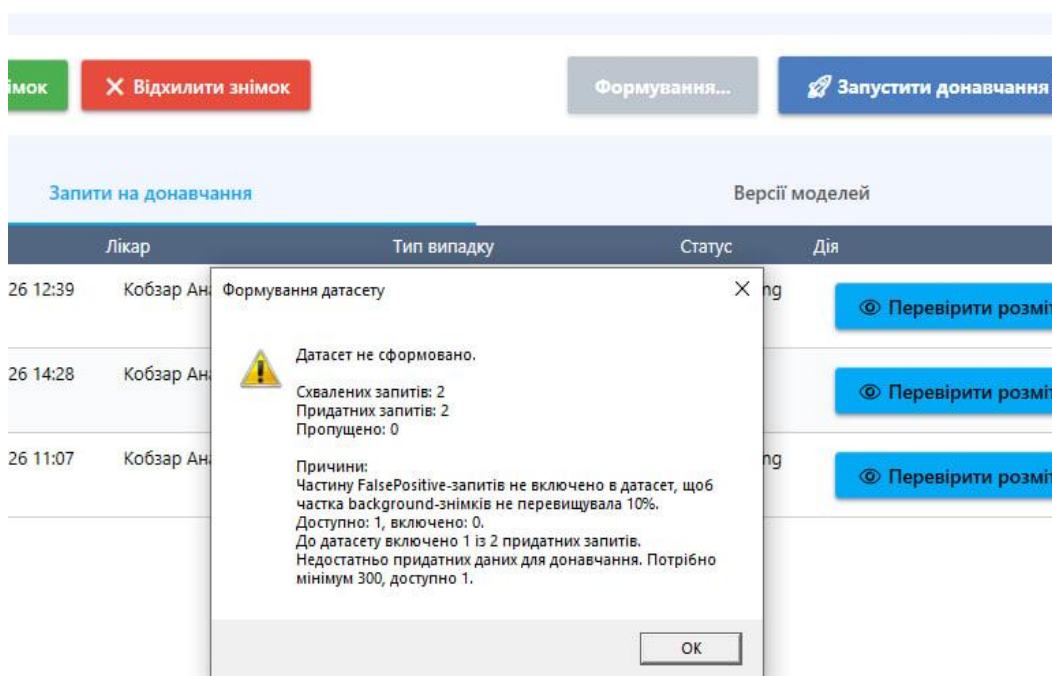


Рисунок 3.14 – Повідомлення про недостатню кількість знімків для формування датасету

Для перевірки працездатності механізму формування датасету в тестовому середовищі було тимчасово зменшено мінімальну кількість зображень, необхідну для експорту. Це дозволило перевірити сам механізм створення YOLO-сумісної структури без накопичення великої кількості тестових випадків. Після повторного запуску експорту система успішно сформувала датасет і відобразила службову інформацію про нього. Далі в локальному файловому сховищі створюється новий каталог з відповідною структурою: каталоги для зображень і label-файлів, розподілених на навчальну та валідаційну вибірки. Після експорту запиту до датасету він зникає зі списку активних запитів на

донавчання, оскільки вже був оброблений і включений до сформованого набору даних. Це підтверджує коректну зміну стану запиту після експорту.

Після підготовки набору даних адміністратор запускає локальне донавчання III-моделі. Після підтвердження система запускає процес донавчання через локальний конвеєр Python/Ultralytics на основі сформованого датасету, без передавання медичних даних до зовнішніх хмарних сервісів.

Після завершення навчального процесу система відображає повідомлення з інформацією про результат донавчання. У межах цього сценарію було перевірено, що після завершення процесу формується оновлена модель і службові результати навчання. Повідомлення про завершення донавчання показано на рисунку 3.15.

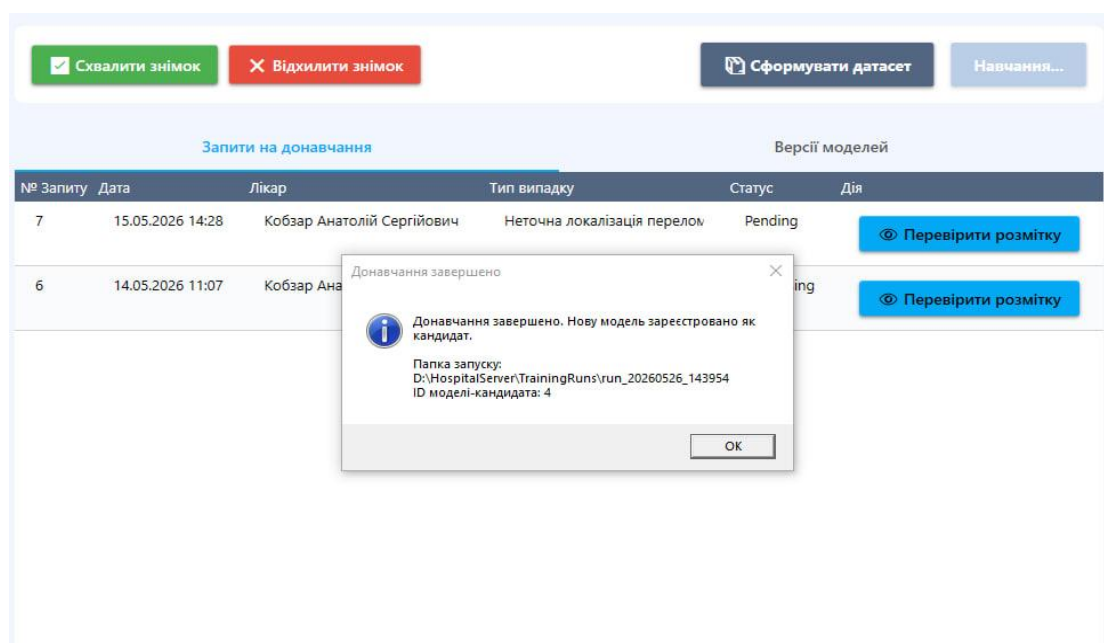


Рисунок 3.15 – Повідомлення про завершення локального донавчання моделі

У результаті успішного завершення донавчання у вікні керування версіями моделей з'являється нова версія III-моделі. Вона реєструється як окрема версія, яку адміністратор може переглянути та за потреби активувати. Для підключення оновленої моделі адміністратор обирає її у списку та натискає кнопку активації. Перед виконанням цієї дії система відображає додаткове підтвердження, що

запобігає випадковій зміні робочої моделі. У разі успіху вона активує вибрану модель для подальших ІІІ-аналізів рентгенівських знімків.

