

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

«Застосування нейромережових компонентів для класифікації
біомедичних образів»

08-35.МКР.002.00.000 ПЗ

Виконав: студент 2-го курсу, групи
ЛТО-21м спеціальності
152 – Метрологія та інформаційно-
вимірювальна техніка, освітня
програма «Лазерна техніка та
оптоінформатика»


 М'якішев О.А.

Керівник:
к.т.н., доцент каф. БМІОЕС
Кожем'яко А.В.

(прізвище та ініціали)

« 19 » 12 2022 р.

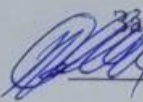
Опонент: к.т.н., доцент каф. САІТ

 Дудат'єв І.А.

(прізвище та ініціали)

« 19 » 12 2022 р.

Допущено до захисту

 Завідувач кафедри БМІОЕС

к.т.н., доц. Коваль Л.Г.

(прізвище та ініціали)

« 20 » 12 2022 р.

Вінниця ВНТУ - 2022 рік

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
Рівень вищої освіти II-й (магістерський)
Галузь знань – 15- автоматизація та приладобудування
Спеціальність – 152 - метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка
Освітньо-професійна програма – лазерна техніка та оптоінформатика

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри БМІОЕС

 **Л.Г. Коваль**

14.09 2022 року

ЗАВДАННЯ



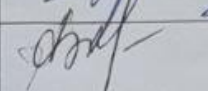
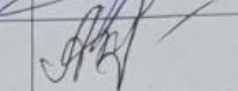
НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

М'якішеву Олександрю Андрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів
керівник роботи Кожем'яко Андрій Вікторович, к.т.н., доцент
затверджені наказом вищого навчального закладу від 14.09.2022 р., №203
2. Строк подання студентом магістерської дипломної роботи: 15.12.2022
3. Вихідні дані до роботи:
 1. Функціональне призначення системи: Захоплення та обробка рентгенівських зображень оптико-електронною системою.
 2. Розмірність зображення: (NxM) елементів.
 3. Методи аналізу рентген-зображень: нормалізація, попередня фільтрація та сегментація області легень.
 4. Типи вхідних параметрів: формування зображення отриманих на основі проведення рентген-дослідження легень.
 4. Інформативні ознаки методу: дескриптори на основі методу ОЦУ.
 5. Програмне забезпечення: засоби програмного пакету створеного мовою програмування високого рівня .
 4. Зміст текстової частини: Вступ 1. Аналіз методів та засобів медичного діагностуванн 2. Дослідження методів попередньої обробки біомедичної інформації. 3. Моделювання методів сегментації для обробки біомедичної інформації. 4. Економічна частина. Висновки. Список використаних джерел. Додатки.
 5. Перелік ілюстративного матеріалу: 1. Узагальнена класифікація методів обробки та розпізнавання зображення/ 2. Блок-схема алгоритму сегментації зображення на основі методу Оцу. 3. Блок-схема програми сегментації з виділенням контурів легень. 4. Блок-схема функції попередньої обробки зображення. 5. Блок-схема функції виділення контурів.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Спеціальна частина, розділи 1-3	Кожем'яко А.В., к.т.н., доцент каф. БМІОЕС		
Економічна частина	Адлер О.О., к.е.н., доц.		

7. Дата видачі завдання «_01_» _____ 09__ 2022 р

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів МКР	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Постановка задачі дослідження	14.09.2022	
2	Аналіз методів і систем оптичної діагностики біологічних тканин.	09.10.2022	
3	Розробка методу та архітектури системи азимутально незалежного картографування БТ із підтримкою прийняття рішення	09.11.2022	
4	Експериментальні дослідження лазерної системи	15.11.2022	
5	Економічний розділ	01.12.2022	
6	Попередній захист МКР	12.12.2022	
7	Нормоконтроль МКР	15.12.2022	
8	Рецензування МКР	17.12.2022	
8	Остаточний Захист МКР	22.12.2022	

Студент

О.А. М'якішев

Керівник роботи

А.В. Кожем'яко



АНОТАЦІЯ

М'якішев О.А. Застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 152 - Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка, освітня програма -.Лазерна техніка та оптоінформатика. Вінниця: ВНТУ, 2022. 135 с.

На укр. мові. Бібліогр. 41 назв.; рис. 35; табл. 7.

У магістерській кваліфікаційній роботі автоматизовано процес виділення контурів легень на рентгенівських знімках грудної клітки, що дозволяє спростити лікарю встановлення діагнозу. У першому розділі наведено аналіз методів та засобів медичного діагностування. У другому розділі проведено дослідження методів попередньої рентгенівських знімків легень, у вигляді зображень, та обрано відповідні принципи для подальшої обробки рентгенівських зображень. У третьому розділі розроблено програмну реалізацію виділення по обрахунку площі контуру легенів, та запропоновано розглянуто нейромережевий класифікатор для вирішення задачі класифікації.

Ключові слова: попередня обробка зображення, виділення контуру, нейромережева класифікація, аналіз баз даних.

ABSTRACT

Myakishev O.A. Application of neural network components for classification of biomedical images. Master's qualification thesis on specialty 152 - Metrology and information-measuring technology, educational program - Laser technology and optoinformatics. Vinnytsia: VNTU, 2022. 135 p.

In Ukrainian. Ref. 41 titles; Fig. 35; table 7

In the master's qualification work, the process of highlighting lung contours on chest x-rays is automated, which makes it easier for the doctor to establish a diagnosis. The first section provides an analysis of methods and means of medical diagnosis. In the second chapter, a study of the methods of preliminary X-ray images of the lungs, in the form of images, was carried out, and appropriate principles were selected for further processing of X-ray images. In the third section, a software implementation of selection based on the calculation of the area of the lung contour is developed, and a neural network classifier for solving the classification problem is proposed and considered.

Keywords: image pre-processing, contour selection, neural network classification, database analysis.

ЗМІСТ

ВСТУП	9
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ МЕДИЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ ...	11
1.1 Сучасні засоби обробки зображень для задач медицини	11
1.2 Аналіз існуючих медичних експертних систем.....	16
1.3 Аналіз існуючих медичних баз даних, що містять інформацію для експертних систем.....	24
1.4 Аналіз баз даних рентгенівських зображень.....	36
1.5 Нейромережева класифікація рентгенологічних знімків легень	42
1.6 Висновки до розділу 1	48
2 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗОБРАЖЕНЬ	49
2.1 Максимізація та нормалізація.....	49
2.2 Фільтрація	51
2.2.1 Медіанна фільтрація	51
2.2.2 Фільтр Гауса	57
2.2.3 Білатеральний фільтр (Двосторонній фільтр).....	59
2.3 Сегментація.....	61
2.3.1 Поняття сегментації та її види.....	61
2.3.2 Алгоритм порогової сегментації Оцу	70
2.4 Основні метрологічні аспекти аналізу рентгенівських зображень.....	75
2.5 Висновки до розділу 2	81
3 МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ДЛЯ ОБРОБКИ БІОМЕДИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ	82

3.1 Розробка та програмна реалізація попередньої обробки зображення яка включає в себе нормалізацію, фільтрацію та сегментацію.....	82
3.2 Розробка та програмна реалізація алгоритму виділення контурів легень на рентгенівських знімках.....	88
3.3 Аналіз отриманих результатів та тестування програмного забезпечення.....	94
3.4 Нейромережевий класифікатор.....	95
3.4.1 Структура і принцип функціонування нейромережевого класифікатора.....	95
3.4.2 Структура і принцип функціонування базових шарів нейромережевого класифікатора.....	99
3.5 Висновки до розділу 3.....	105
4 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА.....	106
4.1 Проведення наукового аудиту застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів.....	106
4.2 Проведення комерційного та технологічного аудиту застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів.....	107
4.3 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи.....	108
4.4 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи.....	114
4.5 Розрахунок економічної ефективності науково-технічної розробки за її можливої комерціалізації потенційним інвестором.....	115
ВИСНОВКИ.....	121
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	122
ДОДАТОК А (Обов'язковий) Узагальнена класифікація методів обробки та розпізнавання зображення.....	127

ДОДАТОК Б (Обов'язковий) Блок-схема алгоритму сегментації зображення на основі методу Оцу	128
ДОДАТОК В (Обов'язковий) Блок-схема програми сегментації з виділенням контурів легень	129
ДОДАТОК Г (Обов'язковий) Блок-схема функції попередньої обробки зображення	130
ДОДАТОК Д (Обов'язковий) Блок-схема функції виділення контурів.....	131
ДОДАТОК Е (Обов'язковий) Лістинг програми виділення контуру легенів на рентгенографічних знімках	132
ДОДАТОК Ж (Обов'язковий) Протокол перевірки кваліфікаційної роботи на наявність текстових запозичень	135

ВСТУП

Сегментація області легень із рентгенівських знімків грудної клітини має велике значення в галузі досліджень автоматичної діагностики захворювань грудної клітини. У методах комп'ютерної діагностики (CAD), таких як ідентифікація пневмонії, виділення областей легень на рентгенівських знімках грудної клітини чи інші методи пошуку аномалій грудної клітки є критично необхідними.

Індикативні рамки, отримані за допомогою сегментації, можуть допомогти рентгенологу в роботі, а також використовуватись у подальших операціях із зображеннями. Сегментація області легень є одним із основних та необхідних кроків для виявлення раку легень, туберкульозу, пневмонії та інших захворювань за допомогою автоматичних систем. До таких систем зокрема відносяться і нейромережі..

Мета і задачі роботи. Метою магістерської роботи є розширення функціональних можливостей автоматизованих засобів обробки рентгенівських знімків грудної клітини для підсистеми підтримки прийняття рішення при медичному діагностуванні за рахунок сегментації легень та автоматичного визначення пошкоджених ділянок, що дозволить зменшити навантаження на лікарів для постановки діагнозу.

Для досягнення поставленої мети в магістерській кваліфікаційній роботі необхідно вирішити такі завдання:

- Провести аналіз розвитку апаратури для діагностування легеневих захворювань;
- Визначити основні існуючі методи автоматизованого визначення легеневих хвороб;
- Розробити математичний аналіз рентгенівських знімків;
- Розробити алгоритм автоматичної сегментації легенів;
- Запропонувати критерії класифікації захворювань для визначення їх на

рентгенівських знімках легенів;

Об'єкт дослідження – процес класифікації захворювань легень за рентгенівськими зображеннями.

Предмет дослідження – методи сегментації рентгенівських зображень грудної клітини.

Методи досліджень базуються на методах дослідження зображень грудної клітини, структурному синтезі експертних інформаційних систем, теорії математичної статистики та аналізу, методи побудови обчислювальних алгоритмів та теорії нейронних мереж.

Наукова новизна отриманих результатів: було удосконалено метод класифікації захворювань легень на основі сегментації рентген-зображень, що дозволяє зменшити кількість шуму та підвищити ефективність обробки шляхом обробки меншої кількості загальної інформації. Запропонована модель оцінює за еталонним розділення набору рентгенівських даних грудної клітини і забезпечує кращі результати сегментації та класифікації порівняно з сучасними підходами.

Практична значущість отриманих результатів полягає в розробці архітектури та програмного забезпечення для задачі автоматизованої сегментації легень та їх класифікації, що може бути використаний в експертних системах для полегшення встановлення діагнозу захворювання легень.

Апробація результатів роботи. Основні наукові та практичні результати, отримані в роботі, були представлені на L і LI науково-технічних конференціях професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів факультету комп'ютерних систем і автоматики (м. Вінниця, 2020, 2021) [2,3].

Публікації. За результатами магістерської кваліфікаційної роботи опубліковано статтю [1] у фаховому виданні та дві тези доповідей у матеріалах конференцій [2,3].

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ МЕДИЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ

1.1 Сучасні засоби обробки зображень для задач медицини

Візуалізація медичних даних є одним із інструментів у діагностиці та лікуванні багатьох захворювань. У всьому світі зростає роль використання візуалізації та її прогресивних технічних досягнень — від управління зображеннями до інтеграції всього обсягу клінічної інформації, необхідної для спостережень у генотипних масштабах. Для задач візуалізації існує набір проблем, у тому числі необхідність у методах перетворення інформації з клінічних досліджень та пов'язаних з ними даних у структуровану інформацію, яку можна організовувати та аналізувати. Розробка моделей таких баз даних може допомогти в прийнятті медичних рішень для підтримки індивідуально адаптованого догляду за пацієнтом [4].

Досліджень моделей обробки медичних зображень полягає в підтримці медичних знань на основі регулярно отриманих клінічних зображень і пов'язаних з цими зображеннями даних, що призводить до систем, які можуть покращити інформування та оптимізацію лікування кожного пацієнта. Існують клінічні репозиторії, які використовувалися в ряді програм, для виявлення взаємодії ліків і здоров'я населення. Аналогічні програми передбачаються на основі баз даних зображень, таких як пошук подібності, відкриття знань та дослідження на рівні населення. Дані для візуалізації та їх отримання створюють унікальний набір вимог і викликів, головним чином пов'язаних з потребою в багатому інтерпретаційному контексті (потенційно з інших джерел даних) для правильного розуміння результатів. Хоча існують інструменти для зберігання та обміну наборами даних зображень (наприклад, Extensible Neuroimaging Archive Toolkit (XNAT), Національний архів зображень раку (NCIA)), ці інструменти не стосуються безпосередньо проблеми, які впливають на формальний автоматизований аналіз доступних зображень. Постійною проблемою є розбіжність між нашою зростаючою

здатністю збирати дані про пацієнтів без аналогічного збільшення здатності аналізувати, розуміти та раціонально діяти на основі цієї інформації. Ці проблеми можна подолати шляхом розвитку інформатики зображень, перетворюючи дані в інформацію, яка може створити моделі наукової якості.

У свою чергу, ці інтегративні моделі на основі зображень можуть бути створені, щоб розширити можливості прийняття рішень, адаптованих для кожної людини [5].

Проблеми створення баз даних спостережень на основі зображень

1. Покращення характеристики зображення/дослідження. Традиційно інтерпретація зображень була компетенцією радіологів, які забезпечували розуміння на основі ідентифікації візуальних патернів у зв'язку з презентацією пацієнта та історією хвороби. У абстрактний спосіб радіолог подумки будує анатомічне/фізіологічне уявлення про людину з проєкційного або поперечного дослідження, неявно враховуючи якість дослідження та попередні результати візуалізації; і порівняння рентгенографічних характеристик із робочими знаннями про подібні випадки. Завданням радіолога є частково візуальний пошук, частково діагностичне обґрунтування.

2. Нормалізація зображень: Першим кроком є калібрування значень, отриманих під час отримання досліджуваних зображень. Така стандартизація необхідна для того, щоб спостережувані зміни між зображеннями (наприклад, у однієї особи для періодичної оцінки терапевтичної відповіді; серед суб'єктів із досліджень, проведених у різних установах) можна було віднести до морфологічних/фізіологічних змін, а не до відмінностей у отриманні (наприклад, варіації сканера, навколишнього середовища).). Нормалізація включає корекцію сигналу (наприклад, вирівнювання гістограми, переоцінку T1/T2 за параметрами магнітного резонансу (MR)), обробку зображень (наприклад, усунення шумів) і просторову регуляризацію. Важливо, що в міру впровадження нових типів візуалізації та протоколів повинні бути встановлені методи для належного коригування

спостережуваних значень до прийнятих стандартів. Тим не менш, ці зусилля в основному зосереджені на протоколах клінічних випробувань або контрольованому зборі даних; ще не встановлено стандарти, які б забезпечували відтворюваність у звичайних клінічних середовищах різних установ. Крім того, методи, які можуть автоматично переставляти значення рівня на калібровані еталони, також можуть забезпечити засіб для нормалізації клінічних досліджень у рутинних зборах.

3. Аналіз зображень: наступний крок передбачає визначення характеристик і визначення абстракцій вищого рівня в зображеннях. Аналіз зображення охоплює широкий спектр, від форми та текстури аналізу, які виводять кількісні показники; до більш складних схем сегментації та класифікації, які додають семантичні мітки з областями інтересу. Результати цього кроку є об'єктивними, структурованими показниками, що описують результати зображення. На цьому етапі також розглядається мультимодальна візуалізація та злиття зображень, де комбінація різних модальностей візуалізації забезпечує додаткову характеристику ознак і контекст (наприклад, МРТ- або КТ-ПЕТ).

4. Встановлення результатів і пацієнта в контексті. Структурування зображення має супроводжуватися методами пов'язаних даних, які додають розуміння стану пацієнта. Наприклад, наявність інформації про активні ліки, які приймає пацієнт, та інші попередні втручання (наприклад, хірургічне видалення пухлини) є обов'язковим для оцінки відповіді на лікування, яка кількісно визначена за допомогою подальших досліджень візуалізації. Часто на інтерпретацію результатів візуалізації впливає задокументований анамнез пацієнта, причому інформація надходить не лише з попередніх радіологічних звітів, але й із ряду клінічних записів, включаючи резюме про прийом/виписку, звіти про хірургічних втручаннях, спеціальні консультації (наприклад, онкологія, неврологія, урологія тощо), а також звіти про патологію. По суті, виділення та зв'язування контексту пацієнта з цих звітів вимагає ідентифікації семантичних концепцій у документах. Помітно, що

медична обробка природної мови (NLP) була застосована до різних медичних звітів для отримання та структурування інформації яку можна використовувати для інформативної інтерпретації зображень. Хоча добре відомі підходи (наприклад, регулярні вирази, бази правил, статистичні моделі, лінгвістичні операції) були застосовані для розкриття концепцій у клінічному тексті, створення контекстних моделей пацієнтів і захворювань вимагатиме виходу за межі вилучення інформації на рівні документа.

