

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Західноукраїнський національний університет**  
**Факультет комп'ютерних інформаційних технологій**  
Кафедра комп'ютерної інженерії

**ЗАЯЦЬ Ігор Петрович**

**«Алгоритми розпізнавання рентгенологічних  
зображень для постановки діагнозу / X-ray image  
recognition algorithms for diagnosis»**

спеціальність: 123 - Комп'ютерна інженерія  
освітньо-професійна програма - Комп'ютерна інженерія  
Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КІІ-22  
І.П. Заяць

---

Науковий керівник:  
к.т.н. Н.Я. Савка

---

Кваліфікаційну роботу допущено  
до захисту:

" \_\_\_ " \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ О. М. Березький

**Тернопіль – 2021**

## ВСТУП

Діагностика легневих захворювань у сьогоднішній час є досить значущою для населення. Вона актуальна для країн із високо розвинутою промисловістю в сукупності з недостатнім контролем над очисними спорудами, що, у свою чергу, підвищує ризик схильності до таких захворювань, як пневмонія, туберкульоз, рак легенів та інших. В той же час, світ охопила пандемія коронавірусу. Вірус вражає дихальні шляхи, ускладнення призводять до запалення легень.

Зважаючи на вищезазначене, виникає потреба в регулярному моніторингу стану легень для запобігання або виявлення захворювання, перш ніж воно завдасть серйозної шкоди здоров'ю. Технічно простий і найбільш доступний для населення метод попередньої діагностики захворювання, в тому числі відстеження захворювання на ранній стадії є рентгенографія.

Такий тип дослідження широко поширений по всьому світі і всупереч наявності інших, більш складних і ефективних способів діагностики, залишається пріоритетним у медичній практиці навіть у добре оснащених клініках і медичних центрах.

Незважаючи на всі переваги зазначеного методу, аналіз та виявлення ознак захворювання на флюорографічних знімках є досить складним завданням, що вимагає участі кількох висококваліфікованих фахівців. Складність завдання полягає, як правило, у низькій роздільній здатності зображень та наявності різного роду “шумів” (засвічене зображення, наявність сторонніх предметів тощо). Окрім цього, додаткові труднощі вносить наявність на зображеннях природних анатомічних структур (наприклад, кісток, інших перекриваючих органів), які, часто, приховують аномалії, що містяться у легневій тканині.

Таким чином, виділення та подальша фільтрація подібного типу структур, із збереженням інформації про легеневу тканину під ними, є важливою задачею

для систем автоматизованого проектування, що використовуються для рентгенографічного дослідження грудної клітки та може суттєво підвищити точність виявлення аномалій.

Дослідження ефективності застосування методів сегментації та фільтрації кісткової тканини ребер на рентгенівських знімках показали, що їх використання уможлиблює підвищити результуючу точність класифікації. Застосування методу фільтрації кісткової тканини дозволило підвищити достовірність розпізнавання близько на 30% на противагу тому випадку, коли зображення класифікували без будь-якої попередньої обробки. Таким чином, кінцева точність становила близько 70% [35].

Зважаючи на вищезазначене, для досягнення високої точності розпізнавання рентгенологічних зображень варто застосувати методи їх попередньої обробки із подальшою класифікацією. Серед методів класифікації зображень найбільш поширеним є нейромережевий підхід, що ґрунтується на вивченні характерних ознак даних. Це є суттєвою перевагою зазначеного підходу, оскільки більшість існуючих методів класифікації використовують алгоритми вирішення специфічних задач із заданням початкових обмежень. На нейромережевому підході базуються методи глибокого навчання.

Кваліфікаційну роботу виконано із застосуванням вимог, що зазначено у працях [14, 15].

Мета роботи. Метою роботи є підвищення точності розпізнавання рентгенологічних зображень за рахунок розробки алгоритму класифікації на основі нейромережевого підходу.

Завдання дослідження:

- проаналізувати типи зображень у медицині;
- проаналізувати алгоритми попередньої обробки зображень;
- дослідити методи ідентифікації характеристик об'єктів на зображеннях у медицині;

- проаналізувати існуючі методи глибокого навчання в контексті застосування їх до медичних задач;
- розробити алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень на основі нейромережевого підходу;
- дослідити ефективність розробленого алгоритму на основі класифікації рентгенологічних знімків.

Об'єкт дослідження. Процеси діагностики легеневих захворювань.

Предмет дослідження. Алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень.

Методи дослідження. Ґрунтуються на застосуванні методів аналізу та синтезу при дослідженні типів зображень у медицині та методів їх опрацювання, класифікації при розробці алгоритму розпізнавання рентгенологічних знімків, комп'ютерного моделювання при дослідженні ефективності розробленого алгоритму.

Наукова новизна отриманих результатів:

- розроблено алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень на основі нейромережевого підходу, який на відміну від існуючих, включає процедуру опрацювання зображень, що уможливорює підвищити точність постановки діагнозу пацієнту;

Практичне значення одержаних результатів. Програмний засіб класифікації рентгенологічних зображень для постановки діагнозу лікарем.

Публікація й апробація результатів. Основні результати кваліфікаційної роботи опубліковано на V науково-практичній конференції «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» [8, 9]. Копії публікацій поміщено у додатку А.

У першому розділі проведено аналіз типів зображень у медицині, описано основні алгоритми попереднього опрацювання медичних знімків, проаналізовано методи ідентифікації характерних ознак об'єктів на зображеннях, описано існуючі методи класифікації.

У другому розділі проаналізовано методи глибокого навчання, описано процедуру класифікації на основі штучної нейромережі, описано методи

навчання нейронних мереж. Розроблено алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень для постановки діагнозу на основі неромережевого підходу.

У третьому розділі описано програмне середовище для розробки програмного засобу класифікації на основі алгоритму розпізнавання рентгенологічних зображень. Розроблено діаграму варіантів використання програмної системи. Описано процедуру опрацювання рентгенологічних знімків. Розроблено програмну систему класифікації зображень у медицині. На основі проведених експериментів показано ефективність розробленого алгоритму для підвищення точності постановки діагнозу пацієнтам.

У додатках представлено копії публікацій результатів кваліфікаційної роботи.

# 1 АНАЛІЗ ЗОБРАЖЕНЬ У МЕДИЦИНІ

## 1.1 Характеристика зображень у медицині

Під зображенням розуміють образ, що відповідає об'єкту. Подібність досягається внаслідок фізичних законів отримання зображення (наприклад, оптичне зображення). Зображення містить інформацію про просторову структуру, включаючи геометричне положення, форму, особливості деталей, чіткість, орієнтацію та розміри. Цей термін може мати кілька різних понять [6, 24], але найзагальнішим є визначення зображення, як геометричного простору, в якому кожна точка має певне значення.

Усі способи отримання зображення можна розбити на контактні та безконтактні. Контактні способи утворюють зображення шляхом механічного тиску на систему датчиків або, навпаки, на основі тиску датчиків на об'єкт. Безконтактні методи формують зображення на основі реєстрації випромінювання. Існують також проміжні методи формування зображення. Наприклад, контактним методом (внаслідок тиску на рідкокристалічну панель) формується первинне зображення, потім безконтактним методом (фотографуванням панелі) створюється цифрове зображення для аналізу.

Усі безконтактні методи можна поділити на три категорії:

- реєстрація випромінювання, що проходить через об'єкт (формування дійсного зображення);
- реєстрація випромінювання, відображеного від меж об'єкта (формування уявного зображення);
- реєстрація випромінювання, яке виробляється елементами об'єкта.

Наочним прикладом дійсних зображень є рентгенівські [4]. Суть побудови зображення на основі рентгенівського випромінювання полягає у проходженні випромінювання через тканину або матеріал досліджуваного об'єкта. Прикладом зображення, побудованого на основі відображення від меж об'єкта, є результат оптичної мікроскопії [7]. Падаюче світло відбивається від

поверхні об'єкта і реєструється фотоприймачем. Інтенсивність і частота оптичного випромінювання формують значення, що становлять зображення. Поверхню, що відбиває, можна знайти для дуже великого діапазону спектра випромінювань. Залежно від довжини хвилі змінюються властивості зображення.

Об'єктами оптичних зображень є предмети або їх фрагменти, видимі в оптичному діапазоні [6]. Характеристики зображення суттєво залежать від типу та якості обладнання для його введення, що впливає на якість визначення меж та вносить похибку у обчислення характеристик. Загалом зображення оптичного діапазону можна розділити на напівтонові (чорно-білі) та кольорові [6,7, 24].

Зображення на основі люмінесценції та термографічні зображення можуть бути прикладами випромінювання елемента певного об'єкта. Вони, зазвичай, використовуються для пошуку відхилення та патології [20], які проявляються у зміні температур, або для контролю над енергетичними процесами. Термографічні зображення напівтонові, але, зазвичай, відображаються за допомогою палітризованого зображення в псевдокольорах. Значення пікселя у цьому зображенні відповідає значенню температури на поверхні об'єкта.

Прикладами зображень, що формуються контактними методами, можуть бути плантографічні зображення [17] та зображення атомно-силової мікроскопії [3]. Штучно створені зображення можуть бути сформовані на основі даних різної природи. Тут просторова природа не включає традиційний зміст і як просторові координати використовуються різні фізичні величини. Наприклад, якщо як осі взяти тиск і концентрацію, а як значення точок такого простору – магнітні властивості речовини, то отримуємо штучне псевдозображення. На такому зображенні зручно досліджувати властивості у комплексі.

Зображення в обчислювальних пристроях подаються або як векторні, або растрові [7, 24]. Векторне зображення формується на основі процесу малювання, інваріантно до масштабування, поворотів та інших проєктивних

перетворень. Його опис складається з інструкцій з малювання та графічних примітивів. Зображення цього типу зручно використовувати, якщо об'єкти на ньому прості та їх небагато. При збільшенні кількості об'єктів розміри такого зображення зростають, тому для відображення об'єктів фотографічного типу використовується растрове зображення.

Елементарною одиницею растрових зображень є піксель. Якщо растрове зображення розглядати як матрицю, піксель буде відповідати елементу матриці. Растрові зображення поділяються на бінарні, напівтонові, кольорові та мультиспектральні. Бінарні зображення мають два рівні яскравості, де один відповідає фону, а інший – об'єкту на зображенні. До окремого типу відносять мультифазне зображення, яке є об'єднанням кількох бінарних зображень в індексованому поданні [1]. При цьому об'єкти кожного бінарного зображення відображаються окремим рівнем або кольором. Мультифазне зображення одержують у результаті процедури ідентифікації бінарних об'єктів, тобто кожен об'єкт чи група об'єктів мають свою індивідуальну ознаку (для мультифазного зображення – це колір). Воно успадковує всі властивості бінарного зображення, де нульовий рівень кольору відповідає фону, а всі інші рівні – об'єкту. Метою використання мультифазного зображення є виділення, збереження та класифікація об'єктів прямо на зображенні.

У напівтоновому зображенні піксель задається єдиною величиною. Для визначення кольору використовуються принаймні три напівтонові величини. Якщо для формування пікселя необхідно багато величин, то дане зображення є мультиспектральним [28]. Людське око не розпізнає мультиспектральні зображення, тому в обчислювальній техніці вони рідко використовуються і в більшості випадків їх включають до кольорових зображень за рахунок зменшення спектрального простору.

Кольорове зображення може бути [28]:

- індексованим або палітризованим;
- упакованим;
- являти собою окремі площинні плани.



Індексоване зображення за організацією відповідає напівтоновому зображенню або звичайній матриці. У цьому випадку значення пікселів супроводжуються таблицею, в якій кожен можливий колір описують індексом. Найчастіше така таблиця складається із чотирьох стовпців. Перший стовпець містить індекси кольору і саме ці індекси визначають значення пікселя в зображенні. Другий, третій та четвертий стовпці задають три значення кольору. Для знаходження точки зображення за значенням пікселя формується індекс таблиці, яким задається повний колір. Часто в таблицях значення індексу знижуються, якщо індекс відповідає порядковому номеру рядка. Такі таблиці називаються палітрами. Звідси походить і друга назва даних зображень – палітризована, що пов'язана з економією пам'яті в задачах представлення зображень у графічних режимах відеопам'яті.

Наступні два класи зображень одразу зберігають усі три значення кольору пікселя. Їхня відмінність полягає в розташуванні цих значень. Кольорове зображення можна подати у вигляді колірних компонентів. Найчастіше вони відповідають червоному (R), зеленому (G) та синьому (B) каналам. Кількість компонентів колірного простору визначає глибину зображення. Колірні компоненти можуть бути упаковані послідовно в одній площині (як rbrgrbrgb...) або розділені в декількох площинах (як RRR...GGG...BBB...) [29]. Зображення з упакованими кольоровими компонентами, як правило, використовуються у більшості графічних систем і відомі як DIB (Device Independent Bitmap – апаратно-незалежний растр) [29]. Застосовуючи такий формат, можна отримати доступ до всіх елементів структур, що описують зображення, за допомогою звичайного покажчика.

Зображення завжди формується на основі сигналу. Кожен сигнал характеризується довжиною та амплітудою. При обчисленні показників велику роль відіграє розмірність вихідних даних. З одного боку, це вводить певні ускладнення у самому визначенні характеристик, з іншого – дозволяє уніфікувати уявлення вихідних даних. Таким чином, сигнал визначається як

набір одновимірних даних і має двовимірну природу (у класичному розумінні це визначається часом та амплітудою).

Сигналом може бути і спектр випромінювання хімічних елементів (залежність від довжини хвилі випромінювання), і швидкість автомобіля, що змінюється (залежно від часу або рельєфу місцевості), і навіть профіль рельєфу (залежність від просторової координати). Для визначення характеристик, зображення розглядають як набір даних у певному просторі. Іноді зображення задається як двовимірний набір даних, тобто має тривимірну природу. Таке зображення називається напівтоновим. Дані для кольорового зображення визначаються у тривимірному колірному просторі, оскільки колір можна виразити за допомогою трьох кольорових компонентів. В результаті кольорове зображення є п'ятивимірним. Для таких зображень, що мають багато компонентів для представлення даних, розмірність визначається як їх сума.

При визначенні зображення може змінюватися не лише розмірність даних. В одновимірному просторі зображення подається як сигнал, у двовимірному – 2D-зображення, для тривимірного – це об'ємне або 3D-зображення [45]. Традиційно простір зображення відповідає геометричному простору [6, 24, 28], проте на практиці може задаватися будь-яким поданням компонентів.

Останнім часом обробку зображень активно застосовується у багатьох сферах діяльності людини. З кожним роком дедалі більше з'являються нові методи та алгоритми обробки зображень та виділення об'єктів, деякі з них використовуються для пошуку та аналізу об'єктів за різними характеристиками.

Характеристики є одним із найважливіших результатів аналізу. Вони можуть бути як кінцевим результатом – числовим поданням аналізу, так і проміжним, що потребує додаткової формалізації. Саме на основі характеристик роблять висновки про досліджуваний об'єкт і саме характеристики відіграють ключову роль у задачах аналізу, моніторингу та прогнозування. Метою обчислення характеристик у загальному випадку є

спостереження за об'єктом в задачах контролю якості, моніторингу змін, діагностики, прогнозування.

Обчислення характеристик об'єктів на зображенні часто є важливою складовою алгоритмів сегментації, класифікації та відбору. Враховуючи вищезазначене, процедура опрацювання зображень однією із ключових, оскільки її якість суттєво впливає на подальші результати розпізнавання.

## 1.2. Аналіз типів зображень у медицині

Зображення у медицині прийнято класифікувати за способами їх одержання та галузями, до яких вони належать. Виділяють такі типи зображень: анатомічні (фотографії, рентгенівські знімки, ультразвукові зображення, зображення ядерно-магнітного резонансу (ЯМР), моделі комп'ютерного томографа) [21, 22], гістологічні (зображення оптичної та електронної мікроскопії) [4, 27, 31]. Крім того, існують області діагностики, які також можна віднести до цього списку, наприклад, іридодіагностика, каріотипування.