Загалом, сценарій С3 підтвердив працездатність адміністративного циклу донавчання ІІІ-моделі. Було перевірено перегляд запитів на донавчання, перевірку ручної розмітки, схвалення запиту, формування YOLO-сумісного датасету, створення файлу `data.yaml`, запуск локального процесу донавчання, появу нової версії моделі та її ручну активацію адміністратором. Отже, успішно виконано тестові випадки TC022–TC028 (див. додаток А). Це підтверджує, що оновлення ІІІ-моделі в системі реалізовано як контрольований адміністративний сценарій, а не як автоматичне самонавчання після кожного окремого виправлення лікаря.

3.3 Експериментальне дослідження впливу донавчання та аугментації на якість моделі

Після вибору архітектури YOLOv8m та фінального датасету було проведено експериментальне дослідження, спрямоване на визначення найбільш доречної стратегії навчання моделі для задачі локалізації переломів. Основною метою цього етапу було оцінити вплив двох факторів: використання попередньо навчених ваг і застосування аугментацій, адаптованих до рентгенівських знімків.

Донавчання (transfer learning) передбачає використання моделі, попередньо навченої на великому наборі даних, як початкової точки для навчання на новій спорідненій задачі. У контексті цієї роботи попередньо навчені ваги YOLOv8m використовувалися як основа для подальшого навчання на датасеті рентгенівських знімків переломів [41].

Для побудови експерименту було використано схему 2×2 . У межах цієї схеми порівнювалися два способи ініціалізації моделі: навчання з нуля та навчання з використанням попередньо навчених ваг. Другим дослідницьким фактором була наявність або відсутність аугментацій.

Фінальний датасет, використаний в експерименті, містив 1036 зображень одного класу Fracture і був поділений на навчальну, валідаційну та тестову

вибірки. Усі анотації були подані у форматі YOLO, що дозволило використовувати датасет без додаткової конвертації.

У всіх експериментах використовувалися однакові базові параметри навчання для коректного порівняння результатів, оскільки змінювалися лише два фактори: спосіб ініціалізації моделі та наявність аугментацій. Таблиця 3.2 демонструє основні параметри навчання моделей.

Таблиця 3.2 – Основні параметри навчання у експерименті 2×2

Параметр	Значення
Архітектура	YOLOv8m
Розмір вхідного зображення	640
Розмір пакета (Batch size)	16
Максимальна кількість епох	400
Критерій ранньої зупинки (early stopping)	patience = 100
Оптимізатор	AdamW
Початкова швидкість навчання (learning rate)	0.001
Схема зміни швидкості навчання	Cosine LR
Пристрій навчання	CUDA GPU
Кількість класів	1
Клас	Fracture
Зерно (Seed)	42
Формат фінальних ваг	best.pt

Для варіантів без аугментацій було вимкнено зміну кольору, яскравості, повороти, масштабування, зсуви, віддзеркалення, mosaic, mixup і copy-paste. Для варіантів із аугментаціями було використано обережні перетворення, адаптовані до рентгеновських знімків. Оскільки рентгеновські зображення є переважно чорно-білими, зміна яскравості (hue) та насиченості (saturation) не застосовувалася. Натомість було залишено помірну зміну яскравості, невеликі повороти, масштабування, зсув, горизонтальне віддзеркалення та обмежене використання mosaic.

Після завершення кожного експерименту для аналізу використовувався файл best.pt, тобто найкращий чекпоінт моделі за результатами валідації. Далі

кожна модель перевірялася на тестовій вибірці. Основні результати тестування наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати тестування моделей у межах експерименту 2×2

Експеримент	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
exp1_scratch_no_aug	0.6875	0.4583	0.4827	0.1873
exp2_scratch_radiology_aug	0.8582	0.7604	0.7449	0.3214
exp3_transfer_no_aug	0.8243	0.4948	0.5711	0.2339
exp4_transfer_radiology_aug	0.8351	0.7031	0.7524	0.3183

Найслабший результат показав експеримент exp1_scratch_no_aug, у якому модель навчалася з нуля без аугментацій. Показник повноти дорівнював 0.4583, що свідчить про значну кількість пропущених переломів. Такий результат є очікуваним, оскільки навчання моделі YOLOv8m з нуля потребує більшого та різноманітнішого набору даних.

Другий експеримент, у якому модель також навчалася з нуля, але вже з радіологічно адаптованими аугментаціями, показав суттєво кращий результат. Влучність зросла до 0.8582, повнота – до 0.7604, mAP50 – до 0.7449, а mAP50-95 – до 0.3214. Порівняно з першим експериментом це свідчить про значний позитивний вплив аугментацій на здатність моделі узагальнювати навчальні приклади та знаходити переломи на тестових зображеннях.

Третій експеримент перевіряв вплив донавчання без аугментацій. Модель ініціалізувалася з попередньо навчених ваг yolov8m.pt. Порівняно з навчанням з нуля без аугментацій спостерігалось покращення влучності, mAP50 і mAP50-95. Проте повнота зросла незначно – до 0.4948. Тобто, донавчання покращило якість спрацювань, але без аугментацій не забезпечило достатнього зменшення кількості пропущених випадків.

Четвертий експеримент поєднував донавчання та радіологічно адаптовані аугментації. Саме цей варіант показав найвище значення mAP50 – 0.7524. Значення влучності становило 0.8351, повноти – 0.7031, а mAP50-95 – 0.3183. Отже, поєднання попередньо навчених ваг і аугментацій є ефективним підходом для задачі локалізації переломів. Водночас порівняння з другим експериментом

показало, що найвище mAP50 не завжди означає найкращий баланс усіх показників.

Результати показують, що найбільший позитивний вплив на якість моделі мали саме аугментації. У варіанті навчання з нуля вони забезпечили приріст mAP50 на 0.2622 і повноти – на 0.3021. У варіанті з донавчанням аугментації також дали суттєвий приріст повноти і mAP50. Звідси, для задачі локалізації переломів важливо не лише використання попередньо навчених ваг, а й підвищення різноманітності навчальних прикладів.

Додатково було проаналізовано матрицю невідповідностей для тестової вибірки. Результати наведено в таблиці 3.4. З неї видно, що перший експеримент мав найбільшу кількість пропущених переломів – 109. Третій експеримент показав кращу здатність до виявлення переломів, ніж перший, однак мав значну кількість хибних спрацювань. Найкращими за практичним балансом виявилися другий і четвертий експерименти. `exp2_scratch_radiology_aug` правильно виявив 147 переломів і мав 22 хибні спрацювання, тоді як `exp4_transfer_radiology_aug` правильно виявив 146 переломів, але мав 39 хибних спрацювань.