5. Об'єднання. Після того, як зміст зображення охарактеризовано, а пов'язані дані перетворені в стандартизоване представлення, стає можливим об'єднати інформацію в базу даних, що підтримує глибшу інтеграцію симптомів пацієнта, результатів, лікування та довгострокових результатів. Якщо ми розглядаємо фізичну роздільну здатність рентгенографічного дослідження зображення, воно зазвичай складається з асортименту з тисяч клітин, які, у свою чергу, є продуктом експресованого генетичного матеріалу. Саме в цей момент візуалізація стає воротами до багатомасштабних моделей захворювання, пов'язуючи фенотипову презентацію з молекулярними, клітинними та іншими фізіологічними даними.

Ця перспектива торкнулася того, як різні частини візуалізації та інформатики можна об'єднати, щоб створити базу даних спостережень на основі зображень із клінічних даних. Описані питання формують деякі довготривалі та майбутні дослідницькі виклики для інформатики зображень. Слід визнати, що враховуючи широкий спектр досліджень і розробок у багатьох сферах, що включають інформатику зображень, ми змогли торкнутися лише деяких проблем і навести кілька прикладів. І хоча радіологічна візуалізація була в центрі нашої уваги, зазначені проблеми стосуються інших областей, які використовують візуалізацію, наприклад патології [5].

Хоча елементи минулих і поточних зусиль щодо інформатики зображень окремо стосуються деяких проблем у зосереджених сферах, важливо, щоб виникла синергетична спільна структура, подібно до витоків

Insight Toolkit (ITK),⁶² який об'єднав кілька груп у рамках під егідою однієї координаційної організації для створення спільного бачення та набору відкритих інструментів — для підтримки розповсюдження та ширшої спільноти користувачів. Хоча такі спроби певною мірою були зроблені в цитованих вище роботах, тепер виправданий більш узагальнений підхід. У той же час, хоча стандарти даних, такі як DICOM, намагалися йти в ногу з проблемами представлення даних, часто це відбувається постфактум; Прогнозний перегляд цього та інших пов'язаних стандартів має брати до уваги інформацію, необхідну для підтримки нормалізації зображення та характеристик зображення, консолідації отриманих уроків, поточних підходів і найкращих практик. Спільнота інформатики зображень і постачальники повинні швидко впровадити цю зміну. Така структура дозволить використовувати безперервний потік випадків візуалізації для характеристики нормальної та хворої популяції. Такі групи, як Товариство інформатики зображень у медицині (SIIM) і Мережа зображень Американського коледжу радіології (ACRIN), які протягом тривалого часу виступають за основні стандарти та проекти інформатики зображень, можуть зіграти центральну роль у таких починаннях разом із федеральним фінансуванням таких агентств, як Національний інститут здоров'я (NIH). Багато проблем, які розглядаються під час перетворення даних у нормалізовані форми, спрямовані на пом'якшення бар'єрів для порівняння та використання вторинних даних. Наразі методи, засновані на інформатиці, застосовуються постфактум у спробі нав'язати структуру та відновити контекст: якщо повна характеристика дослідження та структурування відбуваються заздалегідь, можна вирішити багато проблем і сприяти побудові моделей захворювань. Ми знаходимося лише на технічному етапі реалізації повної перспективи сховищ зображень та електронних медичних записів із базами даних, які можуть підтримувати доказову медицину та персоналізувати лікування за допомогою цілого ряду програм, включаючи більш складний пошук зображень на основі вмісту; комп'ютерне

виявлення/діагностика; і відкриття знань за допомогою візуалізації для диференціації підтипів захворювань.

Інформатика візуалізації розвивається: у той час як аспекти зосереджуються на її винятковій ролі в радіології для покращення обробки зображень і робочого процесу, галузь і її дослідження мають можливість стати ядром для організації, аналізу та передачі інформації, яка використовується для діагностики та лікування. І, зрештою, потенціал інформатики візуалізації величезний: як зв'язок інформації в різних клінічних областях, це одна з небагатьох структур, яка може забезпечити багатомасштабну перспективу *in vivo* щодо стану та результату даного пацієнта. Важливо до цієї трансформації є цілісний погляд на інформатику зображень, оцінюючи її перетин із розробками інших дисциплін. У свою чергу, ця зміна допоможе переосмислити роль радіології як спільної діяльності, яка спрямовує та впливає на охорону здоров'я пацієнтів [4,5].

1.2 Аналіз існуючих медичних експертних систем

Аналіз даних застосовується в медицині для діагностики захворювань. Процес постановки діагнозу відбувається за визначеними правилами, тобто він підпорядкований певним алгоритмічним закономірностям. Діагностичний алгоритм – це логічна послідовність правил, в якій інформація про ознаки стану хворого співставляється з комплексом ознак, що характеризують типові захворювання. На підставі результатів порівняння приймається рішення про ймовірний діагноз [6].

Серед систем знань найбільш бурхливо останнім часом розвивалися медичні експертні системи (ЕС) [6].

Комп'ютерні програми в більшості випадків заточені для вирішення конкретних задач. Розширити функціональність чи змінити задачу можливо тільки шляхом перепрограмування, яке потребує багато ресурсів та не виключає появу нових труднощів. Розвиток технологій штучного інтелекту

(програмних засобів, які можуть у певних межах імітувати на комп'ютері деякі риси мислення людини) зумовив появу нового класу програмних засобів, здатних до самонавчання та накопичення нової, корисної інформації [6].

До цього класу відносяться системи в основу яких покладено використання знань – knowledge-based system (інтелектуальні системи, системи знань). Такі системи складаються з бази даних яка містить історії хвороб, бази знань про предметну область та механізму логічного висновку. В загальні інтелектуальна система припускає, що існує програма одержання знань, яка відповідає за побудову і підтримку бази знань. Зустрічаються системи які містять модуль пояснення, що доносять рекомендації користувачам. ЕС широко застосовуються в медицині для підтримки прийняття рішень при розв'язанні різноманітних проблем діагностики, прогнозування, лікування, управління, навчання тощо [6].

ЕС виникли як результат використання методів штучного інтелекту (ШІ), що існує та розвивається вже понад 40 років. У 60-і роки популярності набула розробка загальних методів евристичного пошуку – методів, заснованих на евристичних (неформалізованих правилах вирішення задач). Універсальна евристика, на якій базується стратегія вирішення задач відома як пошук у глибину [6]:

ЯКЩО – метод вирішення задачі не відомий;

ТО – задача розбивається на частини і кожна частина вирішується як самостійна (окремо від інших).

Цей простий приклад демонструє особливості евристик: нечіткість й обмеженість області застосування. Проведені дослідження показують що неможливо створити унікальний набір евристик який би вирішував задачі будь-якої області та складності. А інтелектуальні рішення задач, побудовані на наборах загальних евристик, виявилися у змозі вирішувати лише «іграшкові» задачі. Однак саме дослідження методів евристичного пошуку виявилось необхідним кроком до наступного етапу розвитку [7].

З кінця 60-х років провідні спеціалісти в області ШІ переглянули свої погляди на методи вирішення задач. Було виявлено, що ефективність методу у першу чергу залежить від конкретних знань про досліджувану область, і в останню – від стратегій та схем логічного висновку. Даний принцип – один з ключових принципів розробки ЕС. Іншими словами, чим більш універсальна система ШІ, тим менша потужність яку вона буде мати (спроможна вирішувати лише прості задачі). І навпаки, чим більше конкретизується (звужується) область, задача і знання про її вирішення, тим вище буде «інтелектуальний рівень» системи [7].

Перша система, заснована на такому підході, система DENDRAL – висококваліфікований експерт в області хімії, яка була розроблена в 1965 році в Стенфордському університеті [7]. Система у своїй роботі використовує базу знань, що містить кілька десятків евристик, а не загальні евристичні правила. Система відображає специфічні правила міркувань, властиві хімікам, та стала новим етапом у розвитку ЕС [8].

Одна з найбільш відомих у світі ЕС медичної діагностики є ЕС «MYCIN» [9]. Її задача – діагностика інфекційних захворювань крові та вироблення рекомендацій з їхнього лікування. Система використовує базу медичних знань про захворювання, симптоми і мікроорганізми (культури), що їх визвали. Дані про пацієнта отримуються за рахунок “діалогу” системи з користувачем (лікарем). Фахівці у медичній галузі стверджують, що система MYCIN проводить діагностику яка по якості не поступається експертам-фахівцям [9].

Термін «експертна система» походить від слова експерт. Експертом прийнято називати висококваліфікованого, авторитетного фахівця в будь-якій області діяльності, який використовує свої знання та досвід для вирішення поставлених задач. Експерти розв’язують задач які можна поділити на групи як [10]:

— діагностика – визначення причин захворювання або несправності технічної системи і формування рекомендації з їхнього

усунення;

— класифікація – побудова ієрархії, концепцій або об'єктів; визначення місця заданого об'єкта або концепції в цій ієрархії;

— прогнозування – проорокування поведження організму, технічної або будь-якої іншої системи на основі даних про її поточний стан;

— планування – побудова плану (програми) дій за рішенням будь-якої задачі;

— керування – контроль стану складної системи і прийняття оперативних рішень по його зміненню.

Наведемо найбільш відомі визначення експертної системи:

Експертна система – це комп'ютерна програма, що використовує знання і процедури висновків для вирішення задач, що є досить важкими і вимагають залучення експертів. Необхідні для цього знання і процедура висновків можуть розглядатися як модель проведення експертизи найкращим з експертів у своїй області [10].

Експертними називають системи, що, з наявної інформації моделюють процес одержання висновків за допомогою правил логічного виведення, моделюють поведження експерта в межах спеціальної області знань .

Експертні системи – це такі системи знань, що, використовуючи механізм виводу, застосовують знання для вирішення певної задачі .

Відзначають два ключові головні моменти визначення поняття ЕС. Насамперед ЕС – використовується для вирішення задач та являє собою програмний продукт. По-друге – наявність опису області застосування ЕС або характеристики класу розв'язуваних задач [10].

З цього випливає, що експертні системи — це різновид комп'ютерних систем, що деяким чином моделюють процеси мислення людини; використовують подані відповідним чином знання, зокрема медичні; вони призначені для одержання логічних виведень і висновків на заданій вихідній множині знань з поясненнями в зрозумілій формі.

На рис. 1.1 наведена підсистема формування висновків та рекомендацій. Підсистема містить кодувальник вхідних даних, формувач навчальної вибірки, блок формування матриці ваг і дискримінантних функцій, неймережу, блок індикації та блок інтерпретації результатів діагностування. На вхід підсистеми подаються діагнози з історії хвороби, які надходять до формувача навчальної вибірки, та симптоми, які надходять як до кодувальника вхідних даних, так і до формувача навчальної вибірки. А на виході підсистеми формується результат діагностування з його індикацією. Базовим блоком підсистеми є неймережа, яка виконує функції класифікатора, що дозволяє діагностувати певні захворювання за їх симптомами [11].

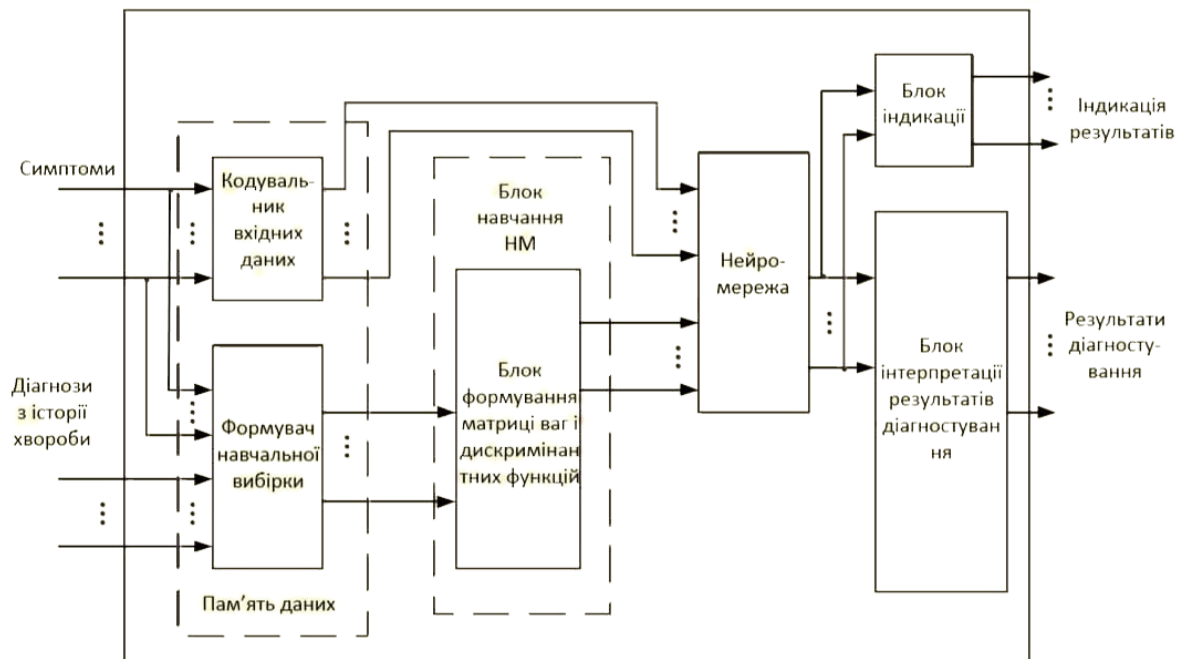


Рисунок 1.1 – Підсистема формування висновків та рекомендацій

Експертними системами можна вважати системи, які [7]:

- переробляють велику кількість знань;
- подають знання в простій уніфікованій формі;
- мають незалежний механізм логічних висновків;
- можуть пояснити результати, отримані в процесі оброблення

знань.

Експертні системи в медицині повинні задовольняти таким вимогам [7]:

- моделювати поведінку лікаря при розв'язанні діагностичної задачі, моделювати методи пошуку рішень;
- представляти здобуті рішення в такому вигляді, щоб вони були зрозумілі і лікарю і хворому;
- швидко й порівняно просто адаптуватися до змін сукупності медичних знань, модифікуватися при появі нових або при уточненні старих.

Існує багато видів ЕС, серед яких можна виділити такі [6]:

- експертні системи інтерпретації даних, що визначають зміст даних, зокрема даних медичних спостережень та дослідів;
- експертні системи діагностики, під час якої визначається характер відхилення стану об'єкта від норми і на цій основі його зараховують до відповідної категорії;
- експертні системи моніторингу, орієнтовані на неперервну інтерпретацію даних у реальному часі та сигналізацію про вихід тих чи інших параметрів за припустимі межі, зокрема, експертні системи медичного моніторингу в палатах реанімації;
- експертні системи прогнозування логічно роблять імовірнісні висновки про майбутній перебіг подій із ситуацій, що склалися, з урахуванням усіх обставин. В медицині з їхньою допомогою прогнозують перебіг хвороби при різних схемах лікування, визначаючи найкращу для конкретного хворого;
- експертні системи навчання визначають похибки при вивченні якоїсь дисципліни, збираючи при цьому та аналізуючи дані про «слабкі місця», а потім дають необхідні пояснення та рекомендації для визначення, які вправи потрібні для поліпшення підготовки майбутнього

лікаря;

- експертні системи планування визначають оптимальні плани дій об'єктів, здатних виконувати деякі функції;

- експертні системи проектування готують документацію на створення об'єктів із заздалегідь визначеними властивостями, що містять навіть готові креслення та відповідний опис.

За ступенем інтеграції експертні системи розрізняють таким чином [7]:

- автономні експертні системи, що працюють безпосередньо у режимі консультацій з користувачем без застосування якихось традиційних методів обробки даних (розрахунків, моделювання та ін.);

- гібридні експертні системи, що містять стандартні пакети прикладних програм обробки, СУБД, електронні таблиці та засоби управління ними.

Зрозуміло, що гібридні експертні системи значно складніші, але їх можливості виправдовують витрати на їх розробку та обслуговування.

Знання для ЕС повинні бути чітко сформовані щоб забезпечувати глибину і компетентність системи. Система повинна вміти обробляти нечітко сформульовану якісну інформацію, це особливо важливо для вирішення медичних задач. Системи по типу підтримки рішення поділяються на два класи [10]:

- Системи, що поліпшують діагностику. Такі системи існують в основному для більш точного визначення діагнозу або прогнозу, вони знижують непевність у поточній або майбутній ситуації щодо пацієнта. Ці системи розглядають кілька джерел медичних знань, що включають різні дисципліни.

- Системи, що пропонують кращу стратегію. Ці системи відповідають на питання: які додаткові дослідження мають бути зроблені? Що змінити для поліпшення лікування? Як найкраще повідомити пацієнтові про його стан? Ці системи враховують фінансові та етичні сторони лікування.

На практиці медичні ЕС зазвичай містять обидва ці типи. Важко відокремити лікування від діагнозу, тому додаткова інформація що стосується пацієнта або хвороби ніколи не буває зайвою.

По типу втручання ЕС поділяються на пасивні, напівактивні та активні. Більшість систем підтримки рішення працюють у пасивному режимі: лікар робить запит, описує випадок та чекає відгук системи у вигляді поради. У залежності від наданої інформації і необхідної поради використовуються два підходи.