Для роботи з обчислювальною технікою ця схема найбільш компактна і оптимальна, хоча медики виділяють ще кілька видів зображень. Наприклад, ряд офтальмологічних зображень (зображення райдужки ока, що використовуються в іридодіагностиці; зображення сітківки) цілком можна віднести до оптичних фотографій анатомічних зображень. Варто зазначити, що обчислювальна техніка використовується лише там, де зображення вирізняються особливою складністю, наприклад, зображення пухлин, а також зображення, що отримують за допомогою зондів.

Зазвичай, зображення в медицині класифікуються за областями, в яких вони використовуються: анатомічні, гістологічні (включаючи цитологічні), фізіологічні. В основі отримання гістологічних зображень лежать методи оптичної та електронної мікроскопії. На гістологічних зображеннях

відображено тканини та клітинні структури, проте визначити інформативні об'єкти непросто. Це пов'язано зі низькоконтрастним зображенням клітин та клітинних структур, складністю організації тканини та її структури, наявністю різних груп клітин та значною неоднорідністю тканини як фону [2]. Найбільш поширена класифікація спирається на характер отримання зображення та на об'єкти, що присутні на зображеннях такого типу: гістологічні зображення, зображення променевих методів, ендоскопічні зображення, теплові зображення. Променеві методи отримання зображення ґрунтуються на аналізі специфічних випромінювань. Такі зображення включають рентгенівські, магніторезонансні та ультразвукові.

Рентгенівське випромінювання застосовується для отримання медичних зображень з часу відкриття [48]. Воно формується в результаті взаємодії квантів рентгенівського випромінювання з приймачем і є розподілом квантів, які пройшли через тіло пацієнта. Ці кванти поділяються на первинні, що пройшли через тіло без взаємодії, і вторинні, які утворюються в результаті взаємодії з тканинами тіла. Первинні кванти, реєстровані приймачем, формують зображення, а вторинні створюють середовище, яке погіршує контраст зображення. У більшості сучасних установок є пристрої, які відсторонюють розсіяні кванти, тому рентгенівські знімки характеризуються досить якісним зображенням.

Ультразвук – ще один вид випромінювання, що застосовується для візуалізації у медичній діагностиці [12]. Використання ультразвуку засноване на його здатності проникати всередину тіла та взаємодіяти з тканиною. Інформацію про структуру тіла закодовано в проникнутому та розсіяному випромінюванні. Ультразвукові хвилі заломлюються та відбиваються на границях розділу середовищ з різними акустичними показниками заломлення. Вони розповсюджуються досить повільно, при характерних розмірах органів легко вимірювати відповідний час розповсюдження, що уможливило для отримання акустичних зображень використовувати ехо-імпульсні методи.

Однак швидкість хвиль досить висока для того, щоб накопичити та реконструювати інформацію у вигляді повного кадру зображення за 80 мс.

Це уможливорює спостерігати рух у динаміці. Пристрої для отримання зображень ультразвуковими методами включають хоча б мінімальний електронно-обчислювальний комплекс. Одним із методів отримання медичних зображень є використання ефекту ЯМР [21]. Зображення утворюється в залежності від щільності протонних спинів у тканині та часів релаксації. Ендоскопічні зображення отримують оптичними методами, проте технологія їх одержання специфічна, тому їх визначають окремим класом. Теплові зображення отримують реєстрацією теплових випромінювань й визначають розподіл температури поверхні тіла.

Залежно від якості препарату та обладнання зображення оптичної мікроскопії можуть бути як напівтоновими, так і кольоровими (див. рис. 1.1). Наявність великої кількості різнотипних об'єктів на гістологічних зображеннях суттєво ускладнює аналіз цих зображень [5, 22, 47].

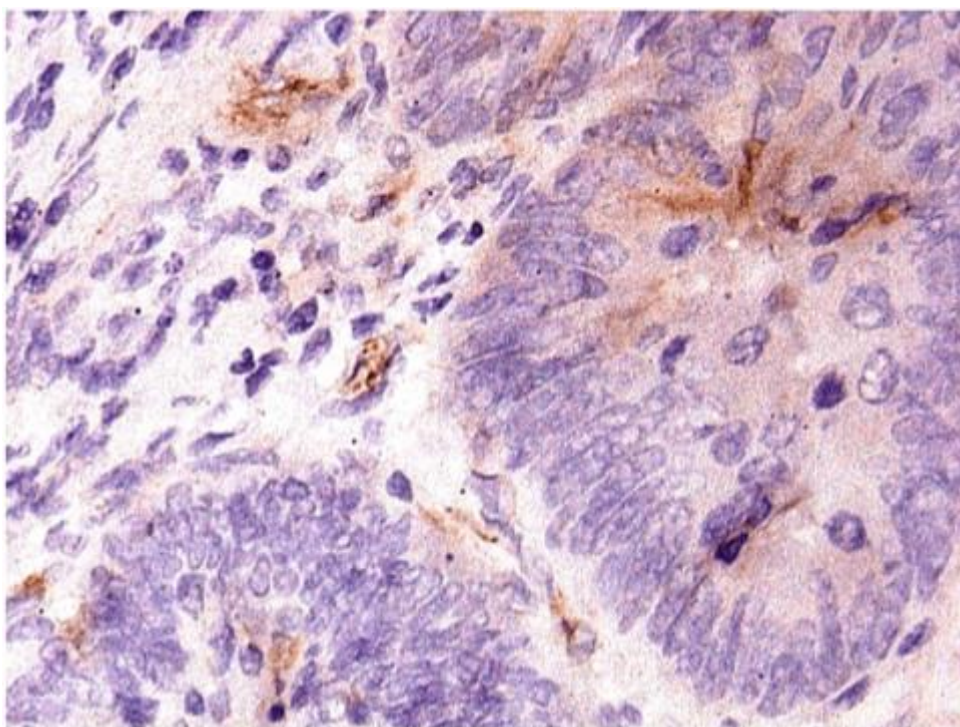


Рисунок 1.1 – Приклад зображення гістологічного зображення, отриманого на основі оптичної мікроскопії

Як окремий клас зображень в оптичній мікроскопії, можна виділити цитологічні зображення, які є окремим випадком гістологічних. Переважно це зображення мазків і проточної цитології, що складаються із окремих клітин (див. рис. 1.2).

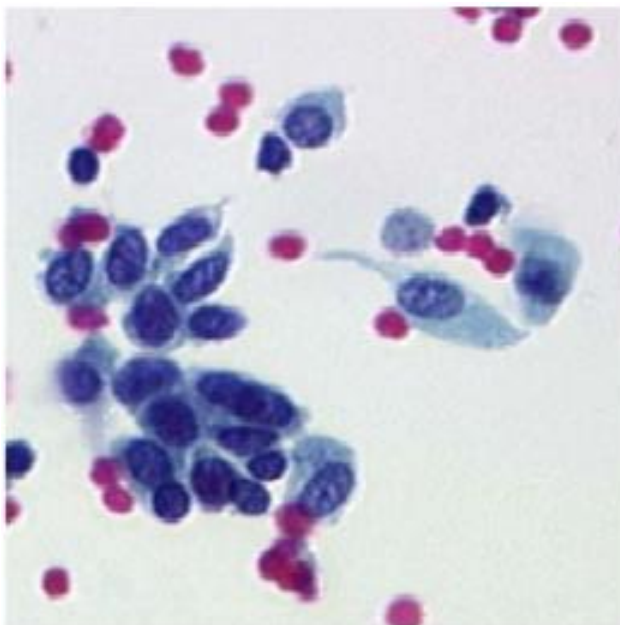


Рисунок 1.2 – Приклад цитологічного зображення

При обробці медичних зображень оптичної мікроскопії найважливішу роль відіграють такі характеристики: зашумленість зображення, однорідність фону, оптичні та геометричні характеристики об'єктів та ін.

Променеві методи досліджень найчастіше мають анатомічний характер. Ця група досліджень включає методи отримання зображень за допомогою різноманітних випромінювань [22]: рентгенівського; ультразвукового; на основі ЯМР; позитронно-емісійного. Природа побудови зображень променевих методів різна. Самі зображення можуть бути і уявними, і дійсними, проте вони будуються на основі випромінювання у дуже вузькому спектральному діапазоні. В результаті, зображення, отримані такими методами, є напівтоновими і відбивають чутливість органів та тканин до довжини хвилі випромінювання.

Рентгенівські знімки насамперед забезпечують анатомічну інформацію, відображаючи щільність тканини, за допомогою послаблення рентгенівських променів (див. рис. 1.3). Типовий рентгенівський знімок – це проєкційне зображення тіла, причому одні об'єкти (органи або кістки) можуть бути приховані за іншими об'єктами. Високу щільність тканини (кістки), зазвичай, відбиває контрастне зображення, проте ділянки м'якої тканини самі видно нечітко і вносять граничні перешкоди зображення кістки.



Рисунок 1.3 – Рентгенівський знімок кистів руки

Неякісні знімки часто супроводжуються точковими шумами. Складні геометричні вимірювання об'єктів на них спостерігаються досить часто і дуже важливі, особливо при протезуванні. Тому рентгенівські знімки одні з перших привернули до себе увагу автоматизації їх аналізу. Основна перевага цифрових рентгенографічних систем полягає в можливості забезпечення високої ймовірності виявлення деталей низького контрасту в широкому динамічному діапазоні. Незважаючи на те, що детектор може мати досить високу чутливість до структури з низьким контрастом зображення, спостерігачу потрібна допомога для відокремлення корисної інформації від фонових структур.

Досліджувані низькоконтрастні структури стають помітнішими в результаті фільтрації, придушення шумів, виділення частот та інших апаратно-програмних способів.

Ультразвукові зображення мають можливість одержувати серію знімків (анатомічних та фізіологічних) та дозволяють вивчати їх динаміку (див. рис. 1.4) [11, 22]. Інтенсивність прийнятих ехо-сигналів може відобразитися на дисплеї в різних режимах, які змінюються в залежності від поставлених задач.

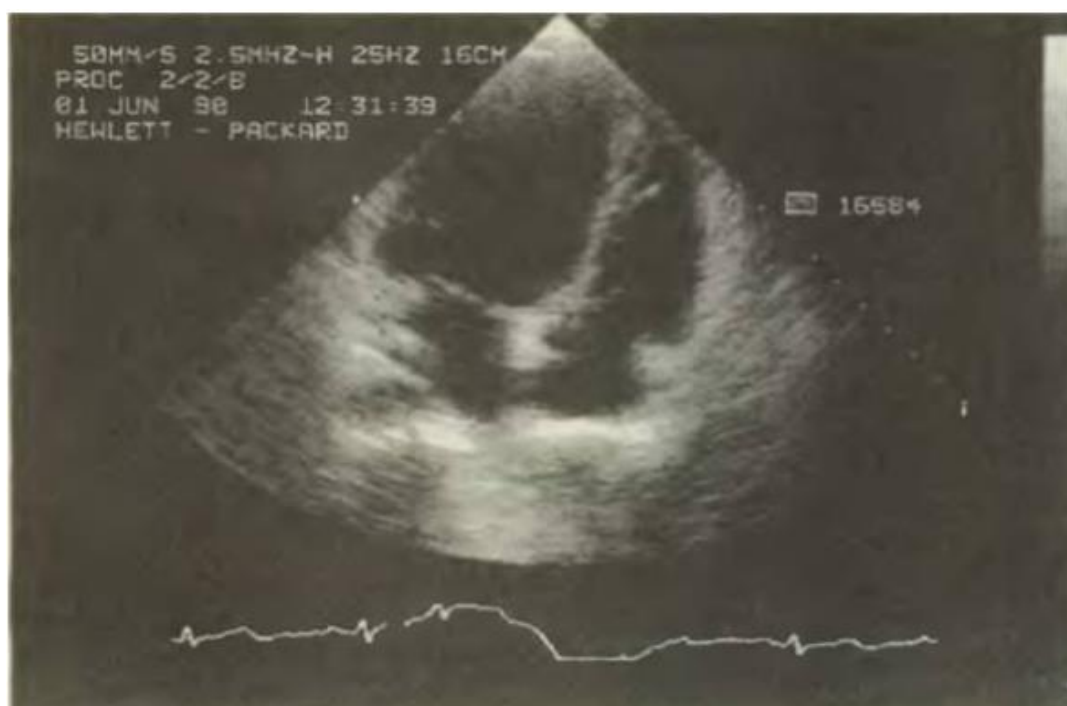


Рисунок 1.4 – Ультразвукове зображення поздовжнього перерізу серця

ЯМР-зображення використовує інформацію про здатність до повороту водомістких молекул та про відносний вміст води в тканинах людини. Змінюючи частоту імпульсів, можна вимірювати відносний контраст у зображеннях різних анатомічних структур. Цей метод дозволяє отримувати як анатомічні, так і фізіологічні зображення. Однією з важливих особливостей є те, що методи отримання ЯМР-зображень дозволяють реєструвати тривимірні масиви даних та отримувати зображення анатомічної будови тіла з високим ступенем точності. Такою особливістю володіє трансаксіальна, рентгенівська комп'ютерна томографія.



Фізіологічне зображення, зазвичай, супроводжується додатковою інформацією про процеси, що відбуваються навколо, відрізняється слабкою контрастністю і середньою зашумленістю, іноді зустрічаються зображення з дефектами проєкцій. Позитронно-емісійні методи засновані на застосуванні радіофармпрепаратів, мічених ізотопами позитронними випромінювачами. В теперішній час більше 90% досліджень за допомогою позитронно-емісійного томографа проводиться при онкологічних захворюваннях.

Позитронно-емісійний діагностичний метод – єдиний, який відбиває перебіг біохімічних процесів, що відбуваються в організмі. Однак у зв'язку з застосуванням короткоживучих радіоізотопів, він має малу опромінюючу дію. Ефективність цього методу підвищується шляхом комбінування з іншими методами отримання зображення.

Найбільш відповідальним і складним є застосування обчислювальної техніки в діагностичних та інтраопераційних цілях. Ендоскопічне зображення реєструється за допомогою камери на основі ПЗЗ-матриці. Для отримання зображення застосовується складна оптична система, положення камери динамічно змінюється. Контрастність визначається якістю апаратури та очисних засобів. До факторів, що погіршують якість зображення, можна віднести просторові геометричні спотворення, що виникають через впровадження чужорідної структури (лапароскопа), та спотворення освітлення, що виникають через появу відблисків і тіней на нерівних областях органів [1, 4, 17, 27].

Тривимірне зображення відрізняється від плоского побудовою геометричною проєкцією 3D-моделі на екрані комп'ютера за допомогою спеціалізованих програм та методів. У класичному трактуванні під томографією розуміється метод рентгенологічного дослідження, за допомогою якого можна робити знімок шару, що лежить на певній глибині об'єкта, що досліджується [6, 21, 26]. У більш загальному випадку 3D-зображення відновлюється за проєкційними даними (цифровими знімками об'єкта,

зробленими з різних точок) [22]. Синтезоване зображення за площиною змішування датчика для одержання шарів називається томограмою.

Отримання комп'ютерної томограми можна схематично розбити на кілька етапів [22, 26]:

- сканування – вузький пучок випромінювання сканує тіло, рухаючись навколо нього по колу. На протилежному боці встановлена кругова система датчиків випромінювання, що перетворюють випромінювання в електричні сигнали;
- посилення запису сигналу – сигнал від датчиків посилюється і перетворюється на цифровий код, що надходить у пам'ять комп'ютера;
- синтез та аналіз зображення – комп'ютер відтворює внутрішню структуру об'єкта.

На рисунку 1.5 наведено приклад зображення на основі комп'ютерного томографа.