Таблиця 3.4 – Порівняння матриці невідповідностей для тестової вибірки

Експеримент	Правильно виявлені переломи	Пропущені переломи	Хибні спрацювання
<code>exp1_scratch_no_aug</code>	83	109	27
<code>exp2_scratch_radiology_aug</code>	147	45	22
<code>exp3_transfer_no_aug</code>	107	85	52
<code>exp4_transfer_radiology_aug</code>	146	46	39

За результатами експерименту встановлено, що найбільш стабільними є конфігурації з використанням аугментацій. Формально найвище значення mAP50 показав експеримент `exp4_transfer_radiology_aug`, однак `exp2_scratch_radiology_aug` мав вищі precision, recall, mAP50-95, кращий F1-score і меншу кількість хибних спрацювань. Тому фінальний вибір моделі не повинен ґрунтуватися лише на одній метриці. Для задачі медичної асистивної системи

важливими є одночасно mAP50, mAP50-95, precision, recall, F1-score, кількість пропущених випадків і якість візуальної локалізації.

Для фінальної інтеграції було використано не останній стан моделі після завершення навчання, а найкращий чекпоінт best.pt. Оскільки після досягнення найкращих значень метрик подальше навчання не завжди покращує якість на валідаційній вибірці, такий вибір є обґрунтованим. У задачах виявлення об'єктів це особливо важливо, оскільки модель може продовжувати зменшувати навчальні втрати, але не покращувати якість локалізації на нових зображеннях. Результати фінального навчання наведено в табл. 3.5.

Таблиця 3.5 – Результати фінального навчання YOLOv8m

Показник	Найкраще значення	Епоха найкращого значення	Інтерпретація
Влучність	0.942	114	Модель у певний момент мала високу частку коректних спрацювань серед усіх передбачених рамок
Повнота	0.792	133	Модель знаходила значну частину наявних переломів, але частина випадків могла залишатися невиявленою
mAP50	0.797	123	Модель досить добре локалізувала переломи при порозі IoU 0,5
mAP50-95	0.345	98	Точність рамок при суворіших IoU-порогах залишалася нижчою, що вказує на потребу в подальшому покращенні локалізації
Фінальна влучність	0.825	398	На завершенні навчання точність залишалася високою
Фінальна повнота	0.726	398	Модель зберігала здатність знаходити більшість цільових областей
Фінальний mAP50	0.703	398	Після найкращої епохи якість частково знизилася, тому доцільно використовувати best.pt
Фінальний mAP50-95	0.291	398	Фінальна точність меж рамок нижча за найкращу, що підтверджує доцільність використання найкращого чекпоінта

Отримані результати показують, що фінальна модель є придатною для використання в межах розробленого програмного прототипу, однак не повинна розглядатися як завершений клінічний діагностичний інструмент. Найкращий mAP50 на рівні приблизно 0.797 свідчить про здатність моделі локалізувати

переломи на знімках, подібних до навчального набору. Водночас нижчий mAP50-95 показує, що точність меж обмежувальних рамок ще потребує вдосконалення.

З урахуванням цих обмежень модель інтегрована в систему саме як асистивний компонент. Її завдання полягає у попередньому виділенні підозрілої області, а не у формуванні остаточного медичного висновку. Рентгенолог переглядає результат, підтверджує, відхиляє або коригує обмежувальну рамку. Скориговані й відхилені випадки можуть накопичуватися в системі як основа для майбутнього донавчання. Функціонування асистивної підсистеми продемонстровано на рис. 3.16.

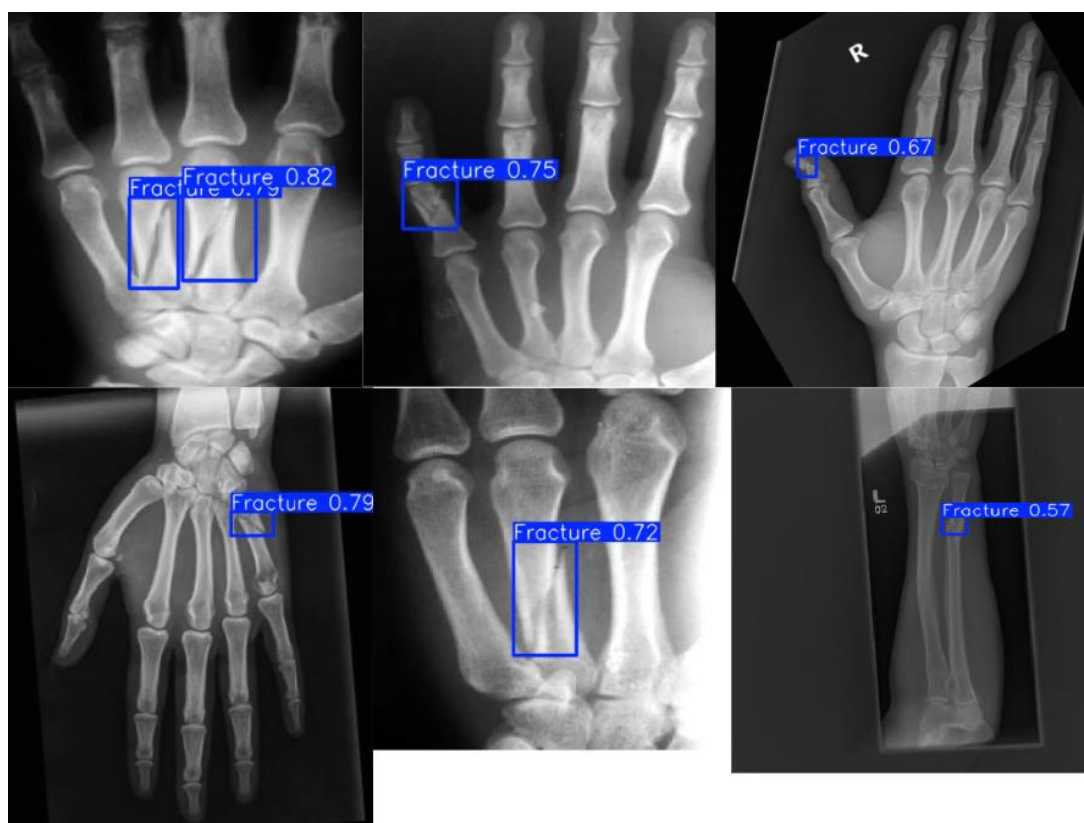


Рисунок 3.16 – Приклад локалізації перелому фінальною моделлю

Отже, експериментальне дослідження дозволило обґрунтувати стратегію навчання моделі для інтеграції в програмну систему. Найгіршим варіантом виявилось навчання з нуля без аугментацій. Використання донавчання покращило результати порівняно з базовим навчанням з нуля, однак найбільший

позитивний вплив мало застосування радіологічно адаптованих аугментацій. Після фінального навчання отримана модель була експортована у формат ONNX і використана в локальному WPF-застосунку для автоматичної локалізації переломів.