— У консультативній системі користувач (лікар) надає необхідну інформацію про пацієнта, а система видає діагностичну або терапевтичну пораду. Приклад: система MYCIN, створена Шортлайфом (Shortliffe) та його колегами у Стенфордському Університеті [9].

— У критичній системі користувач (лікар) надає необхідну інформацію про пацієнта та інформацію щодо запланованої подальшої діагностичної або лікувальної стратегії. Система видає рекомендацію після критичного аналізу пропозиції лікаря. Приклад: система ATTENDING, створена Р. Miller у Йельському Університеті [12].

Напівактивні системи підтримки рішення працюють на базі аналізу інформації, що надходить, і бази знань, формуючи рішення. Такі системи відіграють роль охоронних систем. Можна виділити автоматичні і сигнальні системи.

Автоматичні системи нагадування контролюють дії медперсоналу. Вони допомагають уникати неправильного призначення препаратів і дозувань медикаментів, керуючись раніше розробленими протоколами.

Сигнальні системи відслідковують біологічні або фізіологічні параметри пацієнта і повідомляють про відхилення від діапазону.

Активні системи забезпечують поради або дії, спеціально призначені для конкретного пацієнта. Вони можуть прийняти рішення автоматично, без втручання лікаря. Це може бути видача розпоряджень медперсоналу на додаткові дослідження, що відповідають протоколові ведення пацієнта, або

автоматичний контроль керування деякими медичними системами (апарати штучного кровообігу, гемодіаліза, кардіостимулятори) [10].

1.3 Аналіз існуючих медичних баз даних, що містять інформацію для експертних систем

Сучасне суспільство постійно створює величезну кількість даних. Технологія баз даних — це наука про програмне забезпечення, яка досліджує, керує та застосовує бази даних. Дані в базі даних обробляються та аналізуються шляхом вивчення базової теорії та методів реалізації структури, зберігання, проектування, управління та застосування бази даних. Основні медичні публічні бази даних описані в табл.1.1.

Surveillance, epidemiology, and end results (SEER)

Національні інститути раку створили базу даних моніторингу, епідеміології та остаточних результатів (SEER) для хворих на рак у 1973 році. Це одна з найбільш репрезентативних великих баз даних пухлин у Північній Америці, яка охоплює приблизно 28% населення США. SEER протягом десятиліть збирав інформацію про захворюваність, поширеність, смертність та інші доказові ліки хворих на рак у деяких штатах і округах США, надаючи цінну інформацію про ракові захворювання для більшості клінічних медичних. Зокрема, це забезпечує широкий шлях для вивчення злоякісних пухлин і рідкісних пухлин [13].

База даних SEER має великий розмір вибірки, високу якість і потужну статистичну потужність, що може надати дослідникам, пов'язаним з пухлинами, високі клінічні довідкові дані. Дослідники можуть отримати часткові дані за допомогою номера рахунку. База даних SEER є однією з найбільш репрезентативних баз даних пухлин у Північній Америці, і деякі дані є безкоштовними для громадськості[14].

Таблиця 1.1 – Порівняльна характеристика медичних баз даних

Назва	Тип	Пацієнти	Доступ
SEER	Пухлини	США	Частково Вільний
MIMIC	Відділення інтенсивної терапії	США	Вільний
CHNS	Здоров'я та харчування	Китай	Частково Вільний
HRS	Старіння	Світ	Вільний
UK Biobank	Біомедичний	Британія	Вільний
BioLINCC	Кров і серцево-судинні	США	Вільний
GEPIA	Геноміка раку	США	Вільний
TCGA	Геноміка раку	США	Вільний
TATGET	Дитячий рак	США	Вільний
eICU-CRD	Відділення інтенсивної терапії	США	Вільний
GEO	Геномні дані	США	Вільний
GBD	Тягар хвороби	Світ	Вільний

Хоча база даних SEER має деякі недоліки, такі як сімейна історія хворих на рак, генетична історія, гени, рецидиви захворювання, і ад'ювантної хіміотерапії, база даних SEER все ще є хорошим джерелом даних, що забезпечує високу якість для клінічних дослідників.

Medical information mart for intensive care (MIMIC)

Важка медицина - це дисципліна, яка вивчає особливості та закономірності будь-якої травми чи захворювання, що призводить до розвитку організму в напрямку смерті, і лікує важкі захворювання. Основна увага цієї дисципліни зосереджена на моніторингу критично хворих пацієнтів, впровадженні органів для дисфункції органів або ослаблення органів. Підтримка, щоб пацієнти могли виграти час для усунення причини за умови забезпечення доставки кисню та підтримки функції органів. Як ми всі знаємо, відділення інтенсивної терапії (ВІТ) займає дуже важливу позицію в лікарні та займається лікуванням пацієнтів із серйозними захворюваннями. Рівень діагностики та лікування також є одним із важливих показників сучасного вимірювання госпітального рівня. Епоха великих даних відкриває безпрецедентні можливості для дослідження тяжкохворих пацієнтів. Посилення фундаментальних і клінічних досліджень, повне використання великих даних і штучного інтелекту є тенденцією розвитку критичної медицини майбутнього [14].

Щоб сприяти інтенсивним медичним дослідженням, база даних MIMIC (Medical Information Mart for Intensive Care), створена спільно Лабораторією обчислювальної фізіології Массачусетського технологічного інституту, медичним центром Beth Israel Deaconess та Philips Medical за підтримки Національних інститутів здоров'я. Було зібрано клінічну діагностику та інформацію про лікування понад 40 000 реальних пацієнтів, які проживали у відділенні інтенсивної терапії медичного центру Weacon Israel Deaconess з 2001 по 2012 рік. База даних має великий розмір вибірки, повну інформацію, тривале відстеження пацієнтів і може використовуватися безкоштовно, надаючи велику кількість ресурсів для вивчення інтенсивної терапії. Він надає численні ресурси для вивчення важкої медицини та вирішує проблему, пов'язану з тим, що медичні працівники клініки страждають від великої кількості систематичних клінічних даних про діагностику та лікування для статус-кво наукових досліджень[15].

База даних MIMIC постійно оновлюється і має велику підтримку для досліджень у сферах критичної медицини, медицини, що базується на доказах, клінічного аналізу великих даних та аналізу даних медичного обладнання для моніторингу

China health and nutrition survey (CHNS)

CHNS є відкритою публічною платформою. Цей проект є когортою міжнародної співпраці, яку проводить Університет Північної Кароліни в центрі населення Чапел-Хілл спільно з Центром харчування та здоров'я Китайського центру контролю та профілактики захворювань. Дослідження має на меті дослідити, як соціально-економічні перетворення та політика планування сім'ї в Китаї вплинули на стан здоров'я та харчування в країні за останні 30 років. Дослідження охоплює стан і зміни громадських організацій, сімейні та індивідуальні економічні, демографічні та соціальні фактори. Дослідницька група для цього опитування — це міжнародна дослідницька група, що складається з дослідників у галузі харчування, охорони здоров'я, економіки, соціології та демографії. Проект розпочався в 1989 році та проводив дослідження проекту та компіляцію даних і випуск у 1989, 1991, 1993, 1997, 2000, 2004, 2006, 2009, 2011 та 2015 роках [14,16].

Сімейні та персональні дані CHNS знаходяться на офіційному веб-сайті CHNS. Дані спільноти можна отримати через угоду про використання даних на рівні спільноти та заповнити онлайн (форма запиту на зв'язування даних). Доступ платний, плата стандартна 330 доларів.

Health and retirement research (HRS)

Як важливий показник рівня міжнародного економічного та соціального розвитку, старіння населення означає не лише збільшення кількості людей похилого віку, але й створює серйозні проблеми для економіки та суспільства. Це стало великою соціальною проблемою, яку не можна ігнорувати. Існує багато типів досліджень здоров'я старіючого населення, типи даних постійно збагачуються, а резерви даних швидко

зростають. Традиційними методами збору даних важко провести ефективний і всебічний статистичний аналіз [14,17].

Дослідження здоров'я та пенсії (HRS), яке підтримується Національним інститутом проблем старіння (NIAU01AG009740) та управління соціальним забезпеченням, є продовженим опитуванням дослідницької групи, що проводиться Університетом Мічигану з 1992 року та створило репрезентативну велику вибірку базу даних. Все більше і більше міждисциплінарних даних надається через унікальні та глибокі інтерв'ю кожні 2 роки для учасників старше 50 років. База даних HRS має великий розмір вибірки, високу якість і є складною. Щоб полегшити вивчення даних, дані HRS класифікуються на загальнодоступні та конфіденційні/обмежені дані.

Будь-хто може створити обліковий запис на сайті завантаження даних HRS, щоб отримати загальнодоступні дані, а для обмеження даних і конфіденційних даних про здоров'я потрібна окрема програма. Кожен файл піднабору даних можна прочитати трьома різними операторами: SAS, SPSS або Stata. Ця змішана база даних інформації про економіку, здоров'я та психологію забезпечує безпрецедентний потенціал для роботи дослідників. База даних HRS може допомогти дослідникам у всіх дисциплінах отримати більш зручні, ефективні та чіткі дані для підвищення ефективності роботи.

UK Biobank

UK Biobank — це найбільша у світі база даних біомедичних зразків, офіційно відкрита для світових дослідників 30 квітня 2017 року. У період з 2006 по 2010 рік UK Biobank залучив 500 000 добровольців у віці 40-69 років з усього Сполученого Королівства для отримання вихідних даних, у тому числі сімейна історія, історія наркотиків і стан здоров'я. UK Biobank зібрав приблизно 15 мільйонів біологічних зразків крові, сечі та слини та виконав генотипування та біохімічний аналіз крові всіх учасників. Крім того, база даних дозволяє відстежувати інформацію про стан здоров'я та надає доступ до медичного профілю ц тривалі проміжки часу. При цьому база даних

збирає всі результати досліджень і надає їх іншим дослідникам. Вони спрямовані на вивчення зв'язку між генетичними факторами, факторами навколишнього середовища, життєвими звичками та іншими основними хворобами людини [14,18].

У 2014 році UK Biobank розпочав нову програму збору даних медичної візуалізації, використовуючи магнітно-резонансну томографію (МРТ) і рентгенівську технологію для дослідження мозку, серця та кісток. Програма збрала понад 100 000 добровольців. Аналіз зображень виконується для створення бази даних сканованих зображення внутрішніх органів. Це вважається найзначнішим дослідженням медичних зображень у світі на сьогоднішній день. Ці величезні обсяги даних допоможуть дослідникам проаналізувати відмінності населення та їх причини, такі як рак, хвороби серця, діабет, артрит, хвороба Альцгеймера, і навіть змінити уявлення вчених про такі хронічні та епідемічні захворювання.

Процес подання заявок у UK Biobank висуває високі вимоги до досвіду дослідників і дослідницьких установ, дослідницьких цілей і мотивації дослідження, включно з необхідністю надати докази нещодавно опублікованих академічних результатів, щоб переконатися, що дослідження проводяться сумлінно.

Biologic specimen and data repositories information coordinating center (BioLINCC)

BioLINCC був заснований у 2008 році Національним інститутом серця, легенів і крові (NHLBI). Інститут забезпечує світове лідерство в профілактиці та лікуванні захворювань серця, легенів і крові та підтримує базові, трансформаційні та клінічні дослідження в цих областях. Створюючи BioLINCC, NHLBI надає медичним дослідникам доступ до наукових даних і біологічних зразків, максимізуючи використання дослідницьких ресурсів для розробки та підтримки NHLBI. Ці ресурси — бібліотека біологічних зразків NHLBI, якою керує Департамент ресурсів із захворюваннями крові з 1975 року, і база даних NHLBI, якою керує Науково-дослідницький центр серцево-

судинних захворювань з 2000 року. Загальнодоступний веб-сайт BioLINCC було створено в жовтні 2009 року. Сайт надає дані клінічних та епідеміологічних досліджень і біологічні зразки з понад 110 науково-дослідних інститутів, зібрані NHLBI. BioLINCC активно бере участь у обміні даними, і його люблять багато працівників медичної науки та техніки. Щороку понад 100 керівників дослідницьких проектів звертаються до BioLINCC за своїми клінічними даними [14,18].

Дані та біологічні зразки, що зберігаються в базі даних BioLINCC, надаються безкоштовно, але витрати на доставку біологічних зразків оплачує дослідник. Дослідники повинні подати заявку в BioLINCC для перегляду та доступу до даних або біологічних зразків, на які вони звертаються. Після того, як дослідник подає заявку на дані або біологічні зразки, співробітники NHLBI розглядають матеріали заявки. Для застосування ресурсів даних NHLBI головним чином перевіряє, чи відповідають дані заявки плану дослідження, а пояснення комітету з етики щодо плану дослідження, етичну перевірку пройдено або звільнено.

BioLINCC — це колекція високоякісних даних медичних досліджень і біологічних зразків. Він є розповсюджувачем передових концепцій медичних досліджень і методів дослідження та активно сприяє глобальному обміну медичними даними.

Gene expression profiling interactive analysis (GEPIA)

Використання аналізу великих даних сприяло розвитку геномних досліджень раку. По суті, причиною раку є генетичне захворювання, спричинене диференціальною експресією генів усередині клітини. Зі створенням і відкриттям багатьох публічних баз даних все більше і більше дослідників можуть отримати доступ до даних секвенування. GEPIA (Gene Expression Profiling Interactive Analysis), динамічний аналіз даних профілювання експресії генів, є нещодавно розробленим веб-сервером для профілювання раку та нормальної експресії генів та інтерактивного аналізу, який заповнює прогалини в інформації про великі дані геноміки раку та

допомагає людям використовувати клінічні дослідження публічні ресурси даних ефективніше [14,19].

GEPIA – публічна база даних, розроблена китайцями. Використовуючи базу даних GEPIA, лабораторні біологи можуть легко досліджувати набори даних TCGA та GTEx, знаходити відповіді на запитання та перевіряти свої гіпотези. У диференціальному аналізі та профілі експресії користувачі можуть легко виявити гени, які диференційовано експресуються. Із застосуванням генетичного тестування модель оцінки прогнозу пухлини та варіантів лікування пухлин, заснованих на імуногістохімії, поступово змінюється, і точніша класифікація пухлин має більш важливе керівне значення для оцінки прогнозу та лікування. активно сприяє глобальному обміну медичними даними.

The cancer genome atlas (TCGA)

Протягом тривалого часу профілактика пухлин, ранній скринінг, індивідуальне лікування та оцінка прогнозу завжди були ключовими питаннями, якими займається медичне співтовариство. Як наслідок, масштаби раку значно зростають, до 2025 року прогнозується понад 20 мільйонів нових випадків раку порівняно з приблизно 14,1 мільйонами нових випадків у 2012 році. Дослідження показало, що генетичні варіації є важливою мікроскопічною молекулярною причиною всіх пухлинних клітин. Тому все більше дослідників-онкологів почали проводити відповідні дослідження з точки зору молекулярної генетики. Вимірюючи біологічну ідентичність експресії специфічного гена, можна передбачити ріст пухлини, поширення та виживання пацієнтів, а також розробити план цільової діагностики та лікування на основі експресії генів. Секвенування повного генома та розвиток біоінформатики дають нові підказки для дослідження геному раку [14,20].

TCGA – це проект, що фінансується державою під керівництвом NCI у 2006 році. З 2008 року він публікує поетапні результати. У 2009 році він продовжив інвестувати 275 мільйонів доларів США, збільшивши дані про

різні типи раку. До 2014 року аналіз поширився на 33 інші типи. Дані про рак (включаючи 10 рідкісних пухлин) з більш ніж 11 000 зразків пухлин, обсяг даних до 255Т, включаючи клінічні дані, ДНК, РНК, білок та інші багаторівневі дані. З точки зору генерації даних проект досяг беззаперечного успіху.

Метою TCGA є інтеграція багатовимірних даних omics за допомогою широкомасштабного, високопродуктивного секвенування генома та технології генних чіпів для вивчення, визначення, виявлення та аналізу всіх змін генома пухлини людини та, нарешті, створення загальногеномного багатовимірного раку карта геному.

TCGA надає велику кількість геномних даних і відповідних клінічних даних для дослідників онкології, забезпечуючи велику базу даних для пошуку невеликих мутацій у генах, пов'язаних із раком, і вивчення біологічних механізмів пухлини, тим самим покращуючи наукове розуміння раку на молекулярному рівні та вміння проводити профілактику, діагностику та лікування. Наприклад, деякі дослідники використовують дані про експресію генів і дані про виживання пацієнтів, щоб дослідити зв'язок між ними, а потім передбачити виживання пацієнта. TCGA включає геноми, протеоми, транскриптоми, епігенетичні групи та клінічні дані. Ці дані підтримуються та обслуговуються кількома організаційними структурами та підрозділами. TCGA відкрив еру молекулярної біології пухлин і прецизійної медицини, надаючи дослідникам нові можливості для вивчення розвитку раку, дозволяючи нам дивитися на рак з безпрецедентної мікроскопічної перспективи, щоб ми могли крок за кроком наблизитися до його загальної картини. Крок [14].

В даний час дані TCGA використовуються для виявлення нових мутацій, ідентифікації внутрішніх типів пухлин і визначення панракових подібностей і відмінностей. Одночасно було зібрано докази еволюції пухлини. Розробляється все більше інструментів біоінформатики для бази даних TCGA.