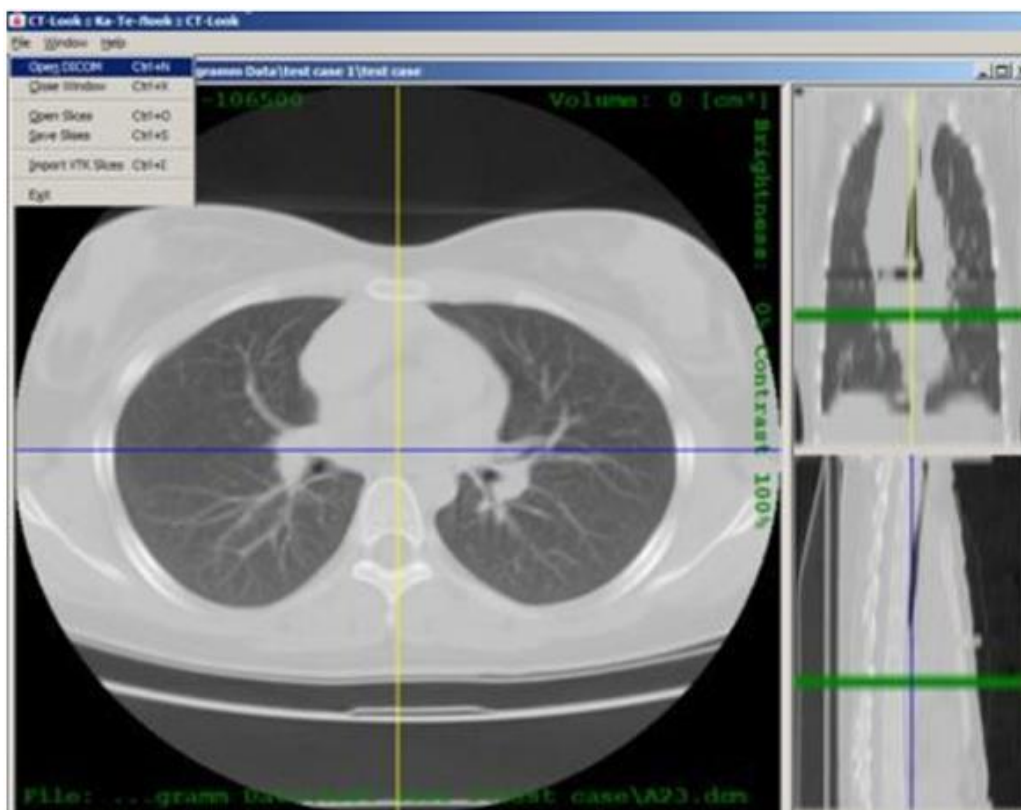


Рисунок 1.5 – Комп'ютерна томографія (на крупному плані фронтальний зріз, праворуч сагітальний та аксіальний зрізи)

Якість зображення комп'ютерної томографії визначається п'ятьма факторами: просторовим дозволом; контрастністю; шумом, просторовою однорідністю; лінійністю та наявністю артефактів. Зазвичай, зображення комп'ютерної томографії аналізується в трьох площинах для точного опису розташування частин тіла, органів, інших анатомічних утворень у просторі та по відношенню один до одного в анатомії людини. Ці перерізи мають називають: сагітальний – розріз у площині двосторонньої симетрії тіла; парасагітальний – розріз паралельно до площини двосторонньої симетрії тіла; фронтальний – розріз вздовж осі тіла перпендикулярно сагітальному; аксіальний – розріз в поперечній площині тіла.

### 1.3 Аналіз методів опрацювання зображень у медицині

Принциповими в теорії обробки зображень є питання формування, введення, представлення на комп'ютері та візуалізації. Сучасні пристрої отримання зображення дуже складні та використовують різноманітні фізичні процеси. Кожен із цих процесів характеризується унікальними похибками та спотвореннями. На комп'ютері зображення перетворюють у числовий формат, який можна використовувати та опрацьовувати за допомогою обчислювальної техніки.

Область введення відеоінформації є прямокутним полем, що задається верхньою, нижньою, лівою і правою межами. Форму поверхні можна описати як функції відстані  $F(x,y)$  від поверхні до точки зображення з координатами  $x$  і  $y$ . Враховуючи, що яскравість точки на зображенні залежить виключно від яскравості відповідної ділянки поверхні, можна вважати, що візуальна інформація з певним ступенем точності відображає стан яскравості або прозорості кожної точки. Тоді під зображенням розуміється обмежена функція двох просторових змінних  $f(x,y)$ , задана на прямокутній площині і має певну

кількість своїх значень. У зв'язку з тим, що цифрова пам'ять комп'ютера здатна зберігати лише масиви даних, спочатку зображення перетворюють на деяку числову форму (матрицю) [16]. Введення зображень у пам'ять комп'ютера здійснюється за допомогою відеодатчиків.

Відеодатчик перетворює оптичний розподіл яскравості зображення в електричні сигнали, а потім у цифрові коди. Оскільки зображення є функцією двох просторових змінних  $x$  та  $y$ , а електричний сигнал – функцією однієї змінної  $t$  (часу), то для перетворення використовується розгортка [16].

Введення зображень у комп'ютер неминує пов'язане з дискретизацією зображень за просторовими координатами  $x$  та  $y$  та квантуванням значення яскравості в кожній дискретній точці. Дискретизація досягається за допомогою координатної сітки, утвореної лініями, паралельними осям  $x$  та  $y$  декартової системи координат. У кожному вузлі такої решітки здійснюють відлік яскравості або прозорості носія інформації, яка потім квантується і представляється в пам'яті комп'ютера.

Елемент, отриманий у процесі дискретизації зображення, називається пікселем. Для якісного представлення напівтонового зображення найчастіше використовується  $2^8 = 256$  рівнів квантування, тобто один піксель зображення кодується одним байтом інформації. В результаті за допомогою кількох пристроїв та етапів перетворення отримують зображення, якість якого залежить від організації взаємодії всіх вузлів у схемі отримання зображення. Тому попередня підготовка та визначення операцій отримання зображення відіграють дуже важливу роль у процесі його аналізу, визначення якості результатів та способів їх отримання [16].

Об'єкти на зображенні у медицині визначають як області, що відповідають інформативним структурам (тканинам, волокнам, клітинам, їх структурам та об'єднанням або органам). Здебільшого ці області явно не задані та мають перешкоди і шуми. Для отримання якісного зображення необхідно виконати додаткові підготовчі операції: підготовку апаратури відеовводу та попередню обробку зображення.

Правильна підготовка апаратури має величезне значення для проведення подальшого дослідження. Вона дозволяє знизити спотворення, а при отриманні якісного зображення і значно скоротити часові витрати на його цифрову обробку. Основними апаратними спотвореннями, які можна усунути на цьому рівні, є: геометричні, нерівномірність освітлення, спотворення шкали сигналу.

Попередня обробка полягає у максимальному наближенні досліджуваного зображення до еталонного або нормалізованого. Зазвичай, для медичних зображень – це просторово інваріантні операції, зсув, зміна яскравості, зміна контрасту, квантування та геометричні перетворення (зміна масштабу, поворот осі). На етапі отримання зображення використовують методи перетворення зображень. Метод локально-незміщеного згладжування [16], основним призначенням якого є згладжування шумової складової. Для реалізації методу використовують алгоритми медіанної та рангової фільтрації. Метод вирівнювання освітленості зображення здійснює перетворення вихідної локальної освітленості у свій аналог при відновленні покращеного зображення [16]. Перетворення цього методу переводить освітленість всіх фрагментів зображення на зручний для сприйняття діапазон інтенсивності яскравості. Для реалізації методу використовувалися алгоритми напівтонової математичної морфології та мінімакс-фільтрацію. Метод контрастування об'єктів. Перетворення зазначеного методу припускають зміну яскравості образів всіх об'єктів, що відбиваються на вихідній освітленості фону та об'єкта з метою посилення значень яскравості невидимих об'єктів.

Під час отримання зображення часто відбуваються спотворення перспективи та нелінійні спотворення геометрії. Помилка перспективи та аберації об'єктива, викликана нелінійними спотвореннями лінзи, часто є причиною неправильного обчислення характеристик на зображенні. Дані проблеми можна вирішити на етапі обчислень, якщо попередньо проведене геометричне калібрування. Геометричне калібрування виконують попередньо під час встановлення програмного забезпечення на нове обладнання, що формує зображення і, як правило, включає такі кроки:

- визначення калібрувального шаблону;
- визначення системи координат;
- адаптація калібрувальної інформації до реальних характеристик.

Після калібрування зображення системи отримана інформація прив'язується до зображення. Варіанти прив'язки залежать від способу реалізації програми, але загалом їх можна розбити на чотири класи, де калібрувальна інформація:

- знаходиться безпосередньо в структурі зображення;
- зберігається у глобальній таблиці програми або операційної системи;
- передається безпосередньо у функцію обчислення характеристик;
- зберігається у файлі зображення або у файловій системі, пов'язаній з ним.

Кожен тип калібрування виконується на основі аналізу відображення спеціальних образів. В оптичній мікроскопії вони називаються об'єктами мікрометрами, в атомній – калібрувальними ґратами чи об'єктами.

Природа більшості сигналів, що беруть участь у формуванні зображення, є безперервною, а зберігання інформації про зображення здійснюється у дискретному вигляді у виділеній області пам'яті. Це призводить до необхідності дискретизації чи квантування вихідних сигналів. Подання координат у вигляді кінцевої множини відліків називається дискретизацією, а подання амплітуди значеннями з кінцевої множини – квантуванням [23]. Іншими словами, дискретизація виконується в геометричному просторі, а квантування змінює яскравість та колір.

На етапі представлення інформації у дискретному вигляді виникає кілька проблем, пов'язаних з визначенням відповідності частоти сигналів та кроку дискретизації, і, зазвичай, вони вирішуються на апаратному рівні. Неправильна дискретизація аналогового сигналу призводить до того, що його високочастотні складові накладаються на низькочастотні, внаслідок чого відновлення сигналу в часі призводить до його спотворень. Для запобігання цьому ефекту частота

дискретизації повинна бути достатньо високою і сигнал повинен бути належним чином відфільтрований перед оцифруванням [44].

Не всі задачі можуть бути вирішені в такому широкому діапазоні; наприклад, методи, що працюють із гистограмами яскравості, не завжди ефективні. Крім того, більшість реалізацій функцій обробки зображень орієнтовано на 8-бітові представлення, тому часто доводиться виконувати перетворення зображень на цей тип.

Існує кілька способів такого перетворення. Еквілізація – це корекція амплітуди або зміна відношення частот у певному діапазоні. Таке перетворення якісно впливає на яскравість та контраст. Найбільш прості способи еквілізації: розтягування, стиснення та обмеження напівтонової шкали.

Сегментація – процес поділу досліджуваного простору на частини (сегменти), що мають подібні характеристики або подібний рівень потреб та функціональних особливостей, відмінних від характеристик та потреб інших сегментів [44]. Сегментація зображень призначена для виділення областей (груп пікселів) з певними властивостями. Такі області відповідають об'єктам або їх частинам, що визначає дослідник. Результатом сегментації є бінарне або ієрархічне (мультифазне) зображення, в якому кожен рівень (фаза) зображення відповідає конкретному класу виділених об'єктів [6, 50].

Сегментація є складним етапом у обробці та аналізі медичних зображень біологічної тканини, оскільки необхідно виділяти області, що відповідають різним структурам на гістологічних препаратах: клітинам, органам, артефактам тощо [42, 44]. Це пов'язано з високою варіабельністю їх характеристик, слабкою контрастністю оброблюваних зображень та складною геометричною організацією об'єктів. Особливо складними видами тканини для обробки є тканини людського організму, що швидко руйнуються.

Передбачається, що об'єкти на зображенні представлені у вигляді однорідних областей, тобто метою сегментації є розбиття аналізованого зображення на області, що задовольняють будь-якому критерію однорідності за однією або декількома характеристиками. Слід зазначити, що однорідність

області за деякими характеристиками не завжди має відображатись візуально. Виділяють такі характеристики однорідності: за яскравістю пікселів; у колірному чи спектральному просторі; за текстурними характеристиками; у просторі геометричних характеристик (лінійних, характеристик форми та об'ємних).

Сегментація включає основні та додаткові методи. Основні методи використовують «сиру» вихідну інформацію зображення, додаткові – інформацію, отриману іншими методами. До самостійних методів відносять: глобальні та локальні методи; кластеризацію; нечітку кластеризацію; напівтонову морфологію; методи, що використовують гістограми; статистичні методи. Ці методи не завжди дозволяють отримати якісний результат, тому використовуються в комплексі з іншими. Додаткові способи: класифікація контурів; розщеплення, злиття та нарощування областей; морфологічний аналіз.

Активно розвивається додаткові методи, які ґрунтуються на апараті нейронних мереж, клітинних автоматах, марківських ланцюгах та статистичній оцінці характеристик однорідності. Виходячи з особливостей об'єктів, що виділяються, сегментацію мікроскопічних зображень проводять за схемою, зображеною на рисунку 1.6. Спочатку визначають класи об'єктів й для кожного використовують певна гілку сегментації.

Отримане бінарне зображення вимагає додаткової обробки. Для цього використовують порівняння геометричних, денситетричних та топологічних характеристик об'єктів. На основі такого порівняння виконують корекцію зображення. Після цього застосовують методи математичної морфології для корекції форми (крайових дефектів і цілісності) об'єктів, що залишилися, які повинні відповідати шуканим і визначати координати їх контуру для збереження в базі даних.

Зображення різних об'єктів можна розділити на три типи: текстурні, локально-інформаційні та змішані. У класі текстурних зображень інформаційна змістовність міститься у тих чи інших макропараметрах, що характеризують



зображення загалом. Для статистичного опису текстурних зображень природно використовувати класичні методи та статистичні моделі теорії випадкових полів.



Рисунок 1.6 – Класифікація методів сегментації зображень у медицині

Локально-інформаційні зображення характеризуються присутністю цілісних об'єктів, що мають конкретні геометричні характеристики. У зображеннях зі змішаним змістом присутні об'єкти мають текстурні характеристики. У зв'язку з цим існує кілька різних методик сегментації зображень, що застосовуються залежно від типу та складності зображень та характеристик об'єктів, які необхідно виділити. Найбільш популярні методи, що часто використовуються, поділяються на чотири класи за принципом виділення об'єкта:

- сегментація меж об'єктів;
- сегментація областей об'єктів;
- текстурна сегментація;
- сегментація форми.

Окрім того, методи можна класифікувати за математичним апаратом, який використовуються для їх реалізації:

- порогова сегментація;
- морфологічна сегментація;
- нарощування областей.

У деяких випадках для отримання ефективнішого результату можна послідовно використовувати різні методи сегментації.

#### 1.4 Постановка задачі на кваліфікаційну роботу

Розглянуто у попередніх підрозділах характеристики зображень у медицині, які мають інформаційну місткість, компактність, наочність та є одним з основних засобів представлення інформації у практичній медицині. Залежно від способів та засобів отримання зображень, виділяють різні їх типи. До променевих методів отримання зображень включають рентгенологічні ультразвукові та магніторезонансні. Зважаючи на ситуацію із суттєвим

поширенням захворювання на коронавірусну інфекцію, якісне розпізнавання рентгенологічних зображень легеневих тканин є особливо актуальною.

Однією із основних задач при розпізнаванні зображень є опрацювання, аналіз та оцінка інформації, поданої у вигляді зображень. Якісний аналіз складних структур зображень у медицині припустимий при поєднанні можливостей високочутливих датчиків і достатньо точних, швидкісних алгоритмів роботи з даними, отриманими апаратними засобами та з первинними даними, на основі яких виконують диференціацію та об'єктивний опису.

На основі проаналізованих методів та алгоритмів попереднього аналізу та обробки зображень у медицині, до яких включені етапи введення, калібрування, дискретизації та сегментації зображень впливає висновок, що від їх точності та ефективності залежить достовірність розпізнавання зображення і на цій основі постановка правильного діагнозу пацієнту. Таким чином, виникає необхідність розробки алгоритму класифікації рентгенологічних зображень, який включає процедуру попереднього опрацювання та аналізу отриманих результатів.