3.4 Експериментальне дослідження донавчання моделі YOLOv8m на розширеному наборі даних

Після первинного навчання моделі YOLOv8m було встановлено необхідність перевірити її здатність коректно локалізувати переломи на рентгенограмах з іншими візуальними характеристиками. Модель комп'ютерного зору повинна не лише демонструвати прийнятні результати на даних, подібних до початкового навчального набору, а й узагальнювати візуальні ознаки перелому на нові приклади. Метою експерименту було визначити таку стратегію донавчання, яка дає можливість підвищити якість локалізації переломів на новому наборі рентгенограм, але не призводить до суттєвого погіршення результатів на початковому наборі.

Для проведення експерименту було використано дві групи даних. Першу групу становив початковий датасет, на якому була навчена базова модель. Після уточнення конфігураційного файлу data.yaml його структура включала 781 зображення у навчальній вибірці, 99 зображень у валідаційній вибірці та 156 зображень у тестовій вибірці. Другу групу складає новий набір рентгенограм, зібраний для перевірки та донавчання моделі. Після приведення розмітки до єдиного формату YOLO detection і ручного уточнення окремих анотацій цей набір містив 303 валідні пари «зображення – label-файл» і був поділений на 213 зображень для навчання, 45 для валідації та 45 для тестування.

Перед донавчанням було виконано технічну підготовку анотацій нового набору даних. Частина label-файлів була приведена до формату YOLO detection, у якому кожна область перелому описується ідентифікатором класу та координатами bounding box. Усі мітки були уніфіковані до одного класу Fracture з індексом 0. Додатково було перевірено відповідність між зображеннями та

label-файлами, а також уточнено випадки з відсутньою або некоректною розміткою. Це дозволило сформувати коректний набір даних для задачі детекції об'єктів.

Усі експерименти виконувалися з використанням уже навченої моделі YOLOv8m як точки відліку. Для порівняння було сформовано шість експериментальних конфігурацій. Вони відрізнялися способом формування навчального набору та використанням або невикористанням заморожування частини шарів моделі. Заморожування шарів перевірялося як обережна стратегія донавчання, за якої частина нижчих рівнів нейромережі не змінюється під час навчання. У такому разі можна зменшити ризик надмірної зміни вже сформованих ознак, але водночас може обмежитись здатність моделі адаптуватися до нового набору даних. Схему експерименту наведено в табл. 3.6.

Таблиця 3.6 – Схема експерименту з донавчання YOLOv8m

№	Назва експерименту	Навчальний набір	Freeze	Призначення
E0	baseline_old_model	Без донавчання	–	Перевірка початкової моделі на старому, новому та об'єднаному тестових наборах
E1	new_only_full	Тільки новий датасет	Ні	Перевірка адаптації моделі лише до нового набору рентгенограм
E2	new_only_freeze10	Тільки новий датасет	Так	Перевірка обережного донавчання на новому наборі із заморожуванням частини шарів
E3	mix_50_50_full	Старі й нові зображення 1:1	Ні	Перевірка змішаного донавчання без freeze
E4	mix_50_50_freeze10	Старі й нові зображення 1:1	Так	Перевірка змішаного донавчання із заморожуванням частини шарів
E5	mix_67old_33new_full	Переважаю старі + нові зображення	Ні	Перевірка донавчання з акцентом на збереження попередньої якості
E6	mix_67old_33new_freeze10	Переважаю старі + нові зображення	Так	Перевірка найбільш обережної стратегії донавчання

У всіх експериментах використовувалися однакові основні параметри навчання для коректного порівняння результатів, оскільки змінювалися лише два основні фактори: структура навчального набору та використання або невикористання freeze. Порівняно з первинним навчанням, у процесі донавчання

було використано менше значення початкової швидкості навчання – 0.0001. Це пояснюється тим, що модель уже містила ваги, сформовані під час попереднього навчання, тому завдання полягало в контрольованій адаптації до розширеного набору даних.

Для оцінювання результатів використовувалися три тестові набори: новий тестовий набір, старий тестовий набір та об'єднаний тестовий набір. Такий підхід дозволив оцінити не лише якість адаптації до нового набору рентгенограм, а й здатність моделі зберегти попередню якість на початковому наборі. Результати перевірки моделей наведено в табл. 3.7.

Початкова модель без донавчання показала різко різні результати на старому та новому тестових наборах. На старому тестовому наборі вона мала $mAP50 = 0.7944$ і $mAP50-95 = 0.3626$, що підтверджує достатньо високу якість роботи в межах початкового набору даних. Водночас на новому тестовому наборі $mAP50$ становив лише 0.0939, а $mAP50-95$ – 0.0298. Тобто, початкова модель недостатньо добре локалізувала переломи на новому наборі рентгенограм. Отже, проведення донавчання було обґрунтованим етапом підвищення узагальнювальної здатності моделі.

Експеримент E1, у якому модель донавчалася лише на новому наборі без заморожування шарів, показав високу адаптацію до нового тестового набору: $mAP50$ зріс до 0.7079, а $mAP50-95$ – до 0.3483. Однак якість на старому тестовому наборі різко знизилася: $mAP50$ впав до 0.2054, а $mAP50-95$ – до 0.0570. Це свідчить про втрату частини попередньо сформованих властивостей моделі. Отже, навчання тільки на нових даних не є оптимальним варіантом для фінальної системи, оскільки модель стає надмірно пристосованою до нового набору.

Експеримент E2 перевіряв, чи може заморожування частини шарів зменшити деградацію старої якості під час навчання тільки на новому наборі. Порівняно з E1 якість на старому наборі частково покращилася: $mAP50$ зріс з 0.2054 до 0.3349. Проте влучність на новому наборі знизилася з 0.7079 до 0.5581, тобто freeze зменшив швидкість адаптації моделі до нового набору, але не забезпечив достатньо хорошого балансу між новими та старими даними.