Therapeutically applicable research to generate effective treatments (TARGET)

В останні роки з постійним розвитком рівня медицини загальний прогноз дитячого раку значно покращився, але дитячі злоякісні пухлини все ще залишаються основною причиною дитячої смертності. База даних TARGET (Therapeutically Applicable Research to Generate Effective Treatments) — це мультиомічний підхід до визначення молекулярних змін, які сприяють розвитку та прогресуванню дитячого раку. Шляхом обчислення та перевірки біологічних функцій для визначення того, які зміни порушують функціональні шляхи генів, сприяють росту, прогресуванню та виживанню раку, таким чином визначаючи потенційні терапевтичні цілі та прогностичні маркери змін, пов'язаних із раком. Програма TARGET виникла з двох пілотних проектів: ALL і NBL [14].

На сьогоднішній день TARGET складається з п'яти проектів: ALL, AML, KT, NBL і OS. Ним керує Управління геноміки раку та Програма оцінки терапії раку NCI. ALL є одним з основних типів дитячої лейкемії. Проект ALL уточнює комплексні молекулярні характеристики, щоб визначити генетичні зміни в ініціації та прогресуванні дитячого раку, який важко лікувати. ГМЛ – це рак, який виникає з незрілих білих кров'яних тілець у кістковому мозку або мієлобластих. Близько 25% дітей з лейкемією мають AML. Завдяки комплексній загальногеномній ідентифікації дослідники можуть розробити більш цілеспрямовані методи лікування на основі генетичних та епігенетичних змін, які покращують прогноз у дітей з ГМЛ. KT – пухлина нирки. Дитячі KT спричиняють близько 7% онкологічних захворювань у дітей. Переважна більшість — нефробластома. TARGET генерує геномні дані для вибраних педіатричних онкологічних захворювань і надає доступ до виявлення терапевтичних мішеней для дитячого раку та перетворення цих результатів у клінічне застосування [14].

Велика база даних TARGET націлена на дитячі пухлини, хоча містить менше типів захворювань, але більш цілеспрямована. Певною мірою база

даних може допомогти дослідникам проводити більш поглиблені дослідження захворювань і давати точніші варіанти лікування.

eICU collaborative research database (eICU-CRD)

Існує багато складних проблем, пов'язаних із критичною медициною, включаючи застосування та управління неінвазивною вентиляцією легенів, раціональне використання антибіотиків, здійснення оцінки харчування та нутритивної підтримки, показання до знеболення та седативних засобів, а також область застосування ризику у відділенні інтенсивної терапії. модель оцінки. Philips Healthcare є провідним постачальником обладнання та послуг у відділенні реанімації, пропонуючи послугу телереанімації, що називається програмою eICU. Після реалізації плану eICU велика кількість даних збирається та передається для моніторингу в реальному часі командою віддаленого ICU. Ці дані були заархівовані Philips і перетворені в дослідницьку базу даних Інститутом eICU.⁸⁴

База даних спільних досліджень eICU (eICU-CRD) — це велика публічна база даних, створена Philips Group у співпраці з Лабораторією обчислювальної фізіології (LCP) Массачусетського технологічного інституту (MIT). Вільний доступ до даних підтримуватиме багато програм, включаючи алгоритми машинного навчання, інструменти підтримки прийняття рішень і розвиток клінічних досліджень [14,21].

З появою медичних інформаційних мереж людям необхідно розробити економічно ефективні системи, щоб скоротити час і зусилля, витрачені на запис даних про медичну допомогу. База даних спільних досліджень eICU вирішує проблему, пов'язану з тим, що медичним працівникам важко мати багато часу та енергії для збору великого обсягу повної інформації, і її можна безкоштовно відкрити для медичних працівників у всьому світі.

Gene expression omnibus (GEO)

База даних GEO — це міжнародне загальнодоступне сховище експресії генів, створене NCBI. Дані мають потужні можливості включення та зберігання, які дозволяють користувачам або дослідникам надсилати,

зберігати та отримувати багато різних типів даних. GEO забезпечує простий процес подання та формат, джерело даних якого покладається на дані, надані дослідниками. База даних GEO містить необроблені дані та набір даних або карту, згенеровану з вихідних даних. Необроблені дані GEO розміщуються в трьох різних базах даних: платформа, зразок і серія [14,22].

Результати пошуку в наборі даних GEO включають назву, опис, вид, платформу, контакт із заявником, серію, час публікації, числовий тип і кількість зразків. Результати пошуку на карті експресії GEO показують рівень експресії гена для всіх зразків у вигляді зображень. Експериментальні умови в результатах пошуку допомагають нам спостерігати різницю в рівнях експресії гена за різних умов. Кожен набір даних окреслює свій звіт із даними дослідження та мету, показуючи кількість платформ, зразків і серій, пов'язаних із ним, з яких дослідники можуть вибрати цікавий вміст дослідження для завантаження даних.

Розроблена та підтримувана NCBI, GEO є однією з добре відомих комплексних баз даних для зберігання та запиту даних чіпів. Існують різні технологічні платформи мікросхем. GEO адаптується до тенденції розвитку бази даних чіпів, знижує вартість виявлення чіпів, скорочує час читання даних, ефективно та раціонально використовує ресурси та інтегрує дані більшої кількості дослідників [14].

Global burden of disease (GBD)

Люди завжди були стурбовані небезпекою захворювань, які загрожують здоров'ю людини. Точне розуміння тягаря різних хвороб у всьому світі має велике значення для розуміння ступеня пошкодження та розвитку хвороб, підвищення ефективності медичних послуг, сприяння здоров'ю та соціально-економічному розвитку жителів. У 1988 році за підтримки Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ) і Світового банку, що фінансується Фондом Білла і Мелінди Гейтс із Сполучених Штатів, Гарвардська школа громадської охорони здоров'я розпочала дослідження ГББ. Згодом Інститут вимірювання та оцінки стану здоров'я

Вашингтонського університету створив дослідницьку групу GBD для вивчення GBD.

GBD — це комплексне дослідження втрати здоров'я. База даних GBD містить усі захворювання GBD, ризики, етіологію, травми, природні травми та синдром наслідків. Побласти досліджень поділяються на: суперрегіони GBD, регіони, країни та вибрані субнаціональні одиниці, регіони Всесвітньої організації охорони здоров'я, рівні доходів Світового банку тощо. Дані можна завантажити безкоштовно, щоб допомогти широкому колу клінічних дослідників [14].

1.4 Аналіз баз даних рентгенівських зображень

Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) and Chest X-Ray Images for Classification

Набір даних валідованих ОКТ (Оптична когерентна томографія) і рентгенівських зображень грудної клітки описано та проаналізовано в «Класифікації на основі глибокого навчання та перенаправленні захворювань людини, які піддаються лікуванню». Зображення ОКТ поділено на набір для навчання та набір для тестування незалежних пацієнтів. Зображення ОКТ позначаються як (захворювання)-(ідентифікатор рандомізованого пацієнта)-(номер зображення цього пацієнта) і розділені на 4 каталоги: CNV, DME, DRUSEN і NORMAL [23].

COVID-19 Chest X-ray Lung Bounding Boxes Dataset

Цей набір даних являє собою загальну колекцію із 616 зображень із обмежувальними рамками легенів і набором даних рентгенівських знімків грудної клітини щодо випадків нового коронавірусу (COVID-19). Файл анотації має формат COCO. Кожна анотація містить дві обмежувальні рамки легенів (Ліва легеня, Права легеня) з додатковими тегами, такими як Finding, Modality, Sex, Survival, View. Кожне зображення було вручну анотовано кваліфікованими радіологами [24].

COVID-19 Chest X-ray Segmentations Dataset

Цей набір даних являє собою загальну колекцію зі 100 зображень із сегментацією набору даних рентгенівських знімків грудної клітки щодо випадків нового коронавірусу (COVID-19). Файл анотації має формат COCO. Кожна анотація містить сегменти анатомічних класів (ліва легеня, права легеня, кардіомедіастинум, дихальні шляхи), класи патології (матове помутніння, консолідація, плевральний випіт, пневмоторакс), об'єктів (ендотрахеальна трубка, центральна венозна лінія, зонди для моніторингу, назогастральний зонд, грудна клітка). трубка, трубки). Кожне зображення було вручну анотовано кваліфікованими радіологами. На рисунку 1.2 зображена гістограма кількості сегментів відповідного класу [25].

COVID-19 Pneumonia Severity Scores

94 зображення кожне з яких було оцінено 3-ма експертами за двома критеріями. *geographic_extent* - Ступінь ураження легень за непрозорістю або консолідацією матового скла для кожної легені. Загальна оцінка ступеня варіювалася від 0 до 8. *Opacity* - ступінь непрозорості. Загальний показник непрозорості коливався від 0 до 6 [26].

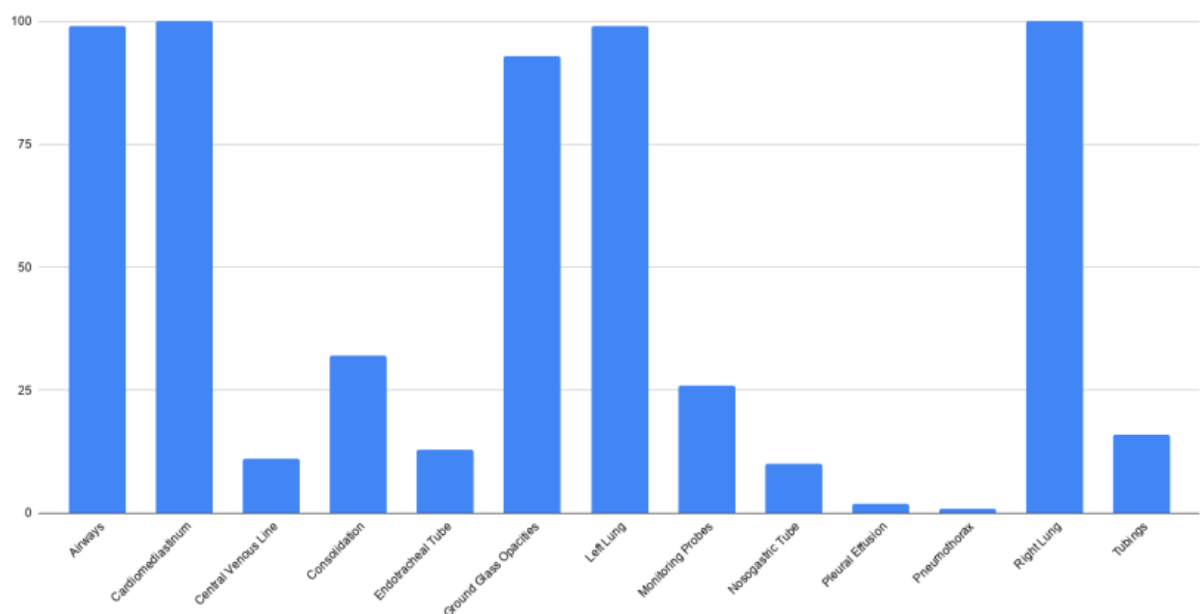


Рисунок 1.2 Гістограма сегментованих класів

Montgomery County chest X-ray set (MC)

Набір MC було зібрано у співпраці з Департаментом охорони здоров'я та соціальних служб округу Монтгомері, Меріленд, США. Набір містить 138 фронтальних рентгенівських знімків грудної клітини з програми скринінгу туберкульозу округу Монтгомері, з яких 80 є нормальними випадками та 58 випадками з проявами туберкульозу. Рентгенівські знімки були зроблені стаціонарним рентгенівським апаратом Eureka (CR) і надані у форматі Portable Network Graphics (PNG) як 12-бітні зображення рівня сірого. За запитом вони також можуть бути доступні у форматі DICOM. Розмір рентгенівського знімка становить 4020×4892 або 4892×4020 пікселів [37].

Усі назви файлів зображень відповідають одному шаблону: MCUCXR_####_X.png, де #### представляє 4-значний непослідовний числовий ідентифікатор, а X дорівнює 0 для нормального рентгенівського знімка або 1 для ненормального рентген. Клінічні дані для кожного рентгенівського знімка зберігаються в текстовому файлі в тому самому форматі, за винятком того, що закінчення «.png» замінено на «.txt». Кожне показання містить дані про вік, стать пацієнта та виявлені аномалії в легенях, якщо такі є. Для кожного рентгенівського знімка набору MC збережена відповідна бінарна легенева маска окремо для лівої та правої легені в папках leftMask і rightMask відповідно [37].

Shenzhen chest X-ray set

Набір даних Шеньчжень був зібраний у співпраці з Шеньчженьською народною лікарнею № 3 Медичного коледжу Гуандуну, Шеньчжень, Китай. Рентгенівські знімки грудної клітки зроблені в амбулаторних клініках і були зроблені як частина щоденної роботи в лікарні протягом 1 місяця, переважно у вересні 2012 року, за допомогою цифрової діагностичної системи Philips DR. Набір містить 662 фронтальні рентгенограми грудної клітки, з них 326 нормальні та 336 випадки з проявами туберкульозу, в тому числі дитячі

рентгенограми (ПД). Рентгенівські знімки надаються у форматі PNG. Їхній розмір може бути різним, але приблизно $3K \times 3K$ пікселів [28].

Усі імена файлів зображень відповідають одному шаблону: CHNCXR_####_X.png, де #### представляє 4-значний числовий ідентифікатор, а X дорівнює 0 для нормального рентгенівського знімка або 1 для аномального рентгенівського знімка. Клінічні дані для кожного рентгенівського знімка зберігаються в текстовому файлі в тому самому форматі, за винятком того, що закінчення «.png» замінено на «.txt». Кожне показання містить дані про вік, стать пацієнта та виявлені аномалії в легенях, якщо такі є [28].

Chest X-Ray Images (Pneumonia) Kaggle

Набір даних упорядковано в 3 папки (train, test, val) і містить підпапки для кожної категорії зображення (Pneumonia/Normal). Існує 5863 рентгенівських зображення (JPEG) і 2 категорії (пневмонія/нормальний).

Рентгенівські зображення грудної клітки (передньо-задні) були відібрані з ретроспективних когорт педіатричних пацієнтів віком від одного до п'яти років з жіночого та дитячого медичного центру Гуанчжоу, Гуанчжоу. Усі рентгенівські дослідження грудної клітки проводилися як частина звичайного клінічного догляду за пацієнтами [29].

Для аналізу рентгенівських зображень грудної клітки всі рентгенограми грудної клітки спочатку перевіряли для контролю якості шляхом видалення всіх сканів низької якості або нечитабельних. Потім діагнози для зображень були оцінені двома лікарями-експертами. Для того, щоб врахувати будь-які помилки оцінювання, набір для оцінювання також перевірів третій експерт [29].

CheXpert

CheXpert — це великий публічний набір даних для інтерпретації рентгенограм грудної клітки, що складається з 224 316 рентгенограм грудної клітки 65 240 пацієнтів. Ми ретроспективно зібрали рентгенографічне обстеження грудної клітки зі Стенфордської лікарні, проведене в період з

жовтня 2002 року по липень 2017 року як у стаціонарних, так і в амбулаторних центрах, разом із відповідними радіологічними звітами [30].

Кожен звіт був позначений як позитивний, негативний або невизначений за наявності 14 спостережень. Було вибрано 14 спостережень на основі поширеності у звітах та клінічної значущості, дотримуючись рекомендованого глосарію Товариства Флейшнера, коли це можливо. Потім було розроблено автоматизовану мітку на основі правил для витягування спостережень із довільних текстових радіологічних звітів для використання їх як структурованих міток для зображень.

Мітки налаштовані у три окремі етапи: висування припущення, класифікація припущення і агрегація припущення. На етапі висування припущення спеціаліст із міток висуває припущення зі списку спостережень із розділу обстеження радіологічних звітів, у якому підсумовуються ключові висновки радіографічного дослідження. На етапі класифікації припущень, припущення про спостереження класифікуються як негативні, непевні або позитивні. На етапі агрегування припущень використовується класифікація для кожного припущення спостережень, щоб отримати остаточну мітку для 14 спостережень (порожнє для незгаданих, 0 для негативних, -1 для непевних і 1 для позитивних) [30].

Порівняльна характеристика перерахованих баз даних наведена у таблиці 1.2.

VinDr-CXR

Більшість наявних наборів даних рентгенівського дослідження грудної клітки включають мітки зі списку знахідок без вказівки їх розташування на рентгенограмах. Це обмежує розробку алгоритмів машинного навчання для виявлення та локалізації аномалій грудної клітки. Усі зображення є загальнодоступними у форматі DICOM разом із мітками як навчального, так і тестового набору [31].

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика баз даних рентгенівських знімків грудної клітини

Назва	Кількість знімків	Кількість класів	Формат зображення	Додаткова інформація (формат)	Маски
(OCT) and Chest X-Ray Images for Classification	5 000+	4	DICOM	Присутня (DICOM)	Відсутні
COVID-19 Chest X-ray Lung Bounding Boxes Dataset	616	2	Png, jpeg	Присутня (COCO)	Присутні
COVID-19 Chest X-ray Segmentations Dataset	100	4	Png, jpeg	Присутня (COCO)	Присутні
COVID-19 Pneumonia Severity Scores	94	1	Png, jpeg	Відсутня	Відсутні
Montgomery County chest X-ray set (MC)	138	2	Png	Присутня (txt)	Присутні
Shenzhen chest X-ray set	662	2	Png	Присутня (txt)	Відсутні
Chest X-Ray Images (Pneumonia) Kaggle	5863	2	jpeg	Відсутня	Відсутні
CheXpert	224 316	4	Png, jpeg	Присутня	Відсутні
VinDr-CXR	100 000+	1	DICOM	Присутня (DICOM)	Відсутні

1.5 Нейромережева класифікація рентгенологічних знімків легень

Глибоке навчання надає галузі охорони здоров'я можливість аналізувати дані з надзвичайною швидкістю без шкоди для точності. Ці методи застосовуються в галузі охорони здоров'я для точного та своєчасного прогнозування. Згорткова нейронна мережа — це клас методів глибокого навчання, який став домінуючим у різних задачах комп'ютерного зору та привертає інтерес у різних сферах, включаючи радіологію. Захворювання легенів, такі як туберкульоз (ТБ), бактеріальні та вірусні пневмонії та COVID-19, неможливо передбачити точно через наявність дуже мало зразків для обох захворювань легенів. Захворювання можна легко діагностувати за допомогою рентгена або комп'ютерної томографії [32].