Для розв'язку поставленої задачі необхідно:

- проаналізувати типи зображень у медицині;
- проаналізувати алгоритми попередньої обробки зображень;
- дослідити методи ідентифікації характеристик об'єктів на медичних зображеннях;
- проаналізувати існуючі методи глибокого навчання в контексті застосування їх до медичних задач;
- розробити алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень на основі нейромережевого підходу;
- дослідити ефективність розробленого алгоритму на основі класифікації рентгенологічних знімків.

## 1.5 Висновки до розділу

Досліджено характеристики зображень у медицині, способи, методи та засоби їх отримання та існуючі типи. Виокремлено та проаналізовано характерні ознаки рентгенологічних зображень, з якими доводиться працювати щодня медичним працівникам особливо під час пандемії Covid-19. Зазначено, що суттєвий вплив на кінцевий результат розпізнавання зображення є етап попереднього опрацювання. Описано основні методи обробки, виокремлено їх особливості та можливості застосування. На основі проведених досліджень сформульовано мету кваліфікаційної роботи та здійснено постановку задач, що потрібно виконати для досягнення результату.

## 2 АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ РЕНТГЕНОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

### 2.1 Характеристика рентгенологічних зображень

Рентгенографія сьогодні – це метод променевої діагностики організму. Отримання рентгенівського зображення досліджуваного органу засноване на принципі неоднорідного ослаблення (поглинання) пучка рентгенівського випромінювання, яке виникає, коли він проходить через тканини, що мають різну щільність і це неоднорідно ослаблене випромінювання потрапляє на систему, що сприймає (рентгенівська плівка або флуоресцирую).

Рентгенограма – це чорно-біле зображення, де чорні ділянки – це тканини та органи, що мають низьку щільність (такі, наприклад, як легені), добре пропускають рентгенівські промені, що засвічують плівку. В цьому випадку інтенсивно йде процес відновлення чорного дрібнодисперсного металевого срібла з галогенідів срібла, що входять до складу рентгенівської плівки. Білі ділянки на рентгенограмі – це тканини та органи, що мають високу щільність (такі, наприклад, як кістки) та інтенсивно поглинають рентгенівське випромінювання. Енергія рентгенівських променів, які доходять до рентгеноплівки, дуже мала для її засвічення, тому при прояві плівка залишається білою.

Таким чином, рентгенографія є одним із найпоширеніших методів для діагностики різних захворювань легень і призначається набагато частіше, ніж інші види обстеження – магнітно-резонансної або комп'ютерної томографії. Принцип отримання рентгенівського знімка простий – пучок променів, що виходять із променевої трубки апарату, проходячи через тіло людини різною мірою, проектується на плівці. По суті, метод нагадує процес виготовлення звичайної фотографії, але через властивість органів по-різному пропускати рентгенівські промені виходить знімок, на якому м'які тканини мають відтінки сірого, повітряні порожнини відображаються чорними, а кістки, що поглинають випромінювання, – яскраво-білими. Рентгенографія може бути оглядовою – у

випадках, коли необхідно розглянути легені загальною чи прицільною, коли досліджується фрагмент органа [16].

Сьогодні рентген легень використовують лікарі для діагностування різних патологій бронхолегеневої системи. Цей метод ефективний для виявлення таких хвороб, як запалення легенів, туберкульоз, ракові пухлини, грибкові захворювання, і навіть виявлення чужорідних тіл. Звичайно, рентгенографія не є універсальним засобом діагностики – наприклад, патології кісток та суглобів можна виявити лише за допомогою комп'ютерної томографії, а МРТ здатна визначити наявність та точне розташування пухлини розміром менше 1 мм.

Метою проведення процедури – отримати рентгенівський знімок, за допомогою якого лікар зможе поставити діагноз та призначити лікування. Правильно розшифрувати зображення може лише професійний рентгенолог, який за формою затемнень і просвітлень, інтенсивності ліній та їх відтінку робить висновок про стан внутрішніх органів. Наприклад, рак легень на знімках характеризується округлими затемненнями різного діаметра з чіткими межами. Великі тіні з розмитими краями можуть свідчити про грибкові, серцево-судинні захворювання, пневмонію. Туберкульоз характеризується інтенсивними лініями легень, і навіть безліччю дрібних затемнених ділянок.

Якість знімка, отже, і надійність майбутнього діагнозу, безпосередньо залежить від самого апарату, друкованого матеріалу, і навіть від статичності пози пацієнта під час проведення аналізу. Залежно від передбачуваної хвороби роблять один або два знімки. Найчастіше для діагностики потрібен тільки вид спереду.

Рентгеноплівки можна поділити на:

- екранні
- безекранні.

Безекранні застосовуються без люмінесцентних підсилювальних екранів або ці екрани металеві.

Конверсійна ефективність люмінофора – це перетворення енергії рентгенівських квантів. Максимальна чутливість системи рентгеноплівка-люмінофор виходить при підборі такого типу фотоплівки, який має найбільшу чутливість у спектрі максимальної інтенсивності світіння люмінофора. Підсилюючі екрани (люмінесцентні чи металеві) застосовують у рентгенографії для збільшення фотографічного впливу рентгенівського випромінювання (скорочує час просвічування).

Отримання зображень у медицині на плівках включає дві стадії:

- експонування – утворення прихованого (невидимого) зображення;
- утворення видимого зображення як результату хіміко-фотографічної обробки.

Для того, щоб на знімку потрібна область була відображена цілком і повністю без накладення тіней від інших органів, при проведенні дослідження дуже важливо правильно укласти пацієнта. Існують спеціальні атласи укладок, в яких детально описані положення пацієнта при різних дослідженнях. В іншому випадку, при неправильній проекції знімок буде недостовірним або просто не вийде, що вимагатиме повторного проведення рентгенографічного дослідження.

Як правило, дослідження роблять у двох і більше взаємно-перпендикулярних проекціях (зазвичай, у прямій та бічній). Також використовують додаткові і спеціальні проекції — косі, аксіальні, тангенціальні та ін., що дозволяє вивчати невидимі чи погано видимі об'єкти, оглядати об'єкт з усіх боків, зокрема у разі накладання структур. Знімки, що охоплюють частину тіла (наприклад, грудну клітку) називають оглядовими. На оглядових рентгенограмах можуть бути виявлені пошкодження кісток і суглобів, перфорації порожнистого органу, патологічного скупчення газу та рідини, відкладення солей кальцію та ін.

За рахунок розбіжності рентгенівських променів відображення будь-якої структури на рентгенограмі дещо більше за її справжній розмір. У класичному плівковому варіанті існували спеціальні методи дослідження, що дозволяли

точно виміряти розмір органів та утворень. У сучасних цифрових апаратах розміри автоматично обчислюються на екрані монітора.

Існує чимало датасетів, що містять рентгенівські знімки легеневих тканин, як здорового, так і патологічного характеру. Після дослідження кількох прикладів відповідних наборів даних, що представлено у таблиці 2.1., перевагу надано датасету, підготовленому Клінічним Центром у складі Національних Інститутів Здоров'я США (NIH Clinical Center) [36, 37].

Таблиця 2.1 – Порівняння наборів рентгенівських знімків легень

Назва датасету	Без паталогії	З паталогією	Загальна кількість	Формат	Розширення
Montgomery Country chest X-ray dataset	80	58	138	DICOM	4020x4892
Belarus tuberculosis database	-	464	464	DICOM	2248x2248
JSRT database	93	154	247	PNG	2048x2048
Shenzhen Hospital X-ray Set	326	336	662	JPEG	-
NIH Chest X-rays dataset	63170	48950	112120	PNG	1024x1024

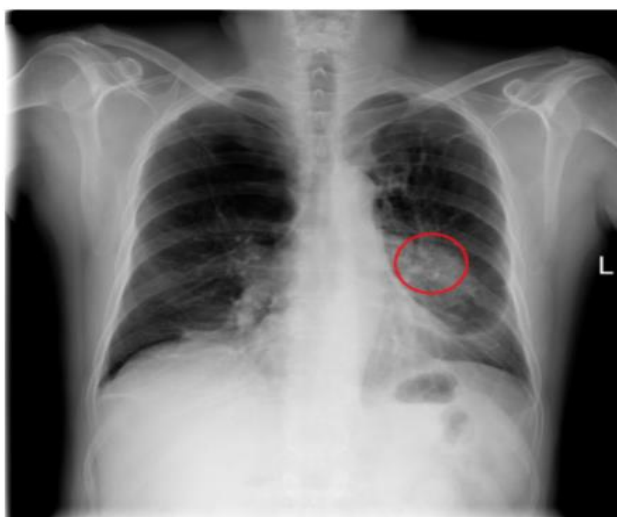
Набір даних називається NIH Chest X-rays Dataset. Ключовим критерієм вибору датасету є кількість знімків, що міститься в наборі, оскільки однією з особливостей методів глибокого навчання є наявність якомога більшої кількості вихідних даних. Вибраний датасет є у вільному доступі та містить більше, ніж 112 тисяч знімків [36]. Зображення представлені у форматі PNG із глибиною кольору 8 біт. Кожен знімок має розширення 1024x1024 пікселя. На



рисунку 2.1 наведено приклад здорового рентгенологічного зображення легень (а) та знімка з патологією (б).



а)



б)

Рисунок 2.1 – Приклади рентгенологічних знімків: а) без патології, б) з патологією

Після аналізу вмісту датасету встановлено співвідношення здорових знімків (близько 60% датасету) до знімків, що містять будь-яку патологію (близько 40% датасету). Як видно із рисунка 2.1 б), відхилення від норми позначено кружечком – скупчення, що відрізняється по кольору від здорової легеневої тканини.

## 2.2 Методи розпізнавання зображень

Розпізнавання – це, як правило, кінцевий етап обробки, що лежить в основі процесів інтерпретації та розуміння. Суть даного етапу – віднесення об'єкта до певної групи за заданими ознаками на основі значень його характеристик. Вхідними для розпізнавання є зображення, виділені в результаті сегментації та частково відреставровані. Вони відрізняються від еталонних геометричними та яскравими характеристиками, відсотковим вмістом шумів, а також шумами, що збереглися. Характеристики областей на зображенні визначаються, як ознаки приналежності до відповідної групи.

Зазвичай, розпізнавання ґрунтується на множині ознак, що визначаються на основі характеристик зображення або його фрагмента. При такому підході розпізнавання образів на зображенні включає дві задачі: відбір та впорядкування ознак та класифікацію [16]. Відбір ознак виконується за списками визначених показників. Характеристики аналізуються на інформативність при оцінці різниці між класами. Якщо характеристика несе інформацію про об'єкт, вона може бути ознакою належності до будь-якого класу. Критерієм відбору та впорядкування ознак є ступінь важливості характеристики.

Задача класифікації відповідає прийняттю рішення про належність образу тому чи іншому класу на основі угруповання ознак, містить математичні рішення і, зазвичай, формалізується через визначення функції або набору порогів, що дозволяють поділити ознаки на групи. Для прикладних задач розпізнавання в основному застосовують чотири підходи, які використовують методи [41]: кореляційні; засновані на прийнятті рішень щодо критерію близькості зі зразками; синтаксичні; нормалізації, що займають проміжне місце за обсягом обчислень. Структурну схему класифікації методів розпізнавання зображень представлено на рисунку 2.2.

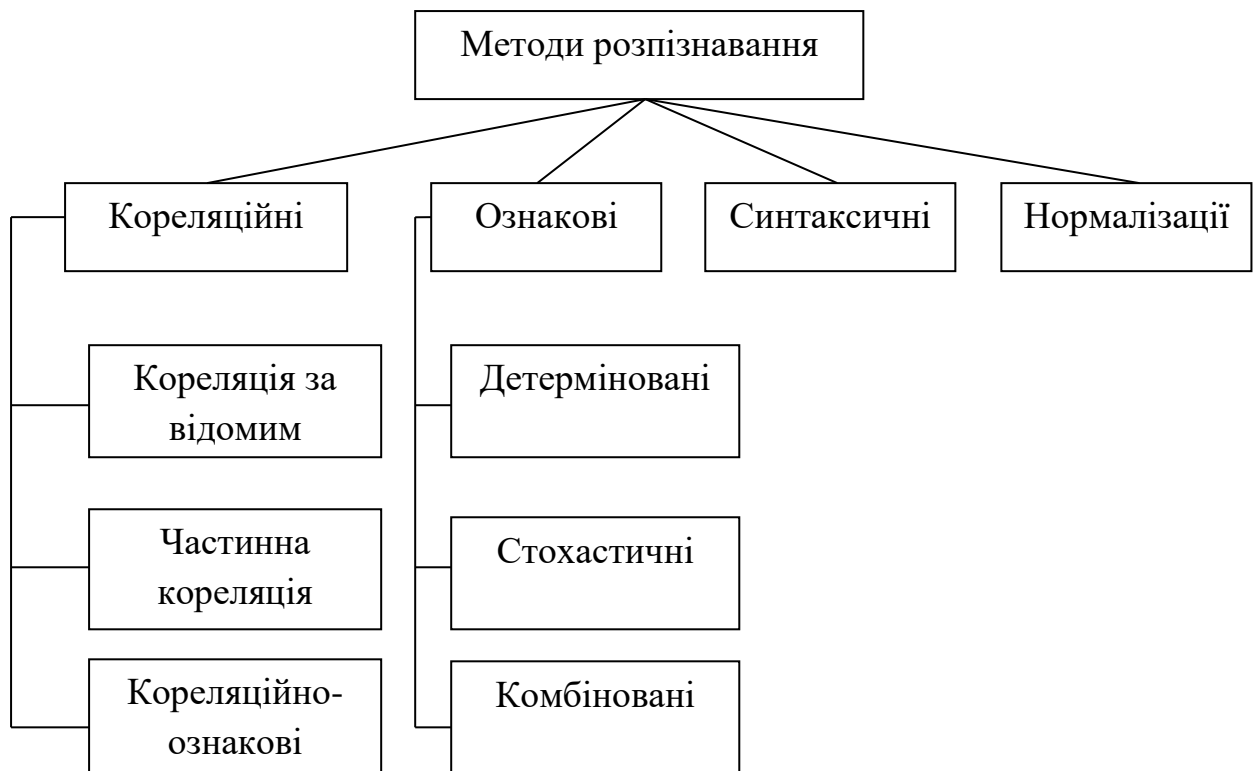


Рисунок 2.2 – Методи і процедури розпізнавання зображень

Кожен підхід має конкретні алгоритми для застосування у певній сфері, яка залежить від характеру відмінностей вхідних та еталонних зображень, від властивостей середовища, вимог до обсягів обчислень та швидкості прийняття рішень. Кореляційні методи застосовують для виявлення об'єктів із постійними характеристиками, якщо повністю заданий еталон. Такі методи ґрунтуються на повному переборі у просторі зображення, тому цю процедуру можна вважати базовою, потенційно найбільш стійкою до перешкод, хоча й найбільш трудомісткою. Всі інші методи спрямовані на зниження обчислювальних витрат при спробі забезпечення наперед заданої достовірності розпізнавання, габаритно-вагових характеристик обчислювача та вартості витрат на створення програмних та технічних засобів.

Більш ефективні за часом виконання методи, що ґрунтуються на переході в простір характеристик (ознакові методи) та характеризуються суттєво меншою розмірністю порівняно із простором зображень [16]. Залежно від поставленої мети виконується кореляційна обробка характеристик, отриманих

від еталона та вхідного зображення. як із використанням порогів за величиною подібності, так і без встановлення порогу (коли шукають максимум подібності). При цьому актуальним є задача комплектування різнотипних та різношкальних характеристик (метричних, статистичних, логічних, текстурних, структурно-лінгвістичних та ін.), одержаних різними вимірювальними засобами з метою розв'язування задачі розпізнавання.