Таблиця 3.7 – Результати експериментів із донавчання YOLOv8m

Експеримент	Тестовий набір	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
E0 baseline	new_test	0.2398	0.1636	0.0939	0.0298
E0 baseline	old_test	0.8059	0.7785	0.7944	0.3626
E0 baseline	combined_test	0.8426	0.5635	0.6434	0.2863
E1 new_only_full	new_test	0.7713	0.6747	0.7079	0.3483
E1 new_only_full	old_test	0.4251	0.2604	0.2054	0.0570
E1 new_only_full	combined_test	0.5568	0.3198	0.2956	0.1017
E2 new_only_freeze10	new_test	0.7301	0.5091	0.5581	0.2857
E2 new_only_freeze10	old_test	0.4943	0.4379	0.3349	0.0836
E2 new_only_freeze10	combined_test	0.5325	0.4494	0.3780	0.1123
E3 mix_50_50_full	new_test	0.8403	0.5743	0.6558	0.3352
E3 mix_50_50_full	old_test	0.8990	0.7417	0.7623	0.3246
E3 mix_50_50_full	combined_test	0.9120	0.6883	0.7368	0.3198
E4 mix_50_50_freeze10	new_test	0.5972	0.4853	0.5310	0.2590
E4 mix_50_50_freeze10	old_test	0.8493	0.7044	0.7431	0.3324
E4 mix_50_50_freeze10	combined_test	0.8353	0.6363	0.7006	0.3108
E5 mix_67old_33new_full	new_test	0.9117	0.5635	0.6952	0.3377
E5 mix_67old_33new_full	old_test	0.8489	0.7760	0.7855	0.3344
E5 mix_67old_33new_full	combined_test	0.8469	0.7368	0.7621	0.3275
E6 mix_67old_33new_freeze10	new_test	0.8478	0.4364	0.5528	0.2365
E6 mix_67old_33new_freeze10	old_test	0.8318	0.7468	0.7579	0.3255
E6 mix_67old_33new_freeze10	combined_test	0.8109	0.6769	0.7186	0.3040

Найбільш стабільні результати дали експерименти зі змішаними датасетами. У випадку E3, де старі й нові зображення використовувалися приблизно в однаковому співвідношенні, модель показала $mAP50 = 0.6558$ на новому тестовому наборі, $mAP50 = 0.7623$ на старому тестовому наборі та $mAP50 = 0.7368$ на об'єднаному тестовому наборі. Звідси, змішане донавчання істотно зменшує проблему втрати попередньої якості порівняно з навчанням тільки на нових даних.

Експеримент E4 показав, що використання freeze у змішаному наборі 50/50 не дало переваги порівняно з повним донавчанням. Значення $mAP50$ на новому тестовому наборі становило 0.5310, що нижче, ніж у E3. На старому наборі якість залишалася прийнятною, однак загальна якість на об'єднаному тесті була нижчою, ніж у моделі без заморожування шарів. Це дозволяє зробити висновок,

що для цієї задачі повне донавчання з малим коефіцієнтом швидкості навчання виявилось ефективнішим, ніж заморожування прошарків.

Найкращий загальний баланс показав експеримент E5, у якому було використано змішаний датасет із переважанням старих зображень у співвідношенні приблизно 67% старих до 33% нових. На новому тестовому наборі модель досягла $mAP50 = 0.6952$, що суттєво вище за базове значення 0.0939. На старому тестовому наборі $mAP50$ становив 0.7855, тобто залишився майже на рівні початкової моделі. На об'єднаному тестовому наборі E5 показала найкращий результат серед усіх експериментів: $mAP50 = 0.7621$ і $mAP50-95 = 0.3275$. Саме ця властивість є найбільш важливою для розроблюваної системи, оскільки модель повинна працювати стабільно на ширшому наборі рентгенологічних даних.

Експеримент E6, у якому до змішаного датасету 67/33 додатково застосовувалося заморожування частини шарів, показав нижчу якість порівняно з E5. На новому тестовому наборі $mAP50$ становив 0.5528, а на об'єднаному – 0.7186. Це підтвердило загальну тенденцію експерименту: заморожування шарів у цій задачі не дало кращого балансу, ніж повне донавчання з малим коефіцієнтом швидкості навчання. Особливу увагу варто звернути на те, що E1 має високу якість на новому наборі, але різко втрачає якість на старому, тоді як E5 забезпечує найкращий баланс.

Окремо було проаналізовано матрицю невідповідностей для моделі E5. На новому тестовому наборі модель правильно виявила 32 переломи, пропустила 23 переломи та сформуvala 7 хибних спрацювань. Це узгоджується з отриманими метриками: влучність була високою, але повнота залишалася обмеженою. Тобто, модель є достатньо обережною: якщо вона формує обмежувальну рамку, то ця рамка часто відповідає реальній патологічній області, однак частина переломів усе ще може залишатися невиявленою.

На об'єднаному тестовому наборі модель E5 правильно виявила 186 переломів, пропустила 61 перелом і сформуvala 29 хибних спрацювань. Звідси,

модель після змішаного донавчання стала значно стабільнішою, ніж базова модель на новому наборі, але все ще потребує перевірки лікарем.

Також було проаналізовано графіки навчання моделі E5. Навчальні втрати `train/box_loss`, `train/cls_loss` і `train/dfl_loss` поступово зменшувалися, що свідчить про успішну адаптацію моделі до змішаного навчального набору. Валідаційні втрати загалом стабілізувалися, хоча `val/dfl_loss` після певного моменту мав тенденцію до незначного зростання. Отже, модель навчилася знаходити підозрілі області, однак точність меж обмежувальних рамок при суворіших IoU-порогах залишається обмеженою. Такий висновок підтверджується значенням `mAP50-95`, яке є нижчим за `mAP50`. На рис. 3.17 відображено динаміку втрат (losses) на навчальних та валідаційних наборах за метриками влучності, повноти, `mAP50` і `mAP50-95` для моделі `E5_mix_67old_33new_full`.