Збільшення медичних відхилень призвело до незахищеності життя. Виявлення та лікування таких аномалій на ранній стадії може допомогти врятувати життя. Коли дуже небезпечні патогени, такі як віруси, досягають легенів, на рентгенівських знімках грудної клітки спостерігається помутніння через фіброз легенів. Через значні відмінності між рентгенівськими зображеннями інфікованої та неінфікованої людини методи штучного інтелекту можна використовувати для визначення наявності та тяжкості інфекції. Автори пропонують класифікаційну модель глибокого навчання з використанням згорткових нейронних мереж (CNN), які можуть аналізувати рентгенівські знімки грудної клітки та діагностувати смертельні захворювання легенів, такі як пневмонія та туберкульоз, і зрештою ідентифікувати жертв COVID-19. Мотивація цієї роботи передбачає два завдання. (1) Більшість методів класифікації, як правило, погано працюють на вибірках класів меншин. Це тому, що вони спрямовані на оптимізацію загальної точності без урахування відносного розподілу кожного класу. Отже, збалансований набір даних важливий для створення хорошої моделі прогнозування. (2) Традиційні методи машинного навчання під наглядом не досягають вищої точності при навчанні з використанням меншої кількості

зразків даних COVID-19. Глибока нейронна мережа забезпечує кращу точність порівняно з іншими звичайними методами [32].

Запропонована система має дві моделі (багаторівнева класифікація): перша модель для класифікації туберкульозу (ТБ) і пневмонії, а друга модель для класифікації типів пневмоній, таких як бактеріальна пневмонія, вірусна пневмонія та COVID-19, отримані від пневмонії. класифіковані рентгенівські зображення (вихід першої моделі), як показано на рисунку 1.6.

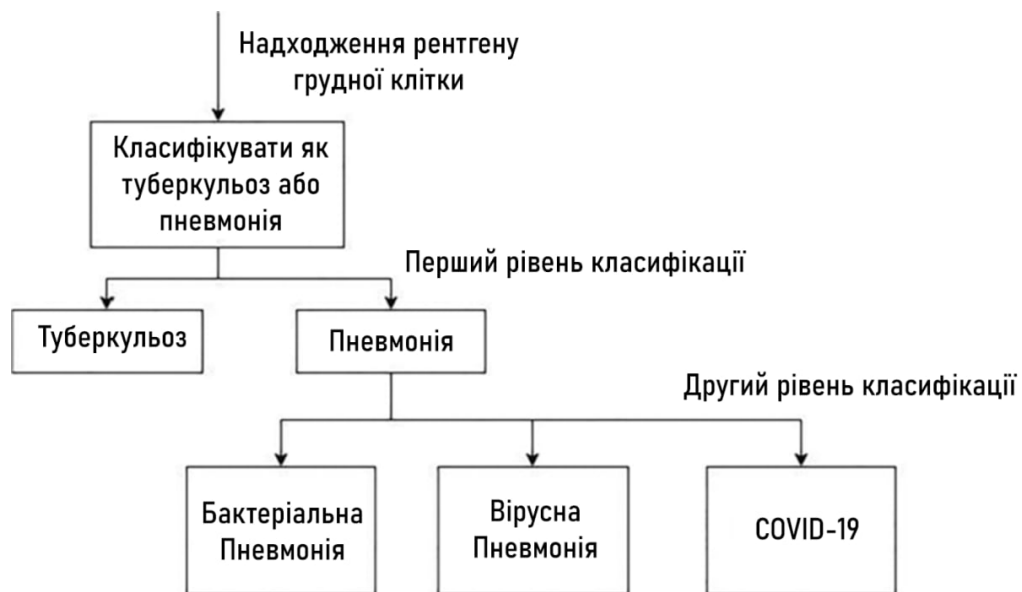


Рисунок 1.6 – Дворівнева система класифікації рентгенівських зображень

Оскільки набори одних даних можуть бути менші у порівнянні з наборами даних для інших завдань класифікації, для покращення ефективності класифікації моделі до навчального набору доцільно застосувати методи доповнення даних і надмірної вибірки. Одним із таких методів є SMOTE, який добре працює для балансування класів, тому його можна використати для подолання проблем нерівномірності вибірок у наборах даних [32].

Для точної класифікації захворювань легенів пропонується наступний метод багаторівневої класифікації.

- У класифікації першого рівня — класифікація зображень на пневмонію та туберкульоз.
- У класифікації другого рівня — подальша класифікація на вірусні та бактеріальні пневмонії та COVID-19.

Зображення кожного класу розбиваються у відношеннях зображених на рисунку 1.3.

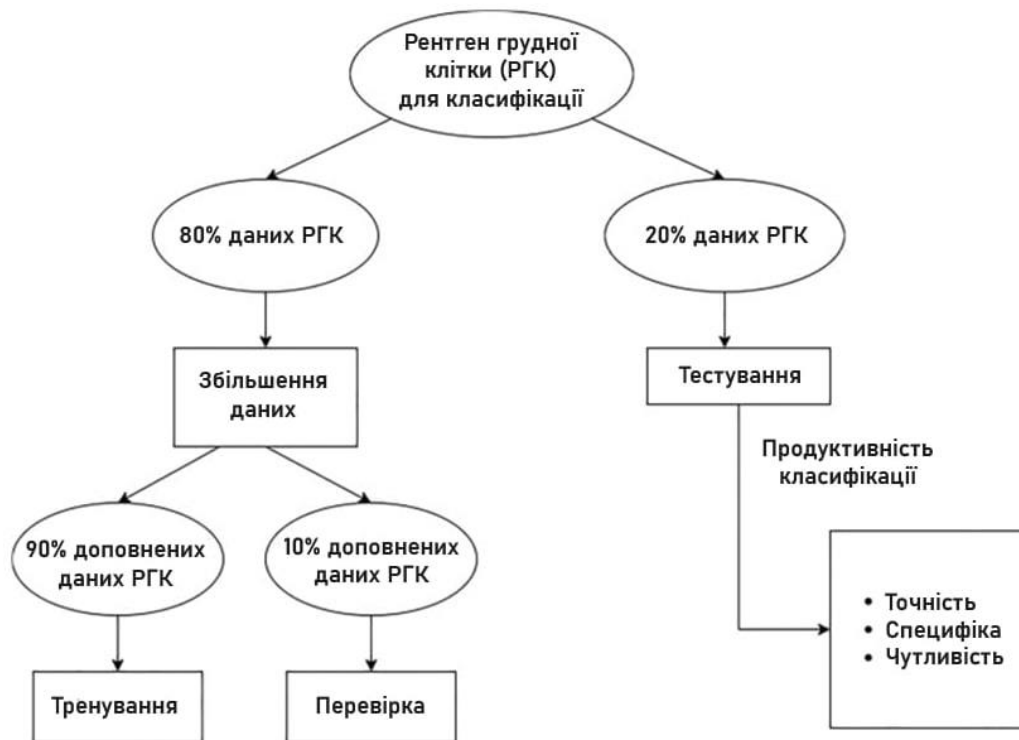


Рисунок 1.3 – Розподіл даних для навчання та тестування нейромережі

Оскільки набір даних можуть бути незбалансований, деякі класи можуть мають меншу кількість зображень порівняно з іншими класами. Потрібно перевірити та при необхідності збалансувати набори даних використовуючи методи передискретизації, такі як SMOTE та Borderline-SMOTE SVM (SVM SMOTE) для збільшення кількості вибірок у менших класах [32].

Техніка передискретизації синтетичної меншості (SMOTE) — це підхід передискретизації, за якого клас меншості передискретизується шляхом

створення «синтетичних» прикладів, а не шляхом передискретизації із заміною.

Алгоритм передискретизації SMOTE наступний [32]:

1. Встановлюється набір класів меншості A , для кожного x в A , k -найближчих сусідів x отримуються шляхом обчислення евклідової відстані між x і будь-якою іншою вибіркою в наборі A .

2. Частота дискретизації N встановлюється відповідно до незбалансованої пропорції. Для кожного x в A випадковим чином вибираються N прикладів (тобто x_1, x_2, \dots, x_N) з його k -найближчих сусідів і будується набір A_1 .

3. Для кожного прикладу x_k в A_1 ($k = 1, 2, 3 \dots N$) для створення нового прикладу використовується наступна формула: $x' = x + \text{rand}(0,1) * |x - x_k|$ у якому $\text{rand}(0,1)$ представляє випадкове число від 0 до 1.

Часто набори даних переважно складаються з «нормальних» прикладів із лише невеликим відсотком «ненормальних» або «цікавих» прикладів. За допомогою SMOTE можна визначити коефіцієнт передискретизації або вказати клас передискретизації. Також можна контролювати рандомізацію алгоритму, вказавши це в аргументі функції. Можна вказати інші додаткові параметри, такі як кількість найближчих сусідів. SMOTE синтезує нові екземпляри меншості між існуючими екземплярами меншості. Окрім цього можна вказати стратегію вибірки, яка визначає коефіцієнт надмірної вибірки або вказує клас, для якої буде проводитися надмірна вибірка. Рандомізацію алгоритму можна контролювати, вказавши її в аргументі функції. Балансування даних за допомогою SMOTE зображено на рисунку 1.8 [32].

Після збалансування набору даних створюється та навчається модель згорткової нейронної мережі для наборів даних пневмонії та туберкульозу. Модель було перевіряється на тестовому наборі. Зображення, класифіковані як «пневмонія», зберігаються та повинні використовуватися як тестовий набір для другої моделі [32].

Для прикладу можна взяти мережу яка містить: 1 вхідний рівень, 1 вихідний рівень із шаром активації Softmax і 5 прихованих шарів, що в сумі становить всього 7 рівнів.

Приховані шари:

- Рівень Conv2D із шаром активації ReLu
- Шар MaxPooling
- Розрівняти шар
- Щільний шар (300 нейронів) з шаром активації ReLu
- Щільний шар (100 нейронів) з шаром активації ReLu

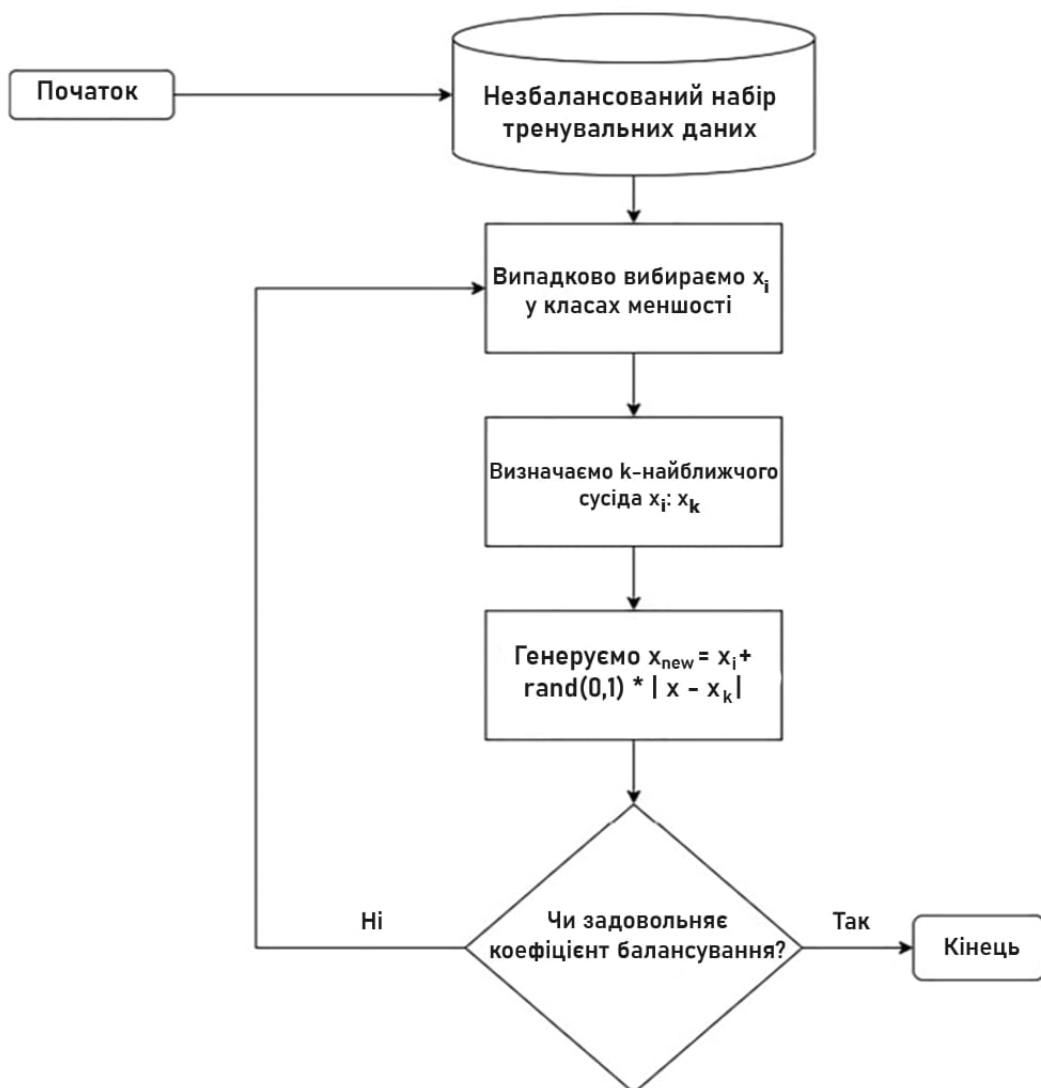


Рисунок 1.3 – Принцип роботи SMOTE

Далі створюється ще одна згортова нейронна мережа та навчається з використанням бактеріальної пневмонії, вірусної пневмонії та COVID-19 для класифікації другого рівня. Ця модель тестується за допомогою зображень, класифікованих для пневмонії (з першої моделі). Пропонована система представлена на рис. 1.9.



Рисунок 1.9 – Система класифікації рентгенологічних зображень грудної клітини

1.6 Висновки до розділу 1

Розглянуто сучасні засоби медичних системи, наведено приклади та їх класифікацію що дозволяє визначити їх перспективний напрям в області розпізнавання образів та класифікації об'єктів.

На основі проведеного аналізу різноманітних медичних баз даних наведено порівняльну таблицю найбільших існуючих баз даних та таблицю рентгенографічних баз що знаходяться у відкритому доступі. З наведеного переліку були обрані зображення із датасету Chest X-Ray Images (Pneumonia) Kaggle для подальшої обробки.

Розглянуто нейромережевий підхід до класифікації рентгенологічних знімків легенів, та наведено дворівневу структурну схему класифікації з використанням SMOTE (з структурною схемою принципу функціонування) для збалансування вхідних даних та використанням двох нейромереж, для кожного рівня класифікації відповідно.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Максимізація та нормалізація

Масштабування зображення — зміна розміру зображення зі збереженням пропорцій. Під масштабуванням мається на увазі як збільшення (англ. scaling up), так і зменшення (англ. scaling down) масштабу зображення. Це поняття широко застосовується в комп'ютерній графіці, обробці відео, зокрема, реалізується на апаратному рівні в телевізорах і відеопрогравачах. Існує два види масштабування

1. Пропорційне – в цьому випадку відношення між висотою і шириною рисунку не змінюється, а змінюється загальний масштаб.

2. Непропорціональне – в цьому випадку обидва виміри змінюються по різному (розмір здається користувачем).

В обробці зображень нормалізація — це процес, який змінює діапазон значень інтенсивності пікселів. Він застосовується, наприклад, до фотографій з поганою контрастністю через наявність відблисків. Нормалізацію іноді називають контрастним розтягуванням або розтягуванням гистограми. У більш загальних областях обробки даних, таких як цифрова обробка сигналів, вона називається розширенням динамічного діапазону [33].

Метою розширення динамічного діапазону в різних додатках є, як правило, приведення зображення, або іншого типу сигналу, в діапазон, який є більш звичним або нормальним для сенсорної системи, тому використовують термін нормалізація. Часто метою нормалізації є досягнення узгодженості в динамічному діапазоні для множини даних, сигналів або зображень, щоб уникнути психічного відволікання або втоми. Наприклад, при друку газети прагнуть до того, щоб всі зображення у випуску мали однаковий діапазон відтінків сірого [33].

Нормалізація перетворює n-вимірне зображення у градаціях сірого

$I: \{X \subseteq R^n\} \rightarrow \{Min, \dots, Max\}$ зі значеннями інтенсивності в діапазоні (Min, Max), у нове зображення $I_N: \{X \subseteq R^n\} \rightarrow \{newMin, \dots, newMax\}$ зі значеннями інтенсивності в діапазоні (newMin, newMax)

Лінійна нормалізація цифрового зображення в градаціях сірого виконується за формулою [33]:

$$I_N = (I - Min) \frac{newMax - newMin}{Max - Min} + newMin \quad (2.1)$$

Наприклад, якщо діапазон інтенсивності зображення буде від 50 до 180, а бажаним є діапазон від 0 до 255, то у процесі нормалізації спочатку віднімаємо з кожного значення інтенсивності пікселя 50, завдяки чому отримуємо діапазон від 0 до 130. Потім кожне значення інтенсивності пікселя множиться на 255/130, що забезпечує діапазон від 0 до 255 [33].