Стійкіші результати дозволяють отримати алгоритми, що базуються на методі приватних кореляцій. Приватні коефіцієнти кореляцій, одержані для окремих фрагментів еталона, у сигнальному просторі можуть розглядатися як характеристики. Обробка таких характеристик, тобто їх згортка залежить від типу зображень, ступеня зашумленості і може бути здійснена методами перевірки статистичних гіпотез [18]. До таких методів належать алгоритми класу SURF (Speeded Up Robust Feature – швидке вилучення стійких характеристик), які останнім часом стали дуже популярними і є надійним детектором характеристик-дескрипторів зображення, а також стійкі до різних перетворень зображення, таких як зсув, поворот, масштабування. Метод SURF базується на сумах апроксимації 2D-вейвлету Хаара. Стандартна версія SURF у кілька разів швидша, ніж алгоритми SIFT (зсуву), на основі якого вони розроблені.

Синтаксичні методи ґрунтуються на статистичних та детермінованих підходах та на використанні спеціалізованої алгебри [23]. Основну проблему у таких методах становить вибір характеристик за такими правилами:

- характеристики зображень одного класу можуть дещо відрізнятися (з допомогою впливу перешкод);
- показники зображень різних класів повинні істотно відрізнятися;
- набір характеристик повинен бути мінімально можливим, тому що від їхньої кількості залежить і надійність, і складність обробки.

Синтаксичні методи ґрунтуються на отриманні структурно-лінгвістичних характеристик та відповідних операцій над ними. Для цього вводяться правила

з'єднання цих характеристик, однакових для еталона та вхідного зображення. Аналіз отриманої таким чином граматики забезпечує прийняття рішень.

Методи нормалізації полягає у заміні класів еквівалентності їх зображенням. Множина вхідних зображень замінюється множиною нормалізованих. Кожне нормалізоване зображення порівнюється з еталоном, що суттєво зменшує кількість кореляцій на завершальному етапі розпізнавання. При нормалізації автоматично обчислюються параметри перетворень, що відповідають спотворенням зображень під час перетворення їх на модель, найближчу до еталона. Процедуру перетворень здійснюють на основі операторів нормалізації. Для цього найчастіше застосовують афінні та проєктивні перетворення [16]. Група методів нормалізації включає багато методик. Задачу розпізнавання можна поділити на дві групи:

- розпізнавання та класифікація самих зображень;
- пошук та розпізнавання об'єктів на зображенні.

Перша група найчастіше оперує глобальними характеристиками всього зображення загалом. В результаті зображення відносять до одного з кількох класів. Задач такого типу досить багато: медичні діагностичні задачі на основі аналізу текстури, розпізнавання дактилоскопічних відбитків, аналіз генетичного матеріалу. Сьогодні найпопулярніша задача цієї групи – пошук зображень у базі.

У другій групі використовують ширшу технологію обробки та аналізу зображень. Вона орієнтована на пошук проєкції реального об'єкта, визначення його положення на зображенні та його характеристик. Активно використовують локальні методи. Виділяють область на зображенні, що відповідає об'єкту, і для неї визначають характеристики, з яких формують ознаки належності до того чи іншого класу.

Задачі другої групи поширеніші, оскільки дозволяють робити висновок про конкретні об'єкти, а не лише про їхню присутність. Для процесу розпізнавання основну роль відіграють ознаки, за якими об'єкт відносять до того чи іншого класу. Ознаки формують на основі характеристик зображення

або області зображення, які відповідають об'єкту. Таким чином, правильне визначення характеристик об'єкта суттєво впливає на якість результатів розпізнавання зображень.

На сьогодні існує чимало методів розпізнавання. Найбільш відомі та популярні нейронні мережі, генетичні алгоритми, нечітка кластеризація, мурашині алгоритми тощо. Проте для швидкого розпізнавання об'єктів на медичних зображеннях вони не є ефективними, оскільки вони ґрунтуються на порівнянні з шаблонами. Біологічні та медичні шаблони об'єктів відрізняються широкою варіабельністю. Фахівці, які відповідають за розпізнавання об'єктів на медичних зображеннях, практично завжди використовують додаткову, часто підготовлену заздалегідь на основі інтуїтивних підходів інформацію. Підготувати простий шаблон, який добре підійшов би під опис біологічного об'єкта, є вкрай складною задачею. У результаті процес розпізнавання медичних зображень є багатоступеневим, його успіх безпосередньо залежить від простору ознак, у яких задаються шаблони чи характеристики класифікації. Варто зазначити, що складність біологічних об'єктів призводить до формування ознакового простору із найрізноманітніших характеристик, що визначають не лише на основі зображення.

### 2.3. Методи попереднього опрацювання рентгенологічних зображень

Одним з ключових етапів машинного навчання є етап попередньої обробки образів. Основними методами опрацювання рентгенівських зображень є посилення локального контрасту, сегментація легень та фільтрація кісткової тканини ребер. Одним з визначних факторів, що впливають на якість зображення, є рівень контрасту зображення. Підвищення локального контрасту рентгенівських зображень здійснюють за формулою [46]:

$$L_{LGE} = \frac{L - L'}{\sqrt{L^2 - (L')^2}}, \quad (2.1)$$

де  $L$  – вихідне зображення;

$L'$  – зображення, до якого застосоване перетворення Гауса.

На рисунку 2.3 зображено приклад результату застосування методу до рентгенологічного знімку органів грудної клітки.

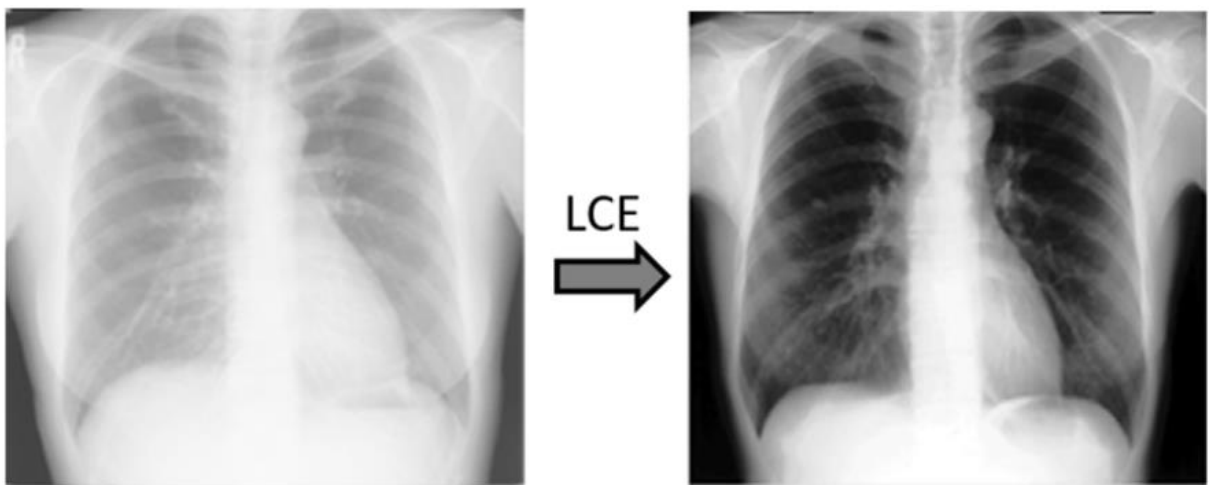


Рисунок 2.3 – Приклад методу підвищення локального контрасту

Приступаючи до аналізу рентгенівських знімків легень, зазвичай починають із виділення контуру легневих тканин. Таким чином, задача сегментації полягає у розпізнаванні та подальшому відокремленні області легень від серця та інших органів, присутніх на знімках. Для розв'язання цієї задачі застосовують згорткову нейронну мережу на базі архітектури UNet, яка найпопулярніша вирішенні задач сегментації медичних зображень [46].

До недоліків такої архітектури можна віднести є високі обчислювальні витрати та відносно низький розподіл знімків за видами патологій. Перший недолік усувається наявністю відповідного обладнання, що дозволяє проводити навчання із використанням графічного процесора (GPU). Другий – з великою ймовірністю не вплине на результати навчання, оскільки у дослідженні

розглядаємо задачу бінарної класифікації, а саме задачу визначення наявності або відсутності патології на знімку.

Метод сегментації легень включає такі кроки, реалізацію яких наведено на рисунку 2.4:

- пошук меж легень за допомогою навчання згорткової нейронної мережі на базі UNet для сегментації легень на вхідному наборі даних із підготовленими вручну “масками” (межами легень) [46];
- визначення меж легень у вигляді чорно-білих “масок” за допомогою навченої згорткової нейронної мережі для кожного вихідного зображення із набору даних;
- виділення області правої або лівої легені вхідних знімків.



Рисунок 2.4 – Приклад результатів методу сегментації легень

Використання методу фільтрації кісткової тканини уможливорює підвищити точність класифікації легень на 25-30% [35]. Найбільшу проблему при фільтрації кісткової тканини містить етап визначення різниці інтенсивності текстури та легеневої тканини. Цей етап необхідний для безпосереднього видалення силуетів кісток за допомогою зведення різниці між інтенсивностями до мінімуму. Для обчислення інтенсивності текстур використовується лінійна модель: інтенсивність ребра у точці  $(x, y)$  визначається як  $ax+b$ .

Задача визначення інтенсивності зводиться до задачі оптимізації підбору найкращих для моделі параметрів  $(a, b)$ . Для вирішення такої задачі



застосовують метод регресії, який враховує однорідність кістки, витрачаючи при цьому менше часу на обчислення. Алгоритм, описаний у [33], працює в припущенні, що значення різниці інтенсивностей кістки та легеневої тканини може змінюватися від центру кістки до її кордонів, проте, це значення залишається практично незмінним на сусідніх ділянках уздовж параболічної кривої. Це припущення дозволяє методу спочатку передбачити різницю інтенсивності в центрі кістки, а потім розширити це значення у вертикальному напрямку для зведення різниці між межами ребер та легеневою тканиною, що знаходиться зверху або знизу від кордонів, до мінімуму. Наведемо короткий опис основних кроків зазначеного алгоритму.

Крок 1. Видалення шаблону. Першим кроком при пошуку ребра є вилучення шаблону ребра із вмісту знімка. Спочатку проводиться попереднє виділення меж ребра за допомогою спеціального оператора виявлення кордонів, після чого до зображення застосовується проста схема вибірки для фіксації шаблону, виявленого в центрі області легені. За допомогою певної оцінки вибираються декілька відповідних шаблонів-кандидатів для кожної з легень окремо.

Крок 2. Пошук крайніх точок меж ребра. Для пошуку меж ребер застосовується фільтр Габора (Log-Gabor filter) [33]. На цьому кроці проводять первинне виділення ребер, починаючи від “стартових точок”.

Крок 3 Вибір кращого шаблону. На цьому кроці зменшують кількість потенційно підходящих шаблонів для правої та лівої легень шляхом очищення відстані між межами ребер на шаблоні та структурами, знайденими на попередньому кроці. Шаблон із найменшою відстанню слугує для подальшої роботи системи. Шаблон для іншої легені створюють шляхом дзеркального відображення першого.

Крок 4. Оцінка ширини ребра Для можливості подальшого виділення ребра обчислюють середню висоту (або ширину) ребра на основі обчислення середнього значення всіх допустимих вертикальних ліній, знайдених у структурі ребра.

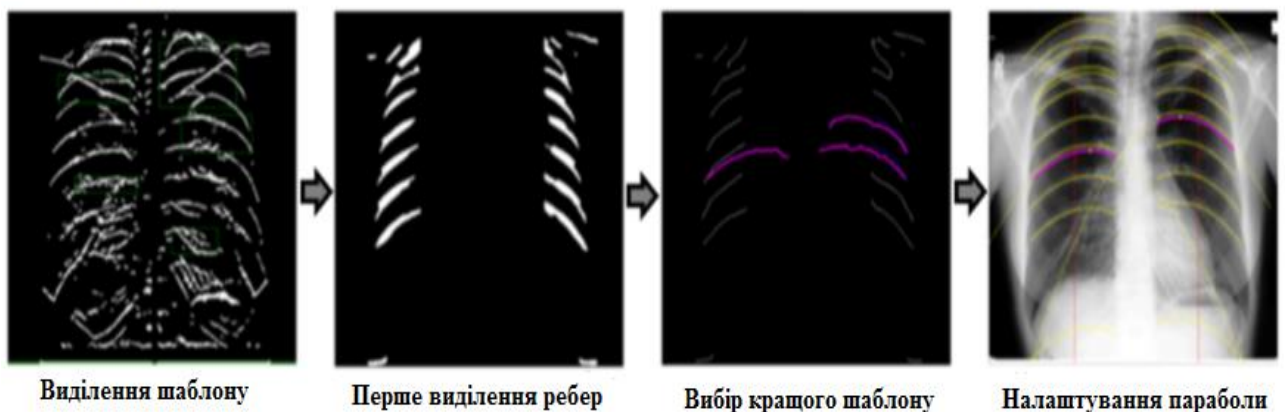
Крок 5. Налаштування параболи. На цьому кроці здійснюється коригування вертикального положення шаблону. Зсув проводиться за рахунок оптимізації коефіцієнта при вільному члені полінома, знайденого на кроці 3. Знайдені значення дозволяють визначити кінцеве положення шаблону.

Крок 6. Розширення меж ребер. Кожне ребро всередині грудної клітки має особливості у своїй геометрії, у зв'язку з чим глобальний шаблон у вигляді параболи, що виходить зі знайденої “стартової точки”, може не вписатися в структуру кривизни ребра. Таким чином необхідне уточнення положення центру ребра шляхом перевизначення коефіцієнтів полінома, специфічних для ребра. Це дозволить розширити ребро лінійно, досягнувши передбаченої висоти ребра.

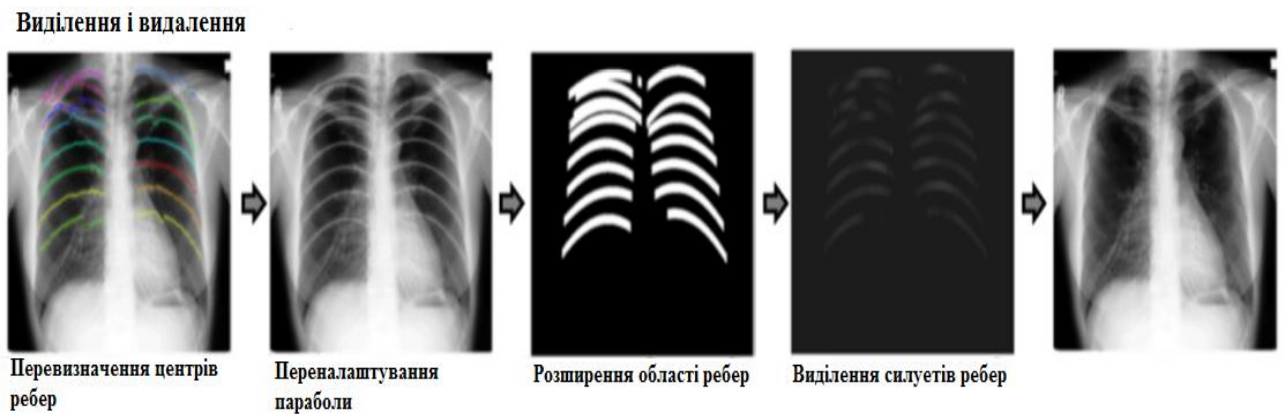
Крок 7. Фільтрація кісткової тканини. Заключним етапом методу є видалення з рентгенівського знімку шумів, викликаних присутністю кісткової тканини ребер. Ця операція здійснюється шляхом придушення силуетів ребер із збереженням інформації про легеневу тканину, розташовану під ними.

Приклад результатів покрокової реалізації методу фільтрації кісткової тканини наведено на рисунку 2.5 а) процедура виявлення, б) процедура виділення і видалення.

#### Виявлення



а)



б)

Рисунок 2.5 – Приклад реалізації методу фільтрації кісткової тканини

Як зазначено у попередніх підрозділах, як метод класифікації варто обрати метод глибокого навчання, що ґрунтується на нейромережевому підході. Методи глибокого машинного навчання здатні до навчання й постійно вдосконалюють спосіб навчання. До таких математичних апаратів відносяться згорткові нейронні мережі, детальну характеристику яких розглянемо у наступному підрозділі.