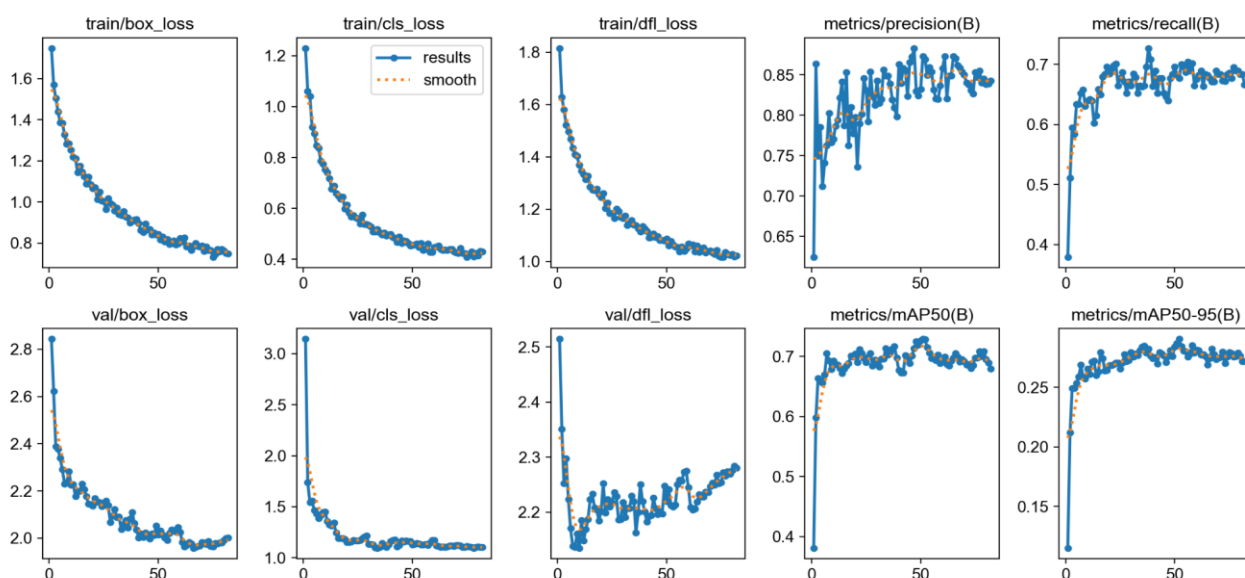


Рисунок 3.17 – Графіки навчання моделі `E5_mix_67old_33new_full`

За результатами експерименту фінальною моделлю для інтеграції в програмну систему було обрано `E5_mix_67old_33new_full`. Вона не мала найвищого значення повноти на новому тестовому наборі, однак забезпечила найкращий загальний баланс між адаптацією до нового датасету та збереженням якості на початкових даних. Порівняно з початковою моделлю, значення `mAP50`

на новому тестовому наборі зросло з 0.0939 до 0.6952, а на об'єднаному тестовому наборі – з 0.6434 до 0.7621. При цьому якість на старому тестовому наборі майже не знизилася: mAP50 змінився з 0.7944 до 0.7855. Звідси, змішане донавчання з переважанням початкових даних дозволило суттєво покращити узагальнювальну здатність моделі без істотної втрати попередньої якості.

Після вибору фінальної моделі її було експортовано у формат ONNX для подальшої інтеграції в WPF-застосунок. Експорт виконувався з розміром вхідного зображення 640×640 , що відповідає параметрам навчання моделі. Тому в програмній реалізації ШІ-модуля розмір вхідного тензора також має бути узгоджений із цим значенням. Використання ONNX дозволяє виконувати висновування локально через ONNX Runtime без передавання рентгенівських знімків до зовнішніх сервісів.

Отримані результати підтверджують доцільність використання донавченої моделі в межах програмного прототипу. Водночас модель не повинна розглядатися як самостійний клінічний діагностичний інструмент. Незважаючи на суттєве покращення якості на новому наборі рентгенограм, матриця невідповідностей свідчить, що частина переломів усе ще може бути пропущена. Тому модель використовується в системі лише як асистивний компонент, який формує попередню підказку у вигляді обмежувальних рамок і показника впевненості моделі. Остаточне підтвердження, відхилення або коригування результату залишається за рентгенологом.

Отже, проведене експериментальне дослідження дало можливість обґрунтувати вибір стратегії донавчання нейромережевої моделі для задачі локалізації переломів. Навчання лише на новому наборі рентгенограм забезпечило високу адаптацію до цього набору, але призвело до значної втрати якості на початковому датасеті. Використання freeze не дало суттєвої переваги. Найбільш ефективною виявилася стратегія змішаного донавчання з переважанням початкових даних, яка забезпечила найкращий результат на об'єднаному тестовому наборі та була використана для формування фінальної ONNX-моделі, інтегрованої в локальну програмну систему.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання кваліфікаційної роботи було розроблено локальну програмну систему для автоматизованого розпізнавання переломів кісток на рентгенівських знімках, сформовану на основі аналізу сучасних підходів у медичній інформатиці та радіології. Створений програмний продукт є функціональним прототипом асистивного рішення, що має перспективи подальшого практичного використання.

Запропонована система може слугувати як базовий концепт для розгортання повноцінної системи підтримки прийняття клінічних рішень або як технологічна основа для майбутньої інтеграції з DICOM/PACS-інфраструктурою. У процесі розроблення та тестування було налагоджено роботу трирівневої архітектури з автономним ШІ-модулем, забезпечено перевірку медичних інформаційних маршрутів і підтверджено ефективність обраної стратегії донавчання моделі YOLOv8m.

Оцінка працездатності прототипу показала його стабільну роботу за концепцією «людина в циклі», що дозволяє розглядати його як підготовлений до подальшої клінічної апробації. У підсумку реалізоване рішення характеризується структурною цілісністю, безпекою обробки локальних даних та механізмом контрольованого накопичення медичного досвіду. Отримані результати свідчать про доцільність і актуальність створення програмних асистивних систем в умовах цифровізації сфери охорони здоров'я.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Huhtanen J. T., Nyman M., Sequeiros R. B. et al. Discrepancies between Radiology Specialists and Residents in Fracture Detection from Musculoskeletal Radiographs. *Diagnostics*. 2023. Vol. 13, No. 20. Article 3207. DOI: 10.3390/diagnostics13203207.
2. Afshari Mirak S., Meltzer C. C., Castillo M. The Growing Nationwide Radiologist Shortage: Current Opportunities and Ongoing Challenges for International Medical Graduate Radiologists. *Radiology*. 2025. DOI: 10.1148/radiol.232625.
3. Кудінов М.А., Марченко С.В. Гібридна архітектура адаптивного інференсу для автоматизованого аналізу медичних зображень // Тенденції розвитку ІТ-технологій в Україні: матеріали XVIII Всеукраїнської студентської науково-практичної конференції, 23-24 квітня 2026р. Черкаси, 2026. С. 157-162.
4. Tejani A. S., Kohli M. D., Prevedello L. M. et al. Integrating and Adopting AI in the Radiology Workflow: A Primer for Standards and Integrating the Healthcare Enterprise Profiles. *Radiology*. 2024. DOI: 10.1148/radiol.232653.
5. The Royal College of Radiologists. Integrating artificial intelligence with the radiology reporting workflows: RIS and PACS. London : The Royal College of Radiologists, 2021. URL: <https://www.rcr.ac.uk/our-services/all-our-publications/clinical-radiology-publications/integrating-artificial-intelligence-with-the-radiology-reporting-workflows-ris-and-pacs/> (дата звернення: 31.05.2026).
6. Dreizin D., Khatri G., Staziaki P. V. et al. Artificial intelligence in emergency and trauma radiology: ASER AI/ML expert panel Delphi consensus statement on research guidelines, practices, and priorities. *Emergency Radiology*. 2025. Vol. 32. P. 307–319. DOI: 10.1007/s10140-024-02285-1.
7. RamSoft. Radiology Workflow: Key Steps and Best Practices. URL: <https://www.ramsoft.com/blog/radiology-workflow> (дата звернення: 31.05.2026).