Нормалізація також може бути нелінійною, це трапляється, коли немає лінійної залежності між I та I_N . Прикладом нелінійної нормалізації є нормалізація за сигмоподібною функцією. В цьому випадку нормалізоване зображення обчислюється за формулою [33]:

$$I_N = (newMax - newMin) \frac{1}{1 + e^{-\frac{1-\beta}{\alpha}}} + newMin \quad (2.2)$$

Тут α визначає ширину вхідного діапазону інтенсивності, і β визначає інтенсивність, навколо якої концентрується діапазон.

Автоматична нормалізація в програмному забезпеченні для обробки зображень зазвичай виконує нормалізацію до повного динамічного діапазону системи числення, заданої у форматі файлу зображення [33].

2.2 Фільтрація

2.2.1 Медіанна фільтрація

Усунення шуму є надзвичайно необхідною областю досліджень у обробці зображень. Це небажана інформація, яка погіршує якість зображення.

Імпульсний шум – це шум, який зазвичай зустрічається в цифрових зображеннях. Воно виникає в результаті процесу отримання та передачі зображення. З фіксованим і випадковим значенням можна зустріти два типи імпульсного шуму. Імпульсний шум із фіксованим значенням (FVIN) має вигляд чорної/білої точки, який також називають шумом солі та перцю. Випадковий імпульсний шум (RVIN) може мати будь-яке піксельне значення інтенсивності.

Щоб усунути ці шуми, необхідно, щоб отримане зображення пройшло через етап попередньої обробки зображення, визначений як фільтр. Основним завданням видалення шуму є придушення шуму зі збереженням дрібних деталей і країв. Видалення шуму з фіксованим і випадковим значенням складається з двох кроків. Виявлення пікселів із шумом є першим кроком, а потім заміна пошкодженого пікселя.

Медіанний фільтр використовується як основа для видалення різного роду шумів зображення. Просторова та частотна фільтрація є двома основними типами усунення шумів зображення. Просторові фільтри є традиційним методом фільтрації зображень. Традиційний медіанний фільтр є простим нелінійним фільтром зображення.

На рисунку 2.1 наведено принцип роботи традиційного медіанного фільтра.

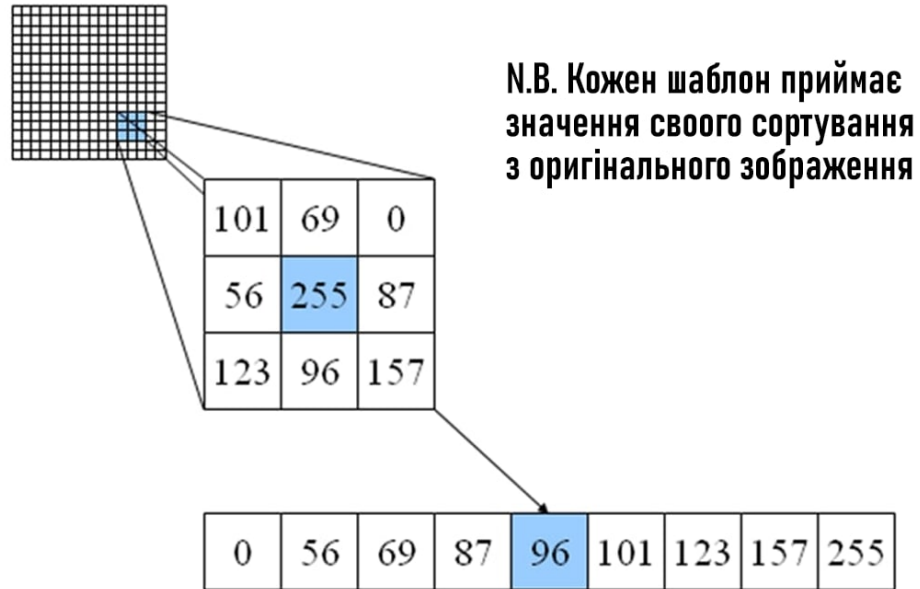


Рисунок 2.1 – Принцип роботи медіанного фільтру

Останніми роками існує багато покращених медіанних фільтрів, таких як простий адаптивний медіанний фільтр (AMF), медіанний фільтр на основі рішень (DBMF), необрізаний медіанний фільтр на основі рішень (DBUTM), медіанний фільтр із збереженням країв. Класифікація цих фільтрів показана на рисунку 2.2 [34].

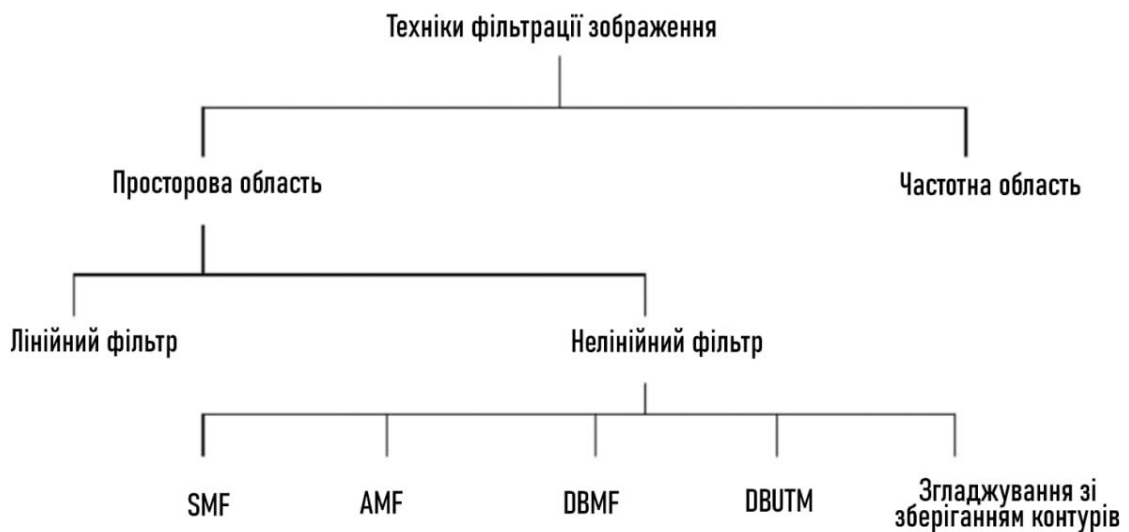


Рисунок 2.2 – Класифікація медіанних фільтрів

Алгоритм простого медіанного фільтра (SMF), наведений нижче [34]:

- Перевірити, чи піксель обробки зашумлений.
- Оберати двовимірне вікно W розміром $m \times n$, якщо оброблений піксель зашумлений.
- Визначити медіану $m \times n$ матриці та замінити піксель із шумом на медіану.
- Наведені вище кроки повторюються, доки не буде оброблено все зображення.

Якщо відсоток шуму в зображенні високий, кількість пікселів без шуму є меншою для будь-якого розміру вікна, щоб оцінити правильне значення пошкодженого пікселя. Для відновлення зображення при високій щільності шуму потрібен адаптивний розмір вікна. Алгоритм АМФ виглядає наступним чином:

Етап 1: Виявлення шуму та апроксимація рівня шуму

Визначається маска $\alpha(x, y)$ [34]:

$$\alpha(x, y) = \begin{cases} 1: p(x, y) = 0, p(x, y) = 255 \\ 0: \text{інакше} \end{cases}, p(x, y) = \text{інтенсивність пікселя.} \quad (2.3)$$

Розраховується загальна кількість зашумлених пікселів (k) [34]:

$$k = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \alpha(x, y). \quad (2.4)$$

Рівень імпульсного шуму (η) оцінюється за допомогою значення k . Це відношення загальної кількості пікселів, що містяться в зображенні. $\eta = \frac{k}{MN}$
(Повинно бути у діапазоні від 0 до 1)

Етап 2 Видалення шуму

Ініціалізація розміру фільтра [34]:

$$W = 2R_{min} + 1. \quad (2.5)$$

Значення R_{min} визначається як [34]:

$$R_{min} = \left\lfloor \frac{1}{2} \sqrt{\frac{7}{1-\eta}} \right\rfloor. \quad (2.6)$$

Якщо («безшумних пікселів» < 8); тоді $W=W+2$; розмір вікна збільшується на 2; цей крок повторюється, доки не буде отримано вісім «безшумних пікселів».

Знаходиться середнє значення « $m(x, y)$ » на основі «пікселів без шуму» у $W*W$.

Нова інтенсивність пікселів $g(x, y)$, розраховується як [34]:

$$g(x, y) = [1 - \alpha(x, y)]f(x, y) + \alpha(x, y)m(x, y). \quad (2.7)$$

Алгоритм DBMF обробляє зашумлене зображення за допомогою кроків, визначених нижче [34]:

- Вибирається двовимірне вікно (W_{3*3}) з центром $P(x, y)$.
- Перевіряється, пошкоджено чи не пошкоджено $P(x, y)$.
- Якщо $P(x, y)$ знаходиться в межах від 0 до 255: він безшумний, інакше: шумний піксель.
- Якщо $P(x, y)$ має шум: обчислюється P_{med} області S_{xy} .
- Якщо P_{med} дорівнює 0 або 255: P_{med} шумить і замінюється на $P(x-1, y)$.
- Описані вище дії повторюються для всього зображення.

Це ще один крок у порівнянні з простим медіанним фільтром, результатом якого є операція фільтрації підвищення продуктивності. Алгоритм DBUTM є модифікацією DBMF для відновлення цифрового зображення. Він ефективно працює з зображеннями, пошкодженими

імпульсним шумом. Алгоритм фільтрації DBUTM Filter виглядає наступним чином [34]:

- Виберається двовимірне вікно (W_{3*3}) з центром $P(x, y)$.
- Якщо значення P_{ij} лежить між 0 і 25, це непошкоджений піксель.
- Якщо значення P_{ij} дорівнює 0 або 255, то P_{ij} є пошкодженим пікселем.
- Випадок i): якщо (« W_{3*3} містить лише 0 і 255») P_{ij} = середнє (W_{3*3})
- Випадок ii): якщо (W_{3*3} містить не всі елементи, як '0' і '255') видалити 255-тий і 0-ий.
- P_{ij} = медіані для решти пікселів.
- Наведені вище кроки повторюються, доки не буде оброблено всі пікселі.

У простому фільтрі іноді дрібні деталі або краї зображень виявляються як шуми. У результаті дрібні деталі зображень також фільтруються. Це призводить до розмитості після фільтрації. Для відновлення пошкоджених зображень розроблено техніку збереження країв. Це дає чудовий результат відновлення з фільтрацією залежно від кореляції напрямку. Для кожного виявленого пікселя цей метод визначає краї в шести напрямках і відповідно обчислює інтенсивність пікселя. На рисунку 2.3 [34] показано пошкоджений піксель $P(x,y)$ і інтенсивність оточуючих пікселів.

a	b	c
d	$P(x,y)$	e
f	g	h

Рисунок 2.3 – Оточуючі пікселі поточного пікселя

Нижче наведено кроки фільтрації зі збереженням країв для визначення інтенсивності вихідного пікселя [34]:

Різниця восьми напрямків D_1, D_2, \dots, D_8 знаходиться таким чином:

$$\begin{aligned} D_1 &= |d - h| + |a - e|, D_2 = |a - g| + |b - h|, D_3 = |b - g|X2, \\ D_4 &= |b - f| + |c - g|, D_5 = |c - d| + |e - f|, D_6 = |d - e|X2, \\ D_7 &= |a - h|X2, \quad D_8 = |c - f|X2. \end{aligned} \quad (2.8)$$

Перевіряється, чи дорівнюють чотири пікселі e, f, g, h 0 чи 255.

Якщо так, не враховується різниця напрямків. Для відповідної змінної різниці спрямованості встановлюється максимальна інтенсивність пікселів 512.

Знаходиться мінімум серед D_1, D_2 до D_8 . Це мінімальне значення позначається як D_{min} .

Нове значення зашумленого пікселя обчислюється як [34]:

$$y_{i,j} = \begin{cases} \frac{(a + d + e + h)}{4}, D_{min} = D1 \\ \frac{(a + d + g + h)}{4}, D_{min} = D2 \\ \frac{(b + g)}{2}, D_{min} = D3 \\ \frac{(b + c + f + g)}{4}, D_{min} = D4 \\ \frac{(c + d + e + f)}{4}, D_{min} = D5 \\ \frac{(d + e)}{2}, D_{min} = D6 \\ \frac{(a + h)}{2}, D_{min} = D7 \\ \frac{(c + f)}{2}, D_{min} = D8 \\ \frac{(c + d)}{2}, D_{min} = 512 \end{cases} \quad (2.9)$$

Остання умова (D_{min} дорівнює 512), говорить, що якщо всі пікселі e, f, g, h є зашумленими, то значення пікселя фільтра реконструюється за середнім значенням пікселів, які раніше були незшумленими [34].

2.2.2 Фільтр Гауса

У обробці зображень розмиття за Гаусом (також відоме як згладжування за Гаусом) є результатом розмиття зображення за допомогою функції Гаусса (названої на честь математика та вченого Карла Фрідріха Гаусса).

Це широко використовуваний ефект у графічному програмному забезпеченні, як правило, для зменшення шуму зображення та зменшення деталей. Візуальний ефект цієї техніки розмиття — це плавне розмиття, що нагадує перегляд зображення через напівпрозорий екран, чітко відрізняється від ефекту боке, створюваного розфокусованим об'єктивом або тінню об'єкта при звичайному освітленні [35].

Гаусове згладжування також використовується як етап попередньої обробки в алгоритмах комп'ютерного зору, щоб покращити структуру зображення в різних масштабах. Двовимірний розподіл Гаусса зображений на рис.2.4, та визначається як [35]:

$$G_{\sigma}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.10)$$

Згортка позитивним ядром є основною операцією лінійної фільтрації зображень. Це означає оцінку локального середнього значення інтенсивності в кожній позиції та відповідає низькочастотній фільтрації.

Таким чином, фільтрація Гауса є середньозваженим значенням інтенсивності суміжних позицій із вагою, що зменшується з просторовою відстанню до центральної позиції p. Ця відстань визначається як $G_{\sigma}(\|p - q\|)$,

де σ є параметром, що визначає розширення околиці. У результаті краї зображення розмиваються [35].

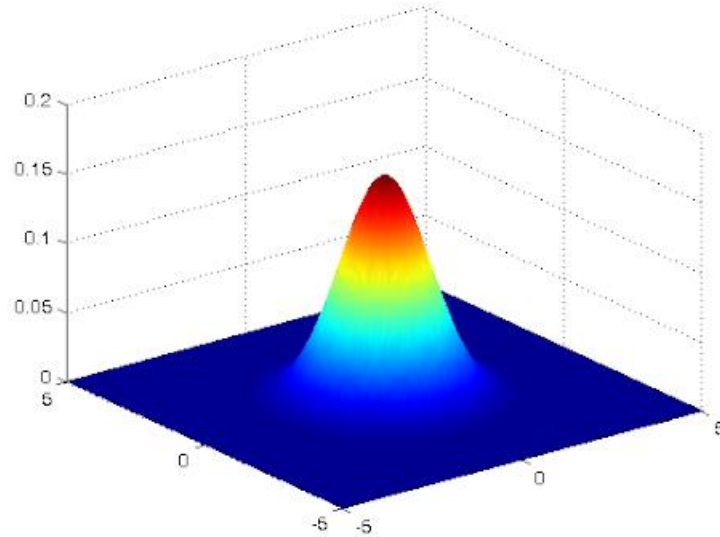


Рисунок 2.4 Графік Двовимірного розподіл функції Гаусса

На рисунку 2.5 [35] наведено приклад лінійної фільтрації Гауса з різними σ . Верхній рядок показує профіль 1D гаусового ядра, а нижній рядок — результат, отриманий відповідною двовимірною фільтрацією розмиття за Гаусом. Краї втрачаються з високими значеннями σ , оскільки виконується більше усереднення.