#### 2.4 Метод класифікації на основі загорткових нейромереж.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional neural network) або CNN – це клас глибоких нейронних мереж прямого поширення, що успішно застосовують при розпізнаванні візуальних образів, в тому числі і при розпізнаванні медичних зображень [41]. Функціонування мережі влаштована таким чином, що приймаючи зображення, мережа виділяє деякі конкретні особливості цього зображення, після чого переходить до отримання більш абстрактних об'єктів і так до виділення абстракцій високого рівня. При цьому, в процесі навчання мережа самостійно переналаштовується і вибудовує найбільш підходящу

ієрархію абстрактних ознак, нехтуючи неважливими (на її погляд) деталями і виділяючи найбільш значущі.

Згорткові нейромережі містять такі типи шарів: шар згортки (convolutional layer), шар субдискретизації або підвибірки (pooling layer), шар активації (ReLU layer) і повнозв'язковий шар (fully connected layer). Приклад типової згорткової нейронної мережі зображено на рисунку 2.6.

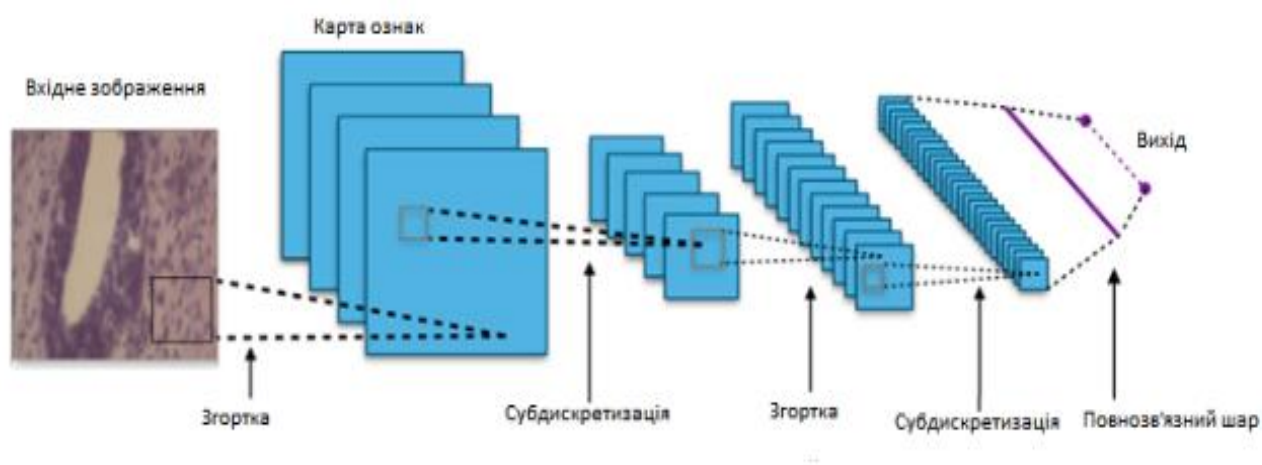


Рисунок 2.6 – Узагальнена структура згорткової нейронної мережі

Визначення розміру вхідного зображення у медицині, зазвичай, здійснюють методом підбору. Варто зазначити, що надто малий розмір зображення унеможлиблює виявлення нейронною мережею ключових ознак. Кожне зображення розбивають на 3 канали: червоний, синій, зелений. Вхідний шар враховує двовимірну топологію зображень і складається з декількох карт (матриць), що відповідають зображенню з конкретним каналом.

Згортковий шар – це набір карт ознак, що мають синаптичне ядро (фільтр), кількість яких залежить від конкретної прикладної задачі. Слід відзначити, що велика кількість карт підвищує якість розпізнавання, проте збільшує обчислювальну складність. Підвибірковий шар також включає карти, але їх кількість співпадає із попереднім шаром. Метою функціонування зазначеного шару є зменшення розмірності карт попереднього шару.

Повнозв'язний шар відповідає структурі багат шарового перцептрона, що оптимізує змодельовану складну нелінійну функцію з метою покращення якості розпізнавання. Нейрони кожної карти підвибіркового шару зв'язані з одним нейроном прихованого шару. Вихідний шар зв'язаний з усіма нейронами попереднього шару. Кількість нейронів цього шару відповідає кількості класів.

Будь-яка задача класифікації полягає у такій постановці: є множина об'єктів, поділених певним чином класи. Задано кінцеву множину об'єктів, для яких відомо, до яких класів вони належать. Таку множину називають навчальною вибіркою (trainingset). Класова приналежність інших об'єктів не відома. Потрібно побудувати алгоритм, який уможливило визначити найменування класу, до якого належить довільний об'єкт із вихідної множини [46]. Для перевірки алгоритму класифікації слід використати тестову вибірку (validation set).

Зважаючи на вищезазначене, процес функціонування алгоритмів машинного навчання розбивають на певні кроки, що продемонстровано на рисунку 2.7.

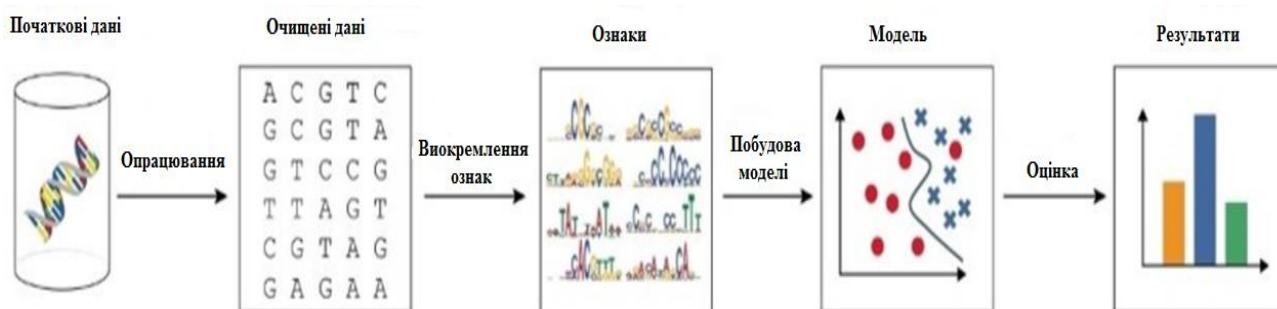


Рисунок 2.7 – Етапи машинного навчання

Як видно із рисунка 2.7, перш, ніж навчити згорткову нейромережу, необхідно попередньо опрацювати вхідне зображення. Саме зазначений етап у значній мірі впливає на результат навчання мережі й отримання адекватної моделі класифікації. Для медичних задач висока точність класифікації має важливе значення, оскільки це впливає на діагноз пацієнта.

## 2.5. Алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень

Задача розпізнавання об'єктів на рентгенологічних зображеннях включає певні етапи. Структурну схему ідентифікації об'єктів на зображенні представлено на рисунку 2.8.

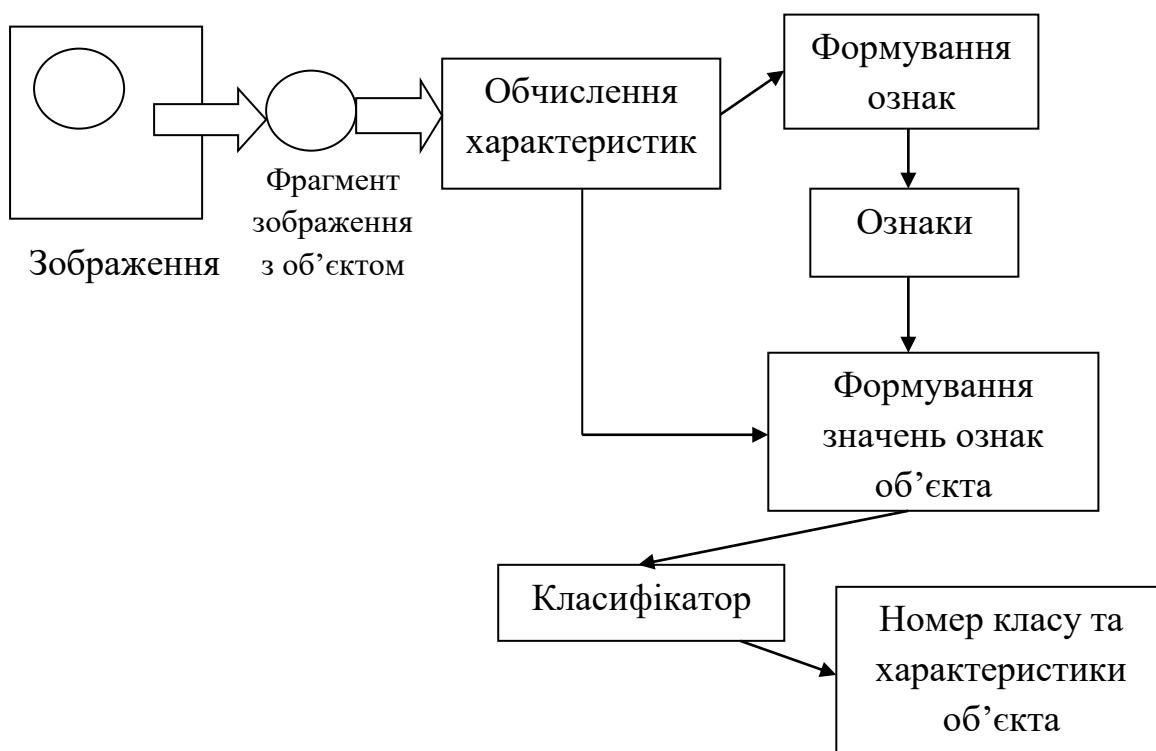


Рисунок 2.8 – Структурна схема пошуку та розпізнавання об'єктів на зображенні

Процес автоматичної роботи із зображенням, який реалізовано системі, можна розбити на кілька основних кроків:

- введення та покращення зображення;
- сегментація;
- виявлення об'єктів (ідентифікація);
- обчислення характеристик чи вимір;
- аналіз та прийняття рішень.

Алгоритм аналізу рентгенологічного зображення представлено на рисунку 2.9. Запропонована схема дозволяє отримати об'єкти та визначити їх

характеристики, а також отримати опис об'єктів на зображенні. При вирішенні конкретної прикладної задачі схему можна модифікувати.

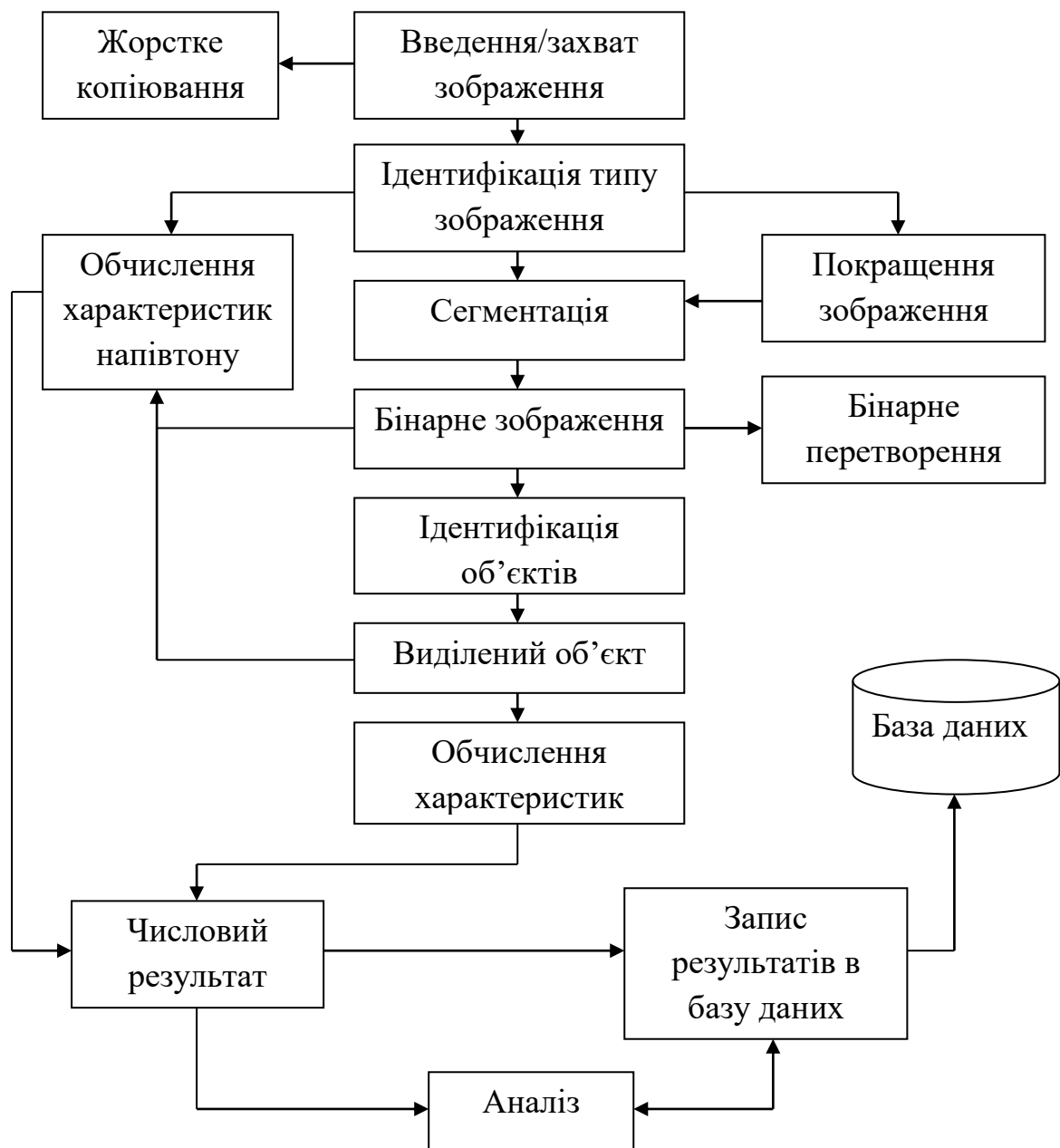


Рисунок 2.9 – Алгоритм аналізу зображення

При рентгенівському дослідженні органів грудної клітки та отриманні на медичного зображення алгоритм його опрацювання міститиме певну кількість кроків, послідовність який продемонстровано на рисунку 2.10.