8. Nowroozi A., Bui N., Patel R. et al. Artificial intelligence diagnostic accuracy in fracture detection from plain radiographs and comparing it with clinicians: a systematic review and meta-analysis. *Clinical Radiology*. 2024. DOI: 10.1016/j.crad.2024.04.018.
9. Husarek J., Hess S., Razaeian S. et al. Artificial intelligence in commercial fracture detection products: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 24004. DOI: 10.1038/s41598-024-73058-8.
10. Najjar R. Redefining Radiology: A Review of Artificial Intelligence Integration in Medical Imaging. *Diagnostics*. 2023. Vol. 13, No. 17. Article 2760. DOI: 10.3390/diagnostics13172760.
11. Arshad K., Ardalan S., Schreiweis B., Bergh B. Integrating an AI platform into clinical IT: BPMN processes for clinical AI model development. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. 2025. Vol. 25. Article 224. DOI: 10.1186/s12911-025-03087-4.
12. Pearce B., Nguyễn V. N. B., Cowling C., Pinson J.-A., Sim J. Australian radiographer roles in the emergency department; evidence of regulatory compliance to improve patient safety – A narrative review. *Radiography*. 2024. Vol. 30, No. 1. P. 319–331. DOI: 10.1016/j.radi.2023.11.022.
13. Rainey C. Artificial intelligence and radiographer preliminary image evaluation: What might the future hold for radiographers providing x-ray interpretation in the acute setting? *Journal of Medical Radiation Sciences*. 2024. DOI: 10.1002/jmrs.821.
14. Dell’Aria A., Tack D., Boniface A. et al. Radiographic Detection of Post-Traumatic Bone Fractures: Contribution of Artificial Intelligence Software to the Analysis of Senior and Junior Radiologists. *Journal of the Belgian Society of Radiology*. 2024. Vol. 108, No. 1. Article 44. DOI: 10.5334/jbsr.3574.
15. Herpe G., Nelken H., Vendeuvre T. et al. Effectiveness of an Artificial Intelligence Software for Limb Radiographic Fracture Recognition in an

- Emergency Department. *Journal of Clinical Medicine*. 2024. Vol. 13, No. 18. Article 5575. DOI: 10.3390/jcm13185575.
16. Loeffen D. V., Zijta F. M., Lambregts D. M. J. et al. AI for fracture diagnosis in clinical practice: Four approaches to systematic AI-implementation and their impact on AI-effectiveness. *European Journal of Radiology*. 2025. Vol. 187. Article 112113. DOI: 10.1016/j.ejrad.2025.112113.
 17. Tveiten L. Implementation of an AI Application for Fracture Detection: Major benefits for patients and healthcare workers. *ECR 2024*. Poster No. C-23581. DOI: 10.26044/ecr2024/C-23581.
 18. Zech J. R., Santomartino S. M., Yi P. H. Artificial Intelligence (AI) for Fracture Diagnosis: An Overview of Current Products and Considerations for Clinical Adoption, From the AJR Special Series on AI Applications. *American Journal of Roentgenology*. 2022. Vol. 219, No. 6. P. 869–878. DOI: 10.2214/AJR.22.27873.
 19. Abedeen I., Rahman M. A., Protyasha F. Z. et al. FracAtlas: A Dataset for Fracture Classification, Localization and Segmentation of Musculoskeletal Radiographs. *Scientific Data*. 2023. Vol. 10. Article 521. DOI: 10.1038/s41597-023-02432-4.
 20. Nagy E., Janisch M., Hrzić F., Sorantin E., Tschauer S. A pediatric wrist trauma X-ray dataset (GRAZPEDWRI-DX) for machine learning. *Scientific Data*. 2022. Vol. 9. Article 222. DOI: 10.1038/s41597-022-01328-z.
 21. Kuo R. Y. L., Harrison C., Curran T.-A. et al. Artificial Intelligence in Fracture Detection: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Radiology*. 2022. Vol. 304, No. 1. P. 50–62. DOI: 10.1148/radiol.211785.
 22. Cheng P. M., Montagnon E., Yamashita R. et al. Deep Learning: An Update for Radiologists. *RadioGraphics*. 2021. Vol. 41, No. 5. P. 1427–1445. DOI: 10.1148/rg.2021200210.
 23. Ju R. Y., Cai W. Fracture detection in pediatric wrist trauma X-ray images using YOLOv8 algorithm. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13. Article 20077. DOI: 10.1038/s41598-023-47460-7.

- 24.Meza G., Ganta D., Gonzalez Torres S. Deep Learning Approach for Arm Fracture Detection Based on an Improved YOLOv8 Algorithm. *Algorithms*. 2024. Vol. 17, No. 11. Article 471. DOI: 10.3390/a17110471.
- 25.Suen K., Zhang R., Kutaiba N. Accuracy of wrist fracture detection on radiographs by artificial intelligence compared to human clinicians: A systematic review and meta-analysis. *European Journal of Radiology*. 2024. Vol. 178. Article 111594. DOI: 10.1016/j.ejrad.2024.111594.
- 26.Kwee R. M., Kwee T. C. Artificial intelligence-assisted detection of fractures on radiographs with BoneView: A systematic review. *European Journal of Radiology*. 2025. Vol. 190. Article 112230. DOI: 10.1016/j.ejrad.2025.112230.
- 27.Ali M. L., Zhang Z. The YOLO Framework: A Comprehensive Review of Evolution, Applications, and Benchmarks in Object Detection. *Computers*. 2024. Vol. 13, No. 12. Article 336. DOI: 10.3390/computers13120336.
- 28.DICOM Standards Committee. DICOM Standard. National Electrical Manufacturers Association. URL: <https://www.dicomstandard.org/current> (дата звернення: 31.05.2026).
- 29.Srinivasu P. N., Kumari G. L. A., Narahari S. C. et al. Exploring the impact of hyperparameter and data augmentation in YOLO V10 for accurate bone fracture detection from X-ray images. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. Article 9828. DOI: 10.1038/s41598-025-93505-4.
- 30.Dean G., Montaña E., Kyriazi S. et al. Real-World Monitoring of Artificial Intelligence in Radiology: Challenges and Best Practices. *Korean Journal of Radiology*. 2025. Vol. 26, No. 11. P. 1010–1021. DOI: 10.3348/kjr.2025.0962.
- 31.U.S. Food and Drug Administration. BoneView 510(k) Premarket Notification: K212365, K222176. U.S. Food and Drug Administration. URL: <https://www.accessdata.fda.gov/scripts/cdrh/cfdocs/cfpmn/pmn.cfm> (дата звернення: 31.05.2026).
- 32.Pauling C., Kanber B., Arthurs O. J., Shelmerdine S. C. Commercially available artificial intelligence tools for fracture detection: the evidence. *BJR Open*. 2024. Vol. 6, No. 1. Article tzad005. DOI: 10.1093/bjro/tzad005.