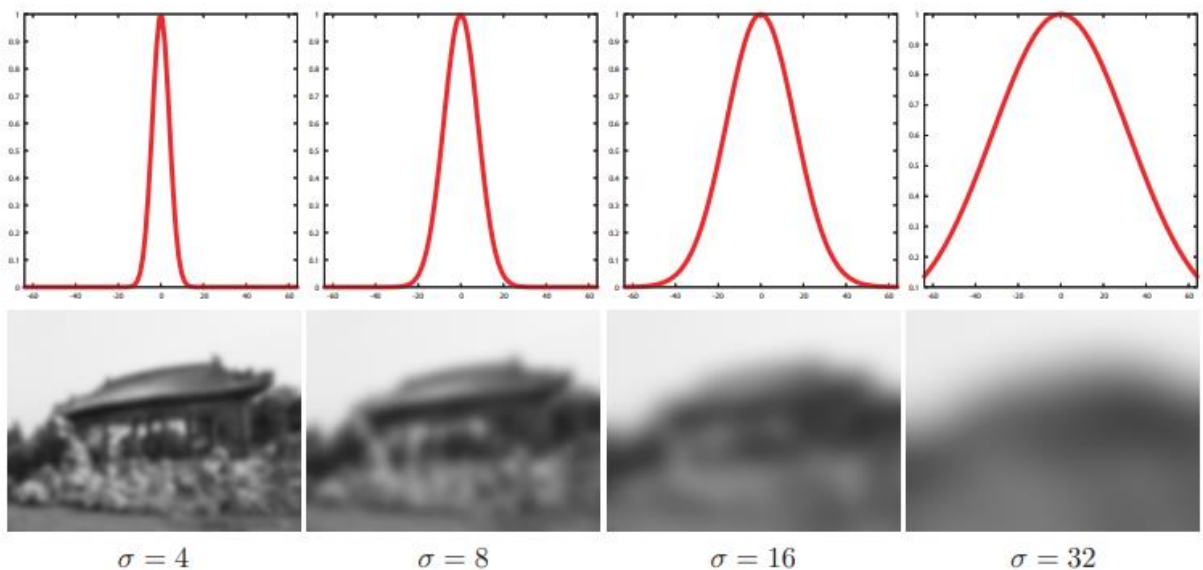


Рисунок 2.5 – Приклад фільтрації Гаусса з різними σ

2.2.3 Білатеральний фільтр (Двосторонній фільтр)

Подібно до згортки Гауса, двосторонній фільтр також визначається як середньозважене пікселів. Різниця полягає в тому, що двосторонній фільтр враховує зміну інтенсивності для збереження країв. Обґрунтування двосторонньої фільтрації полягає в тому, що два пікселі є близькими один до одного не тільки якщо вони займають сусідні просторові розташування, але також якщо вони мають певну подібність у фотометричному діапазоні [35].

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_p - I_q) I_q. \quad (2.11)$$

де W_p – нормувальний коефіцієнт [35]:

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(I_p - I_q). \quad (2.12)$$

Параметри σ_s і σ_r вимірюватимуть рівень фільтрації для зображення I . Рівняння (х) є нормованим зваженим середнім, де G_{σ_s} — просторовий гаусс, який зменшує вплив віддалених пікселів, G_{σ_r} — діапазон гаусса, який зменшує вплив пікселів q з значення інтенсивності, відмінне від I_p . Зауважмо, що термін діапазон кваліфікує величини, пов'язані зі значеннями пікселів, за допомогою протиставлення простору, який відноситься до розташування пікселя. На малюнку 2.6 [35] показано, як обчислюються ваги на простому прикладі.

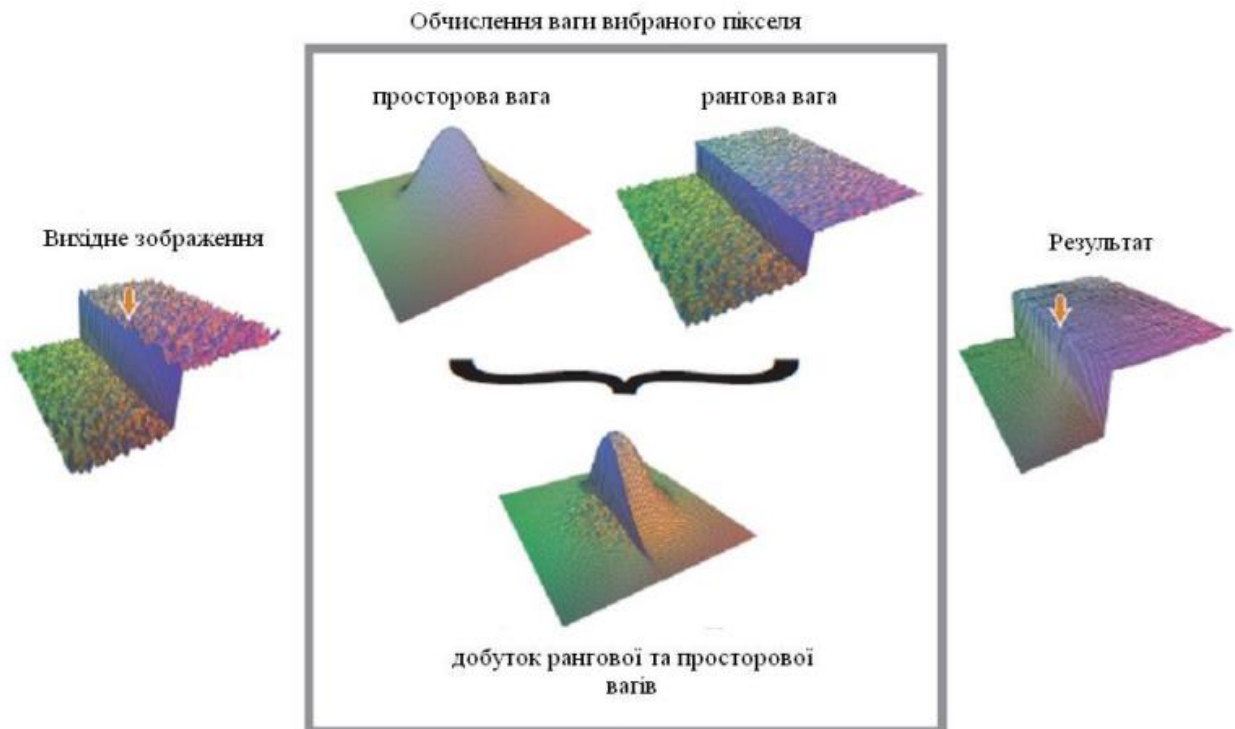


Рисунок 2.6 – Обчислення ваги вибраного пікселя білатеральним фільтром

Двосторонній фільтр згладжує вхідне зображення, зберігаючи його краї. Кожен піксель замінюється середньозваженим значенням його сусідів. Кожен сусід зважений просторовим компонентом, який штрафує віддалені пікселі, і компонентом діапазону, який штрафує пікселі з різною інтенсивністю. Поєднання обох компонентів гарантує, що лише сусідні схожі пікселі сприятимуть кінцевому результату. Ваги представлені для центрального пікселя (під стрілкою) [35].

Двосторонній фільтр контролюється двома параметрами: σ_s і σ_r . рисунок 2.7 ілюструє їх ефект.

- Зі збільшенням параметра діапазону σ_r двосторонній фільтр стає ближчим до розмиття за Гаусом, оскільки діапазон за Гаусом є більш плоским, тобто майже постійним протягом інтервалу інтенсивності, охопленого зображенням.

- Збільшення просторового параметра σ_s згладжує більші деталі. Важливою характеристикою двосторонньої фільтрації є те, що вагові

коефіцієнти перемножуються, що означає, що як тільки один із вагових коефіцієнтів наближається до 0, згладжування не відбувається. Як приклад, велика просторова Гаусса в поєднанні з Гауссом у вузькому діапазоні досягає обмеженого згладжування, хоча фільтр має великий просторовий протяжність. Наприклад, контур даху (рисунок 2.7) не змінюється для малих значень діапазону, незалежно від просторового налаштування. Значення діапазону наведено з урахуванням інтенсивності діапазоу [0,1]. Вага діапазону забезпечує суворе збереження контурів [35].

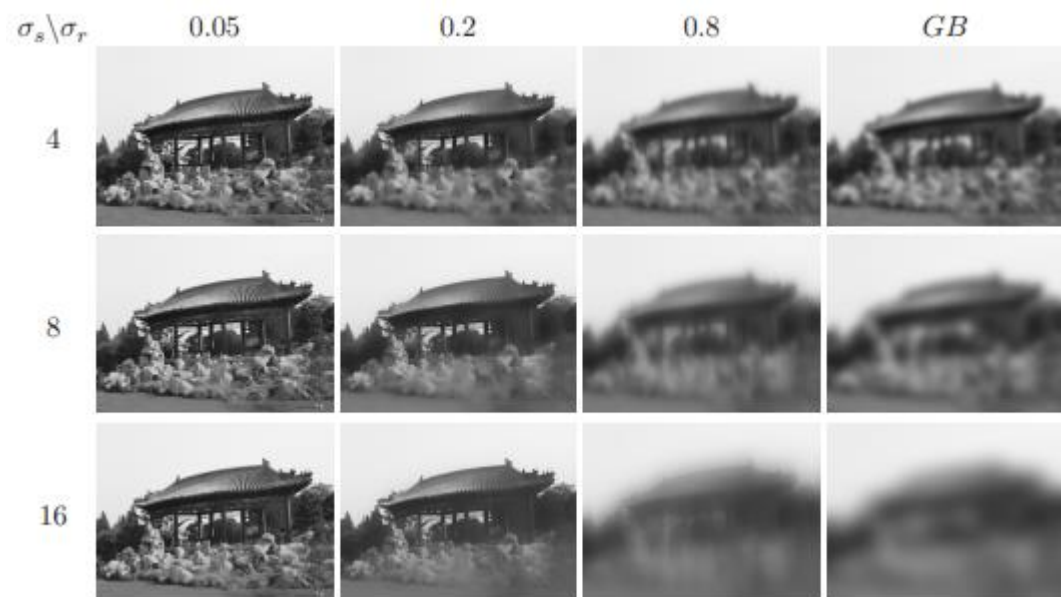


Рисунок 2.7 – Приклад білатеральної фільтрації при різних значеннях σ_s і σ_r

2.3 Сегментація

2.3.1 Поняття сегментації та її види.

Сегментація зображення — це розділ цифрової обробки зображень, який зосереджується на розділенні зображення на різні частини відповідно до їхніх характеристик і властивостей. Основна мета сегментації зображення — спростити зображення для легшого аналізу. Під час сегментації зображення

розділяється на різні частини, які мають подібні атрибути. Частини, на які діляться зображення, називаються об'єктами зображення [36].

Використовуючи методи сегментації зображення можна розділяти та групувати специфічні пікселі зображення, призначати їм мітки та класифікувати подальші пікселі відповідно до цих міток. Можна малювати лінії, вказувати рамки та відокремлювати окремі об'єкти (важливі компоненти) на зображенні від решти об'єктів (неважливих компонентів) [36].

Сегментації це перший крок для аналізу зображення. Без виконання сегментації зображення реалізація комп'ютерного зору є майже неможливою. У машинному навчанні можливо використовувати мітки, які створюються за допомогою сегментації зображень, для навчання з наглядом і без [37].

Сегментація зображення є важливим аспектом та має багато застосувань у багатьох галузях промисловості. Нижче наведено деякі з помітних областей, де часто використовується сегментація зображень [36].

1. Розпізнавання обличчя

Технологія розпізнавання обличчя, наявна у iPhone та передових системах безпеки, використовує сегментацію зображення для ідентифікації обличчя. Він повинен мати можливість ідентифікувати унікальні риси обличчя, щоб сторонні особи не могли отримати доступ до телефону чи системи.

2. Ідентифікація номерного знака

Багато світлофорів і камер використовують ідентифікацію номерних знаків, щоб стягувати штрафи та допомагати з обшуком. Технологія ідентифікації номерних знаків дозволяє дорожній системі розпізнавати автомобіль і отримувати інформацію про його власника. Він використовує сегментацію зображення, щоб відокремити номерний знак і інформацію про нього від решти об'єктів, присутніх у його баченні. Ця технологія значно спростила процес штрафування для урядів.

3. Пошук на основі зображень

Google та інші пошукові системи, які пропонують засоби пошуку на основі зображень, використовують методи сегментації зображень, щоб ідентифікувати об'єкти, присутні на зображенні, і порівнювати свої висновки з відповідними зображеннями, які вони знаходять, щоб надати результати пошуку.

4. Медична візуалізація

У медичному секторі сегментація зображень використовується, щоб знаходити та ідентифікувати ракові клітини, вимірювати об'єми тканин, запускати моделювання віртуальної хірургії та здійснювати навігацію всередині операції. Сегментація зображення має багато застосувань у медичному секторі. Це допомагає виявити уражені ділянки та спланувати лікування для них.

Крім наведених галузей, сегментація зображень використовується у виробництві, сільському господарстві, безпеці та багатьох інших секторах. У міру того, як наші технології комп'ютерного зору стають більш досконалими, використання методів сегментації зображень відповідно збільшуватиметься [36].

Наприклад, деякі виробники почали використовувати методи сегментації зображень, щоб знайти неякісні продукти. Тут алгоритм фіксує лише необхідні компоненти із зображення об'єкта та класифікує їх як несправні або оптимальні. Ця система знижує ризик людських помилок і робить процес тестування більш ефективним для організації. Загальні реалізації класифікації зображень є в Python, C, C++ і Matlab .

Нижче наведено основні типи методів сегментації зображень [36,37]:

- Порогова сегментація
- Сегментація на основі країв
- Сегментація на основі регіону
- Сегментація вододілу
- Алгоритми сегментації на основі кластеризації

- Нейронні мережі для сегментації

Детальніше розглянемо кожен із цих методів та виділимо їхні властивості, переваги та обмеження:

1. Порогова сегментація

Найпростішим методом сегментації в обробці зображень є пороговий метод. Він ділить пікселі на зображенні шляхом порівняння інтенсивності пікселів із заданим значенням (порогом). Це корисно, коли необхідний об'єкт має вищу інтенсивність, ніж фон (непотрібні частини) [36,37].

Можна вважати порогове значення (T) постійним, але воно працюватиме, лише якщо на зображенні дуже мало шуму (непотрібної інформації та даних). Можливо підтримувати порогове значення постійним або динамічним відповідно до вимог [36,37].

Метод порогового визначення перетворює зображення в градаціях сірого на бінарне зображення, розділяючи його на два сегменти (обов'язкові та необов'язкові). Відповідно до різних порогових значень порогову сегментацію класифікувати за такими категоріями [36]:

- Просте порогове визначення

У цьому методі пікселі зображення замінюються білими або чорними. Тепер, якщо інтенсивність пікселя в певній позиції менша за порогове значення, воно замінюється чорним. З іншого боку, якщо він вищий за порогове значення, він замінюється білим. Це просте порогове значення, яке особливо підходить для початківців у сегментації зображень.

- Бінаризація Оцу

У простому пороговому значенні вибирається постійне порогове значення та використовується для виконання сегментації зображення. Однак як визначити, що вибране значення було правильним? Хоча простий метод для цього полягає в перевірці різних значень і виборі одного, він не є найефективнішим [36].

Із зображення можна витягнути гістограм, яка має два піки, один для переднього плану, а інший для заднього плану. Використовуючи бінаризацію Оцу, береться приблизне значення середини цих піків як порогове значення. У бінаризації Otsu порогове значення обчислюється з гістограми зображення, якщо зображення бімодальне [36].

Цей процес досить популярний для сканування документів, розпізнавання візерунків і видалення непотрібних кольорів із файлу. Однак він має багато обмежень. Його не можна використовувати для зображень, які не є бімодальними (зображення, гістограми яких мають кілька піків).

– Адаптивне визначення порогу

Наявність одного постійного порогового значення може бути невідповідним підходом для кожного зображення. Різні зображення мають різні фони та умови, які впливають на їхні властивості. Таким чином, замість того, щоб використовувати одне постійне порогове значення для виконання сегментації всього зображення, можна зберегти змінну порогового значення. У цій техніці різні порогові значення зберігаються для різних частин зображення [36,37].

Цей метод добре працює із зображеннями, які мають різні умови освітлення. Для реалізації даного алгоритму потрібно сегментувати зображення на менші частини та обчислити порогове значення для кожної з них.

2. Сегментація на основі країв

Сегментація на основі країв є однією з найпопулярніших реалізацій сегментації в обробці зображень. Вона зосереджена на ідентифікації країв різних об'єктів на зображенні. Це важливий крок, оскільки він допомагає знайти особливості різних об'єктів, присутніх на зображенні, оскільки краї містять багато інформації, яку можна використовувати. Виявлення країв широко популярне, оскільки воно допомагає видаляти небажану та непотрібну інформацію із зображення. Це значно зменшує розмір зображення, полегшуючи його аналіз [36,37].

Алгоритми, що використовуються в сегментації на основі країв, визначають краї зображення відповідно до відмінностей у текстурі, контрасті, рівні сірого, кольорі, насиченості та інших властивостях. Вона може покращити якість своїх результатів, з'єднуючи всі краї в ланцюжки країв, які точніше збігаються з межами зображення.

Існує багато доступних методів сегментації на основі країв, але в основному вони діляться на дві категорії [36]:

- Виявлення країв на основі пошуку

Методи виявлення краю на основі пошуку зосереджені на обчисленні міри міцності краю та пошуку локальних спрямованих максимумів величини градієнта через обчислену оцінку локальної орієнтації краю.

- Виявлення краю на основі перетину нуля

Методи виявлення країв на основі перетину нуля шукають перетини нуля у похідному виразі, отриманому із зображення, щоб знайти краї.

Як правило потрібно попередньо обробити зображення, щоб видалити небажаний шум і полегшити виявлення країв. Canny, Prewitt, Deriche і Roberts Cross є одними з найпопулярніших операторів виявлення країв. Вони полегшують виявлення розривів і знаходження країв.

3. Сегментація на основі регіону

Алгоритми сегментації на основі регіонів ділять зображення на секції зі схожими характеристиками. Ці області являють собою лише групу пікселів, і алгоритм знаходить ці групи, спочатку знаходячи вихідну точку, яка може бути невеликою ділянкою або великою частиною вхідного зображення [36,37].

Після знаходження початкових точок алгоритм сегментації на основі регіону додає до них більше пікселів або зменшує їх, щоб можна було об'єднати їх з іншими початковими точками.