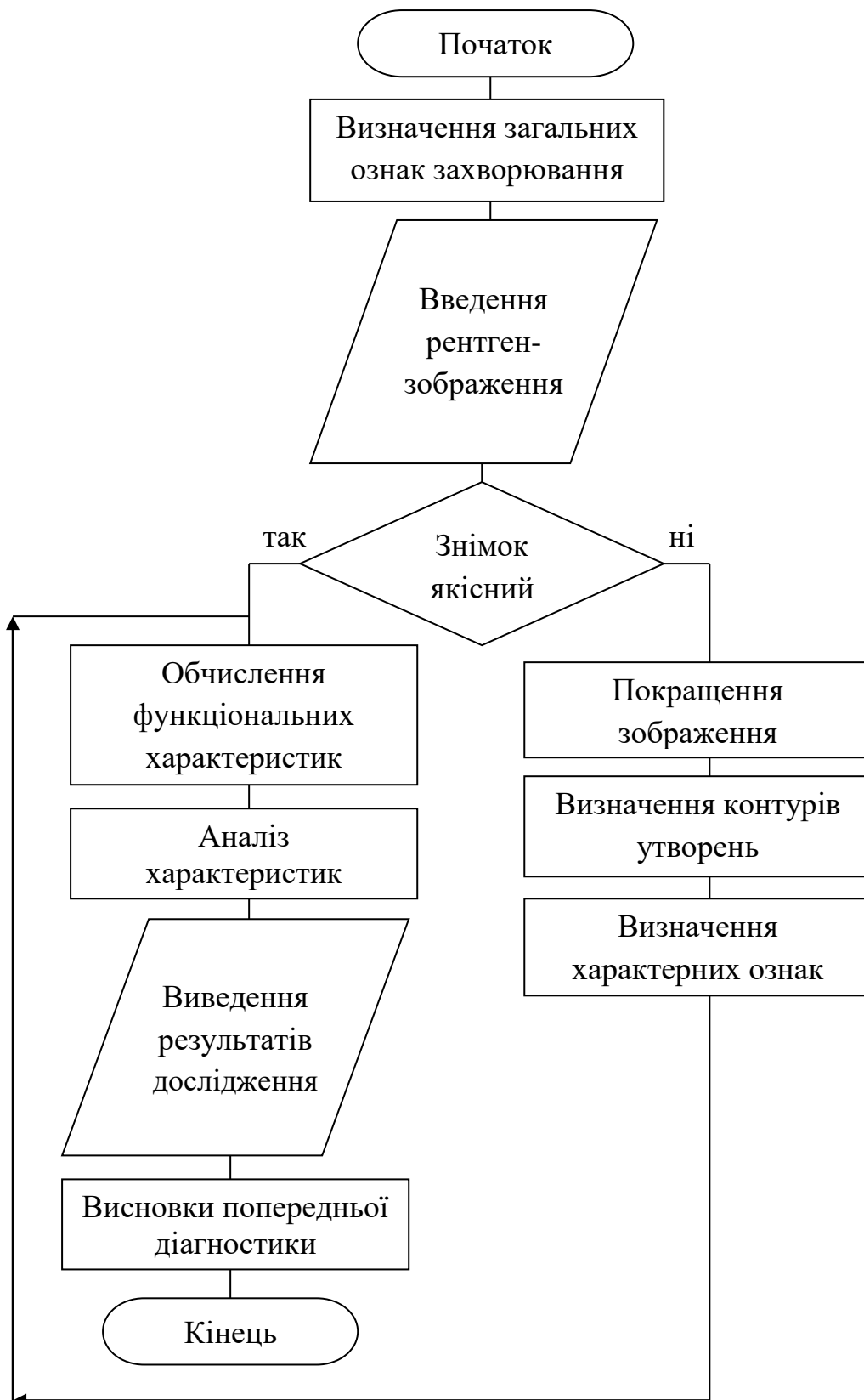


Рисунок 2.10 – Блок-схема алгоритму розпізнавання

Окрім спрощення на схемі рисунка 2.10 бачимо введення додаткового блоку – визначення контурів образу. Контури є межами об'єктів і, по суті, є



векторним представленням бінарного зображення з об'єктами. Загалом загальні поняття послідовності обробки зображення зберігаються. Збереження результатів замінюється висновком попередньої діагностики.

Слід зауважити, що процедура покращення зображення включає функції попереднього опрацювання та локального контрастування. У результаті опрацювання рентгенологічного зображення, лікар має можливість поставити попередній діагноз пацієнту щодо захворювання. Звісно, що на кінцевий діагноз впливають й інші методи дослідження організму пацієнта, зокрема, аналізи.

## 2.6 Висновки до розділу

Досліджено рентгенологічні зображення, описано спосіб їх отримання й зазначено, що вони відносяться до на півтонових. Охарактеризовано методи розпізнавання зображень у медицині, наведено їх основну класифікацію й зазначено, у яких випадках краще застосовувати той чи інший метод. Розроблено алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень, кінцевий результат якого слугує для постановки діагнозу пацієнтам із захворюваннями легень. Розглянуто метод класифікації об'єктів зображень на основі алгоритму глибокого навчання. Описано узагальнену архітектуру CNN-мереж, як одного із поширених інструментів для розпізнавання образів.

## 3 ЗАСТОСВАННЯ АЛГОРИТМУ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РЕНТГЕНОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

### 3.1 Структура програмної системи

Як основну мову програмування для розробки програмної системи використано Python 2.7, яка є досить популярною для задач машинного навчання та обробки великих даних. При цьому застосовано допоміжні бібліотеки машинного навчання Keras та Tensorflow [34, 35].

Keras – це бібліотека глибокого навчання, що представляє високорівневий API (application programming interface), написаний на Python і здатний працювати поверх TensorFlow, Theano або CNTK. Розроблена для швидкого навчання й дозволяє легко та швидко створювати прототипи (завдяки зручності, модульності та масштабуванню); підтримує як згорткові та рекурентні мережі і їх комбінації; без проблем працює як на процесорі (CPU), так і на графічному процесорі (GPU).

Keras використовує передові методи зниження когнітивного навантаження: пропонує узгоджений та простий API, мінімізує кількість дій користувача, необхідних для вирішення поширених заащ, надає чіткий та дієвий зворотній зв'язок у разі виникнення помилок. Під моделлю в Keras розуміють послідовність або граф автономних, повністю налаштованих модулів, які можуть бути підключені без будь-яких додаткових обмежень. Наприклад, нейронні шари, функції помилки, оптимізатори, схеми ініціалізації, функції активації та схеми регуляризації – це окремі модулі, які можна комбінувати для розробки моделі.

Нові модулі легко додавати (так само як нові класи та функції), а існуючі модулі надають достатню кількість подібних прикладів. Можливість додавати нові модулі робить Keras максимально привабливим засобом проведення передових досліджень. Всі моделі написані на Python, завдяки чому код компактний, легко читається та налагоджується, а також легко розширюється.

TensorFlow – це бібліотека, розроблена Google, яку використовують для розробки систем, що використовують технології машинного навчання. Бібліотека включає реалізацію потужних алгоритмів, розрахованих на вирішення поширених задач машинного навчання, серед яких можна відзначити розпізнавання образів і прийняття рішень.

Бібліотека гнучка, ефективна, розширювана, переносима, що дозволяє її використання в різних обчислювальних середовищах – від тих, які формуються мобільними пристроями, до середовищ, представлених величезними кластерами. Тензор (tensor) – це стандартний спосіб представлення даних у системах глибокого навчання. Тензори – це багатовимірні масиви, розширення двовимірних таблиць (матриць) для представлення даних, що мають вищі розмірності. Простіше кажучи, тензор – це  $n$ -вимірна матриця.

На рисунку 3.1 зображено діаграму варіантів використання розробленої програмної системи для розпізнавання рентгенологічних зображень.



Рисунок 3.1 – Діаграма варіантів використання програмного забезпечення

Функція «Введення зображення» відповідає за завантаження вхідного зображення, отриманого на основі рентгену. Якщо знімок якісний, то він не потребує процедури покращення й обчислюють на його основі функціональні характеристики, у результаті аналізу яких приймається рішення щодо постановки діагнозу. У протилежному випадку запускають процедури покращення зображення, визначення контурів об'єктів та їх характерних ознак.

Функція «Попереднє опрацювання» реалізує алгоритми підвищення локального контрасту, сегментації легеневих тканин та фільтрації кісткових тканин ребер. Алгоритм посилення контрасту ґрунтується на перетворенні Гауса, у результаті застосування якого отримуємо чіткіше зображення. Алгоритм сегментації легень базується на згортковій нейронній мережі, яка визначає межі легень а основі масок. Реалізація алгоритму фільтрації кісткової тканини включає лінійну регресійну модель визначення інтенсивності текстур та легеневих тканин та мінімізація їх відхилення. У результаті отримують знімок легеневих тканин.

Функція «Розробка моделі класифікації» реалізує алгоритм глибокого машинного навчання на основі CNN-мереж. У результаті отримуємо клас об'єктів ретгенологічних зображень: здорова, з патологією.

Підфункція «Збереження проміжних результатів» уможливорює запис поточних результатів моделювання при непередбачуваній зупинці роботи програми та запис розробленої моделі класифікації файл.

В той же час, програмна система для розпізнавання рентгенологічних зображень передбачає зручний інтерфейс користувача, оскільки кваліфіковані медичні спеціалісти не володіють специфікою програмування, надійність та швидкість при виконанні описаних процесів. Варто зауважити, що така програмна система є допомогою при постановці діагнозу пацієнтам із захворюваннями дихальної системи, проте точність діагнозу залежить від кваліфікації лікаря та вміння опрацьовувати результати медичної діагностики.

### 3.2 Процедура підготовки даних

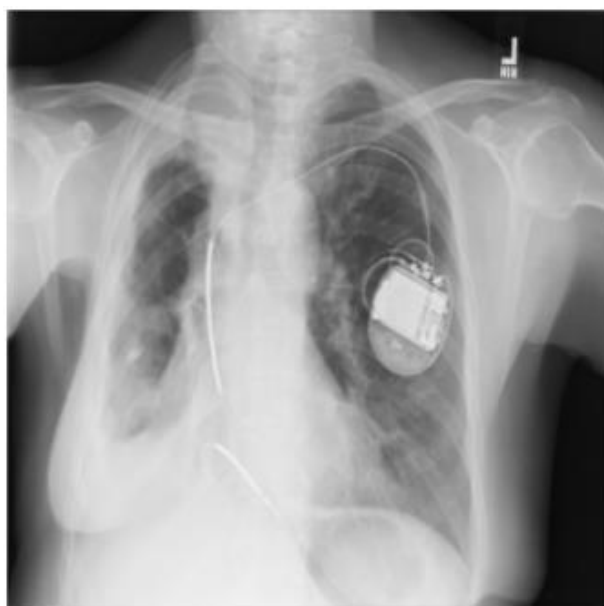
Перед тим, як подавати рентгенівські знімки на сегментацію або фільтрацію кісткової тканини ребер, необхідно ретельно підготувати зображення для досягнення кращого результату. Найпершим кроком став аналіз вмісту зображень. Виявилось, що багато з них не придатні для навчання нейромереж. У зв'язку з цим виникла необхідність у ручному видаленні «поганих». Зображення «погане» у таких випадках:

- знімок зроблено не в прямій проекції;
- положення грудної клітки занадто спотворене;
- зображення містить багато сторонніх предметів у ділянці грудної клітки, таких як: дроти від медичних приладів, шпильки, гудзики, кардіостимулятори тощо;
- знімок занадто розмитий або засвічений.

На рисунку 3.2 а), б), в) показано приклади «поганих» зображень, які відповідають описаним вище випадкам.



а)



б)



в)

Рисунок 3.2 – Приклади «поганих» зображень: а) засвічений знімок; б) містить сторонні предмети, спотворене; в) неправильна проекція.

В результаті вищезазначеного, частину знімків необхідно відсіяти. Результати першого етапу обробки зображень представлено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати ручного відбору рентгенологічних зображень

	До фільтрації	Після фільтрації
Без паталогії	633	273
З паталогією	487	138
Всього	1120	411

Далі проводимо стиснення зображень, оскільки, чим більша роздільна здатність знімка, тим повільніше відбувається навчання. Всі зображення були приведені до роздільної здатності 224x224 пікселів. Крім стиснення, дуже корисним є підвищення контрасту окремих частин зображення (LCE) (див. розділ 2). Такий прийом дозволяє підвищити якість зображень, зробивши

контури відповідних структур (легень, ребер, серце і т.д.) чіткішими і розпізнаними, що, в свою чергу, покращує точність інших алгоритмів.

В умовах відсутності “масок” для аналізованого набору даних, а також для спрощення та прискорення процесу розробки моделі класифікації сегментацію даних виконано на основі навченої нейромережі. Навчання проводилося множині зображень із двох датасетів: Montgomery та JSRT [36, 37].

### 3.3 Архітектура загорткових нейромереж для класифікації зображень

Оскільки метою роботи є аналіз ефективності методів сегментації та фільтрації кісткової тканини на рентгенологічних знімках, тобто методів попереднього опрацювання зображень, то для класифікації обрано модель, що задовольняє мінімальним вимогам: проста структура і невеликий час навчання. Спеціальна конфігурація моделі не проводилась, оскільки задачу отримання максимально можливої точності класифікації та досягнення мінімальних втрат при класифікації в кваліфікаційній роботі поставлено не було.

Таким чином, обрано стандартну модель згорткової нейронної мережі на базі архітектури Alex Net, яка містить 8 шарів. Структуру такої нейронної мережі наведено на рисунку 3.3. Використано функцію активації ReLU. ReLU шар розташований після кожного згорткового та повнозв'язного шару.

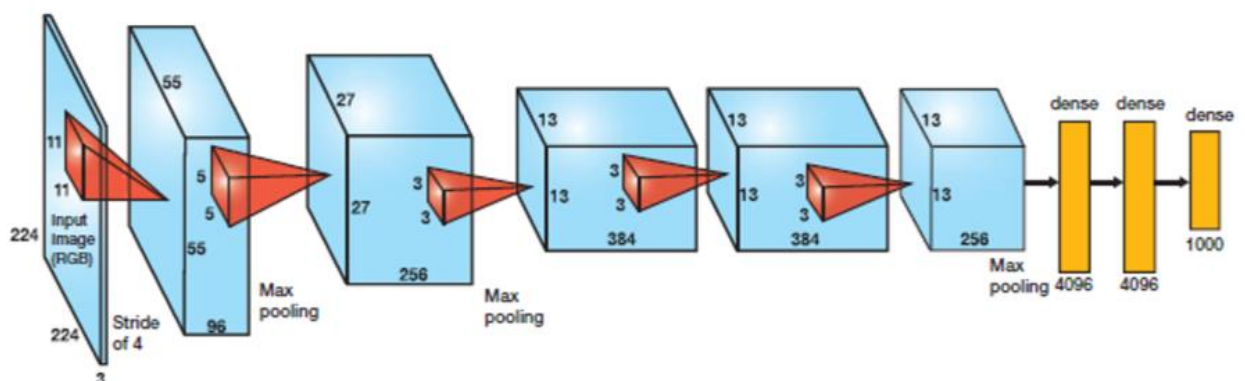
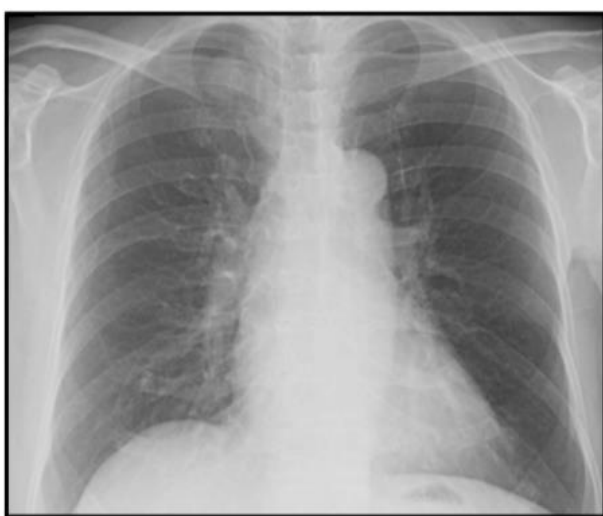


Рисунок 3.3 – Архітектура нейронної мережі Alex Net

Для проведення експериментів використано попередньо відфільтровано вручну множину даних із NIH Chest X-rays Dataset. Підготовлено чотири набори знімків із різним ступенем попередньої обробки:

- зображення без попередньої обробки;
- набір із сегментованими знімками;
- набір зі знімками без кісток,
- набір знімків, опрацьованих обома методами.

Приклади знімків кожного набору представлено на рисунку 3.4 а), б), в), г).