- 33.RadiAnt. RadiAnt DICOM Viewer: PACS Client and DICOM Viewer Features.
URL: <https://www.radiantviewer.com/> (дата звернення: 31.05.2026).
- 34.MicroDicom. MicroDicom DICOM Viewer Documentation. URL:
<https://www.microdicom.com/> (дата звернення: 31.05.2026).
- 35.Orthanc. Orthanc DICOM Server Documentation. URL: <https://www.orthanc-server.com/static.php?page=documentation> (дата звернення: 31.05.2026).
- 36.Figshare. FracAtlas dataset: annotation formats COCO, VGG, YOLO and Pascal VOC. URL: <https://figshare.com/> (дата звернення: 31.05.2026).
- 37.Ultralytics. Explore Ultralytics YOLOv8. Ultralytics Documentation. URL:
<https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/> (дата звернення: 31.05.2026).
- 38.Alam T., Yeh W.-C., Hsu F. R. et al. An Integrated Approach Using YOLOv8 and ResNet, SeResNet & Vision Transformer Algorithms Based on ROI Fracture Prediction in X-ray Images of the Elbow. *Current Medical Imaging*. 2024. DOI: 10.2174/0115734056309890240912054616.
- 39.Bone Fracture Detection Computer Vision Project. Kaggle. URL:
<https://www.kaggle.com/datasets/pkdarabi/bone-fracture-detection-computer-vision-project/data> (дата звернення: 03.06.2026).
- 40.Bone fracture detection Dataset. Roboflow Universe. URL:
<https://universe.roboflow.com/fracture-uofxm/bone-fracture-detection-ivsy6/dataset/1> (дата звернення: 03.06.2026).
- 41.Ultralytics. Transfer Learning. Ultralytics Glossary. URL:
<https://docs.ultralytics.com/glossary/transfer-learning/> (дата звернення: 01.06.2026).

ДОДАТКИ

Додаток А – Опис тестових випадків

ТС ID	Опис тестового випадку	Тип	Очікувана поведінка
ТС001	Успішна авторизація користувача з правильними обліковими даними	Функціональне	Користувач входить у систему, відкривається відповідний інтерфейс
ТС002	Спроба входу з неправильним паролем	Функціональне	Система не надає доступ і відображає повідомлення про помилку
ТС003	Адміністратор створює нового працівника	Функціональне	Обліковий запис створюється та зберігається в базі даних
ТС004	Медична сестра створює нового пацієнта	Функціональне, інтеграційне	Дані пацієнта зберігаються в базі даних
ТС005	Автоматичне створення медичної картки після додавання пацієнта	Інтеграційне	Для пацієнта створюється пов'язана медична картка
ТС006	Створення нового обстеження пацієнта	Функціональне, інтеграційне	Обстеження додається до медичної картки
ТС007	Завантаження рентгенівського знімка у підтримуваному форматі	Функціональне, файлове	Файл копіюється до сховища, шлях зберігається в БД
ТС008	Спроба завантаження файлу не підтримуваного формату	Функціональне	Система не приймає файл або не дозволяє його вибір
ТС009	Перегляд завантаженого знімка	Функціональне	Знімок відкривається у вікні перегляду
ТС010	Запуск III-аналізу рентгенівського знімка	III-тестування	Модель виконує аналіз без помилок
ТС011	Відображення обмежувальних рамок і показника впевненості моделі	III-тестування, функціональне	Результат III-аналізу відображається поверх знімка
ТС012	Збереження AnalysisResult у БД	Інтеграційне, III-тестування	У базі створюється запис результату аналізу
ТС013	Збереження DetectionBox у БД	Інтеграційне, III-тестування	Координати знайдених областей зберігаються з прив'язкою до III-результату
ТС014	Повторне відкриття знімка після III-аналізу	Інтеграційне, функціональне	Раніше збережені bounding boxes завантажуються з БД
ТС015	Підтвердження III-результату лікарем	Функціональне, інтеграційне	Статус результату змінюється на Confirmed
ТС016	Відхилення III-результату лікарем	Функціональне, інтеграційне	Статус результату змінюється на Rejected
ТС017	Відхилення хибного спрацювання III	Функціональне, файлове	Створюється запит типу FalsePositive і порожній label-файл

Продовження таблиці

TC018	Виконання ручної розмітки перелому	Функціональне, файлове	Рентгенолог створює розмітку, формується label-файл
TC019	Ручна розмітка після пропуску перелому моделлю	Функціональне, інтеграційне	Створюється запит типу FalseNegative
TC020	Корекція неточної локалізації перелому	Функціональне, інтеграційне	Створюється запит типу CorrectedPositive, статус III-результату змінюється на Corrected
TC021	Повторне створення активного запиту на донавчання для одного знімка	Інтеграційне	Система не створює дубль активного RetrainingRequest
TC022	Адміністратор схвалює запит на донавчання	Функціональне	Статус запиту змінюється на Processing
TC023	Формування датасету для майбутнього донавчання	Файлове, функціональне	Створюється структура images/train, images/val, labels/train, labels/val
TC024	Створення файлу data.yaml	Файлове	Файл data.yaml створюється у структурі датасету
TC025	Запуск локального донавчання моделі адміністратором	Функціональне, файлове	Система запускає процес донавчання на основі сформованого YOLO-датасету
TC026	Завершення процесу донавчання моделі	Функціональне, файлове	Після завершення навчання створюються службові результати навчання та файл оновленої моделі
TC027	Реєстрація нової версії III-моделі	Інтеграційне	Нова модель зберігається в системі як окрема версія або модель-кандидат
TC028	Активізація оновленої ONNX-моделі адміністратором	III-тестування, функціональне	Після ручної активації система використовує нову модель для подальшого III-аналізу
TC029	Збереження висновку рентгенолога	Функціональне, інтеграційне	Висновок зберігається з типом Radiologist
TC030	Збереження висновку хірурга-травматолога	Функціональне, інтеграційне	Висновок або план лікування зберігається з типом Surgeon
TC031	Перевірка обмеження доступу медичної сестри до III-перевірки	Функціональне	Медична сестра не має доступу до дій підтвердження або коригування III-результату
TC032	Перевірка обмеження доступу хірурга до зміни III-результату	Функціональне	Хірург може переглядати результат, але не змінює його статус
TC033	Перевірка обмеження доступу рентгенолога до керування персоналом	Функціональне	Рентгенолог не має доступу до адміністративних функцій
TC034	Перевірка локального режиму роботи системи	Нефункціональне	Основні сценарії виконуються без звернення до хмарних сервісів

Додаток Б – Посилання на репозиторій

Репозиторій з програмною реалізацією, виконаною в межах кваліфікаційної роботи, розташовано за адресою <https://github.com/R3shotka/WPFhospitalXray>