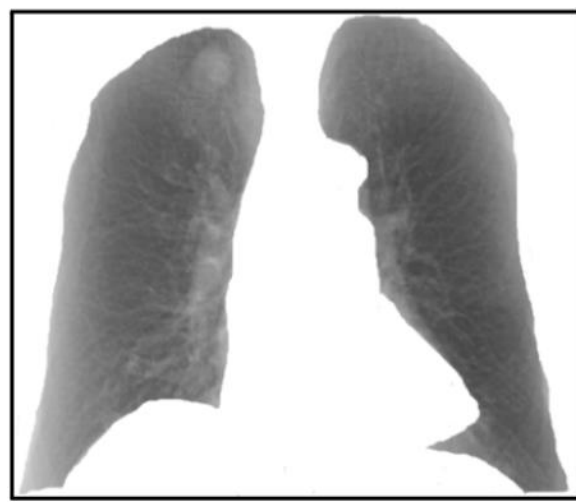
а) без опрацювання



б) сегментоване



в) без кісткових тканин



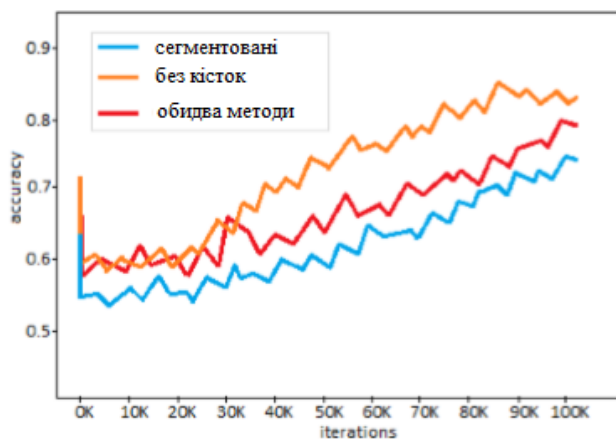
г) сегментоване, без кісткових тканин

Рисунок 3.4 – Приклади рентгенологічних зображень для навчальної вибірки

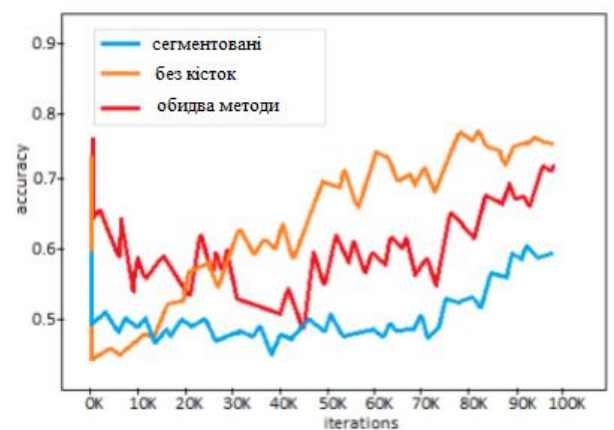


Кількість та склад знімків у всіх використаних наборах однаковий. 90% даних використано для навчання, а 10% - для валідації. Мережу навчено на зображеннях із роздільною здатністю 224x224 пікселів, на кожну ітерацію подано по 25 знімків. Для тренування використано 246 знімків без патології 118 знімків з патологіями.

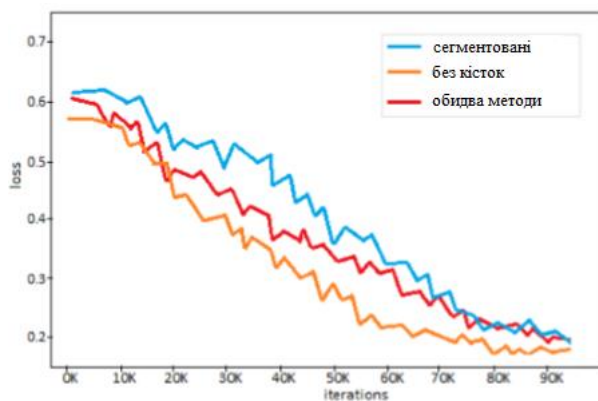
Валідаційний (тестовий) набір здійснено на основі з 50 знімків: 35 знімків зі здоровими легенями і 15 із якоюсь патологією. Точність класифікації при цьому становить близько 46%. Якщо згорткова нейромережа використовує дані, які попередньо опрацьовані хоча б одним із методів сегментації або фільтрації кісткової тканини, то результати класифікації суттєво вищі. На рисунку 3.5 представлено результати класифікації рентгенологічних зображень.



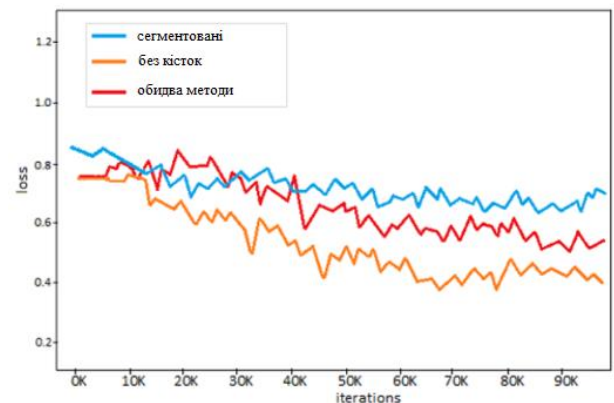
а) точність навчання



б) точність тестування



в) втрати при навчанні



г) втрати при тестуванні

Рисунок 3.5 – Результати класифікації рентгенологічних зображень

Загалом, при тренуванні, всі три варіанти знімків з опрацюванням продемонстрували підвищення точності класифікації (рис. 3.5 а) і б)), проте на тестуючій вибірці результати виявилися дещо гіршими. Також спостерігається збільшення різниці між значеннями функції втрат для тренувального і тестового набору даних, що може бути результатом перенавчання мережі (рис. 3.5 г)).

Також за результатами класифікації обчислено основні метрики оцінки якості класифікації: оцінку загальної кількості достовірно передбачених елементів в середині тестової вибірки, F1-міру [41]. Результати наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Оцінка точності класифікатора

Використані зображення	Precision	Recall	F1-міра	Загальна точність
Без опрацювання	0,46	0,38	0,42	0,45
Сегментовані	0,63	0,51	0,56	0,59
Без кісток	0,75	0,66	0,70	0,75
Обидва методи	0,72	0,64	0,68	0,73

Найбільше значення F1-міри показала згорткова нейромережа, навчена на знімках без кісток і склала 0.70. Виходячи з результатів, для варіанту навчання на вихідних знімках, загальне покращення склало майже 30%, що підтверджує ефективність застосування методів попередньої обробки рентгенівських зображень при розпізнаванні патологій у легенях.

Таким чином, впливає висновок, що якісне проведення рентгенологічної діагностики суттєвим чином впливає на точність постановки діагнозу пацієнту із захворюванням органів дихання. При цьому етап попереднього опрацювання зображень зводиться до мінімуму.

### 3.4 Висновки до розділу

Розроблено діаграму варіантів використання програмно системи для розпізнавання рентгенологічних знімків. Описано програмне середовище розробки програмного засобу та відповідні бібліотеки, що містять вбудовані інструменти для розпізнавання образів. Описано процедуру підготовки даних – рентгенологічних зображень для навчання загорткової нейромережі. Розроблено структуру CNN-мережі на основі AlexNet-архітектури. Проведено дослідження моделі загорткової нейромережі для класифікації рентгенівських знімків, результатами експериментів підтверджено ефективність застосування методів попередньої обробки для досягнення високої точності класифікації.

## ВИСНОВКИ

1. Проаналізовано типи зображень у медицині й зазначено, що їх класифікують залежно від способу отримання. В умовах захворювання на коронавірусну інфекцію, актуальною задачею є дослідження рентгенологічних зображень. Наведено загальну характеристику зображень в медицині, одержаних на основі діагностичних досліджень.

2. Проаналізовано алгоритми попереднього опрацювання зображень у медицині, які включають методи покращення зображення, сегментації та фільтрації кісткових тканин. Такі методи спрямовані на підвищення якості зображень з метою виявлення на них характерних об'єктів.

3. Досліджено характеристики об'єктів зображень у медицині, які за ознаками слід об'єднати у групи. Методи ідентифікації об'єктів зображення складаються із кореляційних, ознакових, синтаксичних та нормалізаційних. Зазначено перспективність застосування ознакових алгоритмів за умов, коли немає чітких меж, розмірів інтервалів об'єктів.

4. Проаналізовано існуючі методи глибокого навчання та алгоритми попередньої обробки рентгенівських знімків. Зазначено, що найбільш ефективні для розв'язування задач розпізнавання образів є методи, які ґрунтуються на нейромержевому підході, зокрема, згорткові нейронні мережі.

5. Розроблено алгоритм розпізнавання рентгенологічних зображень, який включає процедуру попереднього опрацювання знімків. Попередня обробка включає методи підвищення локального контрасту, сегментації зображення та фільтрації кісткових тканин ребер. Метод класифікації ґрунтується на загорткових нейромержах, розроблених на архітектурі AlexNet.

6. Проведено експериментальні дослідження із застосуванням архітектури нейромержі, отриманої на основі знімків із попередньою обробкою і без неї. Представлено порівняльний аналіз розроблених алгоритмів, результатами підтверджено доцільність застосування методів сегментації

легень та фільтрації кісткової тканини всередині грудної клітки. Використання різних методів попередньої обробки рентгенівських знімків легень дозволяє підвищити підсумкову точність розпізнавання патологій на органах грудної клітки.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Абламейко С.В., Недзьведь А.М. Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине. Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2005. 156 с.
2. Автандилов Г.Г. Медицинская морфометрия. Руководство М.: Медицина, 1990. 384 с.
3. Анисимов С.В. Нанотехнологии в биологии и медицине. СПб.: Любавич, 2009. 320 с.
4. Вегерхофф Р., Вайдлих О., Кэссенс М. Основы световой микроскопии и формирования изображения. GIT VERLAG GmbH & Co. KG, 2006. 52 с.
5. Волков В.Н. Основы ультразвуковой диагностики: учеб.-метод. Пособие. Гродно: ГрГМУ, 2005. 46 с.
6. Гонсалес Р., Вус Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. М.: Техно- сфера, 2006. 616 с.
7. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М. : Техносфера, 2006. 1072 с.
8. Заяць І. П., Боднарчук С. С. Атоматизовані системи постановки діагнозу пацієнтам // Матеріали V науково-практичної конференції молодих вчених та студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі». Тернопіль, 2021. С. 9.
9. Заяць І. П., Крамар В.В. Методи розпізнавання медичних зображень // Матеріали V науково-практичної конференції молодих вчених та студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі». Тернопіль, 2021. С. 10.
10. Иваницкий Г.Р., Кринский, В.И., Сельников Е.Е. Математическая биофизика клетки. М.: Наука, 1978. 308 с.
11. Илясова Е.Б., Чехонацкая М.Л., Приезжева В.Н. Лучевая диагностика. М.: Изд. группа «ГЭОТАР-Медиа», 2009. 280 с.

12. Ковалев В.А. Анализ текстуры трехмерных медицинских изображений. Минск: Белорус. наука, 2008. 264 с.
13. Лукин А. Введение в цифровую обработку сигналов. М.: Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа, МГУ, 2002. 44 с.
14. Методичні рекомендації до виконання дипломної роботи з освітньо-кваліфікаційного рівня «Магістр». Спеціальність «Комп'ютерна інженерія» / О.М. Березький, Л.О. Дубчак. Під ред. О.М. Березького. Тернопіль: ТНЕУ, 2020. 47 с.
15. Методичні вказівки до оформлення курсових, звітів про проходження практики, випускних кваліфікаційних робіт для студентів спеціальності «Комп'ютерна інженерія» / І.В. Гураль, Л.О.Дубчак / під ред. О.М. Березького. Тернопіль: ТНЕУ, 2019. 34 с.
16. Недзьведь А.М., Абламейко С.В. Анализ изображений для решения задач медицинской диагностики. Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2012. С. 240 с.
17. Перепелкин А.И. Исследование антропометрических показателей стопы методом компьютерной плантографии // Вестник Гиппократата. 2007. №1 (10). С. 104–107.
18. Соيفер В.А. Методы компьютерной обработки изображений. М.: Физматлит, 2003. 784 с.
19. Стокман Д., Шапиро Л. Компьютерное зрение. М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
20. Ткаченко Ю.А., Голованова АМ., Овечкин А.М. Клиническая термография (обзор основных возможностей). М.: ЗАО «Союз восточной и западной медицины», 1998. 270 с.
21. Уэбба С. Физика визуализации изображения в медицине : в 2 т. М. : Мир, 1991. Т. 1. 292 с.
22. Уэбба С. Физика визуализации изображений в медицине: в 2 т. М.: Мир, 1991. Т. 2. 408 с.
23. Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю. Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие. СПб.: СПбГУ ИТМО, 2008. 192 с.

24. Форсайт, Д.А., Понс Д. Компьютерное зрение. Современный подход. М. : Изд. дом «Вильямс», 2004. 928 с.
25. Хем А. Гистология: в 5 т. М.: Мир, 1983. 1360 с.
26. Хофер М. Компьютерная томография. Базовое руководство. М.: Медицинская литература, 2008. 224 с.
27. Biehlmair O., Nehl J., Csucs G. Acquisition Speed Comparison of Micro- scope Software Programs // Microscopy Research and Technique. 2011. Vol. 4. № 74. P. 539–545.
28. Bovik A. Handbook of Image and Video Processing. Boston: Elsevier Academic Press, 2005. 1372 p.
29. Bradski G., Kaehler A. Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library. USA, Sebastopol: O'Reilly Media, 2008. 578 p.
30. Candemir S., Jaeger S., Antani S. et al. Atlas-based rib-bone detection in chest X-rays// Computerized Medical Imaging and Graphics. 2016. Vol. 51. P. 32–39.
31. Chandler D., Roberson R.W. Bioimaging: Current Techniques in Light & Electron Microscopy. Sudbury: Jones & Bartlett Publishers, 2008. 440 p.
32. Costa L.F., Cesar R.M. Shape Analysis and Classification: Theory and Practice. Boca Raton: CRC Press, LLC, 2009. 662 p.
33. Egul H., Ogul B., Agildere A. Eliminating rib shadows in chest radiographic images providing diagnostic assistance // Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2016. Vol. 127. P. 174–184.
34. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press. 2016. P. 12-14.
35. Gordienko Yu., Gang P., Hui J. et al. Deep Learning with Lung Segmentation and Bone Shadow Exclusion Techniques for Chest X-Ray Analysis of Lung Cancer // The First International Conference on Computer Science, Engineering and Education Applications. Springer, 2018. Vol 754. P. 638-647.



36. Jiann-Shu L., Jing-Wein W., Hsing-Hsien W., Ming-Zheng Y. Anonparametric-based ribs suppression method for chestradiographs // *Computers & Mathematics with Applications*. 2012. Vol. 64. P. 1390–1399.
37. Jiann-Shu L., Jing-Wein W., Hsing-Hsien W., Ming-Zheng Y. Anonparametric-based ribs suppression method for chestradiographs // *Computers & Mathematics with Applications*. 2012. Vol. 64. P. 1390–1399.
38. Kotropoulos C., Pitas I., Petropulu A. Special Issue Preface: Ultrasonic Image Processing and Analysis // *Pattern Recognition Letters*. 2003. Vol. 24, № 4–5. P. 633–635.
39. Nedzved S. Analysis of Cell Structure in Color Histological Image // *Image Processing & Communications*. 2005. Vol. 10. № 1. P. 43–51.
40. Pham D.L., Xu C., Prince J.L. A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation // *In Annual Review of Biomedical Engineering*. 2000. Vol. 2, № 1. P. 315–338.
41. Pinidiyaarschchi A. Digital Image Analysis of Cells. Applications in 2D, 3D and Time // *Digital Comprehensive Summaries of Uppsala Dissertations from the Faculty of Science and Technology*, 2009. 57 p.
42. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS*. 2015. Vol. 9351. P. 234–241.
43. Sanches J.M., Marques J.S. Joint Image Registration and Volume Reconstruction for 3D Ultrasound // *Pattern Recognition Letters*. 2003. Vol. 24, № 4–5. P. 791–800.
44. Senapati S., Advincula A. Surgical Techniques: Robot-assisted Laparoscopic Myomectomy with the da Vinci® Surgical System // *J. Robotic Surg*. 2007. № 1. P. 69–74.
45. Shibata H. Asahi Broadcasting Develops System for Improved TV Image Resolution // *J. of Electronic Engineering*. 1985. Vol. 22. № 225. P. 80–85.

46. Shi J., Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2000. Vol. 22. № 8. P. 888–905.