На основі цього методу сегментація на основі регіону поділяється на дві категорії:

– Зростання регіону

У цьому методі все починається з невеликого набору пікселів, які потім ітераційно об'єднуються з новими пікселями відповідно до певних умов подібності. Алгоритм збільшення області вибирає довільний початковий піксель на зображенні, порівнює його з сусідніми пікселями та починає збільшувати область, знаходячи збіги з початковою точкою.

Якщо певний регіон не може розвиватися далі, алгоритм вибере інший початковий піксель, який може не належати до жодного існуючого регіону. Одна область може мати занадто багато атрибутів, через що вона займає більшу частину зображення. Щоб уникнути такої помилки, алгоритми збільшення регіону вирощують кілька регіонів одночасно.

– Поділ і злиття регіонів

Як випливає з назви, сфокусований метод розділення та об'єднання регіону виконуватиме дві дії разом – розділення та об'єднання частин зображення.

Спочатку зображення буде розділено на області, які мають подібні атрибути, і об'єднано суміжні частини, схожі одна на одну. У разі поділу регіону алгоритм розглядає все зображення, тоді як у разі розширення регіону алгоритм зосереджується на певній точці.

Метод поділу та об'єднання регіонів дотримується методології розділяй і володарюй. Він ділить зображення на різні частини, а потім зіставляє їх відповідно до заздалегідь визначених умов. Інша назва алгоритмів, які виконують це завдання, — алгоритми розділення-злиття [36,37].

4. Сегментація вододілу

У обробці зображень вододіл — це трансформація зображення в градаціях сірого. Це відноситься до геологічного вододілу або дренажного вододілу. Алгоритм вододілу оброблятиме зображення так, ніби це

топографічна карта. Він розглядає яскравість пікселя як його висоту та знаходить лінії, які проходять уздовж вершини цих виступів[36,37].

Вододіл має багато технічних визначень і має кілька застосувань. Окрім визначення хребтів пікселів, він зосереджується на визначенні басейнів (протилежних хребтам) і заливає басейни маркерами, доки вони не зустрінуться з лініями вододілу, що проходять через хребти.

Оскільки басейни мають багато маркерів, а хребти — ні, зображення ділиться на кілька областей відповідно до «висоти» кожного пікселя. Метод вододілу перетворює кожне зображення на топографічну карту. Метод сегментації вододілу відображатиме рельєф через значення сірого пікселів.

Тепер ландшафт із долинами та хребтами, безумовно, мав би тривимірні аспекти. Водозбір розглядатиме тривимірне представлення зображення та відповідно створюватиме регіони, які називаються «водозбірними басейнами» [36,37].

Він має багато застосувань у медичному секторі, наприклад МРТ, медична візуалізація тощо. Сегментація вододілу є важливою частиною сегментації медичних зображень.

5. Алгоритми сегментації на основі кластеризації

Це неконтрольовані алгоритми, які допомагають знайти приховані дані на зображенні, які можуть бути невидимі для нормального зору. Ці приховані дані включають таку інформацію, як кластери, структури, затінення тощо.

Як впливає з назви, алгоритм кластеризації ділить зображення на кластери (непересічні групи) пікселів, які мають подібні характеристики. Це розділить елементи даних на кластери, де елементи в кластері більш схожі порівняно з елементами, присутніми в інших кластерах [36,37].

Деякі з популярних алгоритмів кластеризації включають нечіткі с-середні (FCM), k-середні та вдосконалені алгоритми k-середніх. У сегментації зображень здебільшого використовується алгоритм кластеризації k-середніх, оскільки він досить простий і ефективний. З іншого боку,

алгоритм FCM поміщає пікселі в різні класи відповідно до різного ступеня приналежності.

Найважливішими алгоритмами кластеризації для сегментації в обробці зображень є [36,37]:

– K-means кластеризація

K-means — це простий алгоритм машинного навчання без нагляду. Він класифікує зображення за певною кількістю кластерів. Він починає процес з поділу простору зображення на k пікселів, які представляють k центроїдів групи.

Потім вони призначають кожен об'єкт до групи на основі відстані між ними та центроїдом. Коли алгоритм призначить всі пікселі всім кластерам, він може перемістити та перепризначити центроїди.

– Fuzzy C Means

За допомогою методу нечіткої кластеризації c -середніх пікселі на зображенні можна об'єднати в кілька кластерів. Це означає, що піксель може належати більш ніж одному кластеру. Однак кожен піксель матиме різні рівні схожості з кожним кластером. Алгоритм нечітких середніх має функцію оптимізації, яка впливає на точність отриманих результатів.

6. Нейронні мережі для сегментації

Штучний інтелект (ШІ) використовується для аналізу зображення та ідентифікації його різних компонентів, таких як обличчя, об'єкти, текст тощо. Згорткові нейронні мережі досить популярні для сегментації зображень, оскільки вони можуть ідентифікувати та обробляти дані зображення дуже швидко та ефективно [36].

Фахівці Facebook AI Research (FAIR) створили архітектуру глибокого навчання під назвою Mask R-CNN, яка може створювати піксельну маску для кожного об'єкта на зображенні. Це вдосконалена версія архітектури виявлення об'єктів Faster R-CNN. Faster R-CNN використовує дві частини даних для кожного об'єкта на зображенні: координати обмежувальної рамки

та клас об'єкта. З Mask R-CNN восягається додатковий розділ у цьому процесі. Маска R-CNN виводить маску об'єкта після виконання сегментації.

У цьому процесі спочатку передається вхідне зображення в ConvNet, який генерує карту функцій для зображення. Потім система застосовує мережу пропозицій регіону (RPN) на картах об'єктів і генерує пропозиції об'єктів із їх балами об'єктності [36].

Після цього рівень об'єднання ROI застосовується до пропозицій, щоб зменшити їх розмір до одного. На завершальному етапі система передає пропозиції підключеному шару для класифікації та генерує вихідні дані з обмежувальними рамками для кожного об'єкта.

2.3.2 Алгоритм порогові сегментації Оцу

Порогову обробку можна роздивлятися як завдання теорії статистичних рішень, у якій мета полягає у мінімізації середньої помилки розбиття пікселів на дві чи більше групи (також звані класами). Як відомо, це завдання має елегантне рішення у замкнутому вигляді, відоме як байєсовське вирішальне правило. Дане рішення будується на основі всього двох параметрів: функції щільності ймовірності значень яскравості кожного класу та апіорної ймовірності появи пікселів кожного класу в прикладній задачі, що розглядається. На жаль, оцінка розподілу становить труднощі, і завдання зазвичай полегшують, роблячи робочі припущення про форму функцій щільності ймовірності, наприклад, вважаючи їх гаусовими функціями. Навіть із подібними спрощеннями процедура знаходження рішення може виявитися складною і не завжди придатною для практичних цілей [38].

Метод Оцу [Otsu, 1979] пропонує привабливу альтернативу. Цей метод є оптимальним у тому сенсі, що він максимізує міжкласову дисперсію – добре відому характеристику, що застосовується у статистичному дискримінантному аналізі. Основна ідея полягає в тому, що якщо класи добре розділяються порігом, то вони повинні відрізнятися значеннями

яскравості своїх пікселів, і навпаки, поріг, який добре розмежує класи по яскравості, буде найкращим. Крім оптимальності, метод Оцу має ту важливу властивість, що він цілком заснований на обчисленнях, що виконуються над гистограмою зображення, - одномірним масивом, що легко обчислюється [38].

Позначимо $\{0, 1, 2, \dots, L - 1\}$ L розрізнених градацій яскравості цифрового зображення розмірами $M \times N$ пікселів, і нехай n_i позначає число пікселів із яскравістю i . Загальна кількість пікселів у зображенні $MN = n_0 + n_1 + n_2 + \dots + n_{L-1}$. Нормована гистограма складається з компонентів $p_i = n_i / MN$, звідки випливає, що [38]:

$$\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1, \quad p_i \geq 0. \quad (2.13)$$

Припустимо тепер, що вибраний поріг $T(k) = k$, $0 \leq k < L - 1$, за допомогою якого вихідне зображення розбивається на два класи C_1 та C_2 , такі, що C_1 складається з усіх пікселів зображення, що мають значення яскравості в інтервалі $[0, k]$, а C_2 складається із пікселів зі значеннями яскравості в інтервалі $[k + 1, L - 1]$. При такому порозі ймовірність $P_1(k)$ того, що певний піксель буде віднесений до класу C_1 , визначається накопиченою сумою [38]:

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i. \quad (2.14)$$

Інакше висловлюючись, це можливість появи класу C_1 . Аналогічно ймовірність появи класу C_2 задається формулою [38]:

$$P_2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 = P_1(k). \quad (2.15)$$

Середнє значення яскравості пікселів, що належать до класу C_1 , дорівнює [38]:

$$m_1(k) = \sum_{i=0}^k iP(i|C_1) = \sum_{i=0}^k iP(i|C_1) \frac{P(i)}{P(C_1)} = \frac{1}{P_1(k)} \sum_{i=0}^k ip_i, \quad (2.16)$$

де $P_1(k)$ задане співвідношенням (2.14). Член $P(i|C_1)$ у першому рівнянні (2.16) є ймовірність значення i за умови, що i належить до класу C_1 . Друга рівність випливає з формули Байєса [38]: $P(A|B) = P(B|A)P(A)/P(B)$

Третя рівність випливає з того факту, що $P(C_1|i)$, ймовірність C_1 за умови I , дорівнює 1, оскільки тут ми маємо справу тільки з i із класу C_1 . Крім того, $P(i)$ є ймовірність значення яскравості i , тобто просто i -та компонента гістограми, вище зазначена p_i . Нарешті, $P(C_1)$ є ймовірність класу C_1 , яка дорівнює $P_1(k)$ відповідно до співвідношення (2.14).[38]

Аналогічним чином середнє значення яскравості пікселів, що належать до класу C_2 , дорівнює [38]:

$$m_2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} iP(i|C_2) = \frac{1}{P_2(k)} \sum_{i=k+1}^{L-1} ip_i, \quad (2.17)$$

Накопичена сума рівня яскравості k включно задається співвідношенням [38]:

$$m(k) = \sum_{i=0}^k ip_i. \quad (2.18)$$

а середня яскравість по всьому зображенню (тобто глобальне середнє значення) дорівнює [38]:

$$m_G = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i. \quad (4.19)$$

Для оцінки «якості» порога рівня k використовується нормований безрозмірний показник [38]:

$$\eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_G^2}, \quad (2.20)$$

де σ_G^2 — глобальна дисперсія (тобто дисперсія яскравості всіх пікселів зображення) [38]:

$$\sigma_G^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - m_G)^2 p_i, \quad (2.21)$$

а σ_B^2 - міжкласова дисперсія, яка визначається як [38]:

$$\sigma_B^2 = P_1(m_1 - m_G)^2 + P_2(m_2 - m_G)^2. \quad (2.22)$$

де вирази для m_G і m виписані вище - вирази (2.19) та (2.18). Перша рівність в (2.22) впливає з співвідношення (2.21), друга впливає із (2.15). Така форма запису є дещо ефективнішою для обчислень, оскільки глобальне середнє значення m_G обчислюється лише один раз, так що для кожного значення k необхідно обчислювати лише два параметри — m та P_1 [38].

З першого рядка рівності (2.22) видно, що чим далі один від одного два математичні очікування m_1 і m_2 , то більше буде міжкласова дисперсія σ_B^2 , яка, таким чином, є мірою роздільності класів. Оскільки глобальна дисперсія σ_G^2 є константою, звідси випливає, що η також є показником роздільності, максимізація якого еквівалентна максимізації σ_B^2 . Завдання, таким чином, полягає у визначенні такого значення порога k , для якого міжкласова дисперсія максимальна. Зауважимо, що у формулі (2.20) неявно передбачається, що $\sigma_G^2 > 0$. Ця дисперсія може дорівнювати нулю тільки у тому випадку, коли всі пікселі зображення мають ту саму яскравість, що означає наявність лише одного класу. У свою чергу, у такому разі і $\sigma_B^2 = 0$, оскільки показник роздільності одного класу від самого себе дорівнює нулю [38].

Повертаючи назад залежність від k , отримуємо остаточні результати [38]:

$$\eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_G^2}, \quad (2.23)$$

та [38]

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]}. \quad (2.24)$$

Тоді оптимальним буде таке значення порога k^* , яке максимізує $\sigma_B^2(k)$ [38]:

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{0 \leq k < L-1} \sigma_B^2(k). \quad (2.25)$$

Іншими словами, для знаходження k^* ми просто оцінюємо праву частину рівності (2.24) для всіх цілих значень k (таких, для яких справедлива умова $0 < P_1(k) < 1$) і вибираємо значення k , яке доставляє максимум $\sigma_B^2(k)$.

Після того, як знайдено значення k^* , вихідне зображення $f(x, y)$ сегментується як [38]:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } f(x, y) > k^* \\ 0, & \text{якщо } f(x, y) \leq k^*, \end{cases} \quad (2.26)$$

для $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ і $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$.

Блок-схема описаного алгоритму наведена у додатку Б.

2.4 Основні метрологічні аспекти аналізу рентгенівських зображень

Є кілька параметрів, які характеризують якість цифрових зображень. Роздільна здатність, шум і спотворення є основними параметрами якості зображення. Деякі дослідження включають фактори розмиття, які пов'язані з просторовою роздільною здатністю. На рисунку 2.8 [39] узагальнено ці параметри та їхній вплив на роздільну здатність процесу медичного зображення розрізняти суміжні структури в тканинах органів, що досліджуються. Сигнал від виявленого фотона повинен бути записаний з достатньою роздільною здатністю в просторі, інтенсивності та, можливо, за часом, щоб отримати цифрове зображення, яке уможливить медичну інтерпретацію структури та функції тканини. Тому роздільна здатність ділиться на три основні категорії: просторова роздільна здатність (простір), контрастна роздільна здатність (інтенсивність) і часова роздільна здатність (час). Далі розглянуто основні параметри та їх характеристики .



Рисунок 2.8 – Параметри якості цифрового зображення

Просторова роздільна здатність означає здатність системи зображення виявляти та розрізняти невеликі об'єкти, розташовані близько один до одного. Розмір пікселів і відстань між ними (крок) визначають максимальну просторову роздільну здатність. Чим менший розмір пікселів, тим вища просторова роздільна здатність. Однак це не завжди так, оскільки на просторову роздільну здатність впливають інші причини, наприклад фактори розмиття. Обробка зображення змінює просторову роздільну здатність зображення, однак шум зображення надмірно збільшується. Функції масштабування або націлювання та сканування поля зору впливають на просторову роздільну здатність. Для кількісного визначення та оцінки просторової роздільної здатності використовуються методи вимірювання, включаючи функцію розподілу точок (PSF), функцію поширення лінії (LSF) і модульну функцію передачі (MTF). На просторову роздільну здатність

впливають чотири фактори розмиття, а саме розмиття об'єкта, геометричне розмиття, розмиття руху та розмиття рецептора. Розмиття зображення відноситься до елемента розмиття кордонів об'єкта (пацієнта). Різке зображення описує чітко виражені межі об'єкта (пацієнта). Розмитість об'єкта спричинена формою об'єкта та/або структурою. Цей фактор також називають розмиттям об'єкта. Геометричне розмиття є результатом геометрії процедур побудови зображення. Основним впливом цього фактора є розмір фокальної плями рентгенівської трубки, відстань між джерелом рентгенівського випромінювання та пацієнтом і між пацієнтом і рецептором зображення. Розмитість меж збільшується зі збільшенням розміру фокусної плями та збільшенням відстані між пацієнтом і рецептором зображення. Неоднакове збільшення різних структур органів викликає спотворення рентгенографічних зображень, яке називається спотворенням зображення. Наприклад, тканини, розташовані поблизу рецептора зображення, збільшуються менше, ніж ті, що знаходяться далі. Коли відстань між пацієнтом і рецептором зображення збільшується, коефіцієнт розмиття зменшується [39].

Контрастна роздільна здатність означає здатність системи візуалізації розрізнити об'єкти з невеликою різницею щільності та/або диференціювати невеликий різновид ослаблення на зображенні. Контрастна роздільна здатність пояснює, наскільки добре зображення розрізняє тонкі структури органів, що досліджуються. Контрастну роздільну здатність можна успадкувати шляхом запису обраної інформації з достатньою роздільною здатністю інтенсивності, щоб розрізнити бажані деталі контрасту. У той час як перший крок оцифрування, дискретизація в просторі, впливає на просторову роздільну здатність, другий крок, квантування інтенсивності сигналу, впливає на контрастну роздільну здатність або бітову глибину сірого. Розділення контрасту іноді називають розділенням тканини. Якщо є два невеликі об'єкти з великою різницею в щільності, область між ними вважається областю високої частоти або високого контрасту. І навпаки,

низька контрастна область відноситься до області між двома невеликими об'єктами з невеликою різницею в щільності. На роздільну здатність контрасту впливають колімація трубки, кількість фотонів, шум, розсіяне випромінювання, фільтрація променя, властивості детектора та використана алгоритмічна реконструкція. Контрастність зображення залежить від контрастності об'єкта, детектора та відображуваного контрасту [39].

Шум створюється статистичними коливаннями значення від пікселя до пікселя. Шум розпізнається за зернистим виглядом зображення. Він також характеризується малюнком солі та перцю на зображенні. Шум є некорисною інформацією. Рівень шуму пояснюється стандартним відхиленням, мірою того, наскільки розкидані значення пікселя. Чим менше стандартне відхилення, тим вища точність середнього значення пікселя. На рисунку 2.9 [39] зображено порівняння між описаними вище характеристиками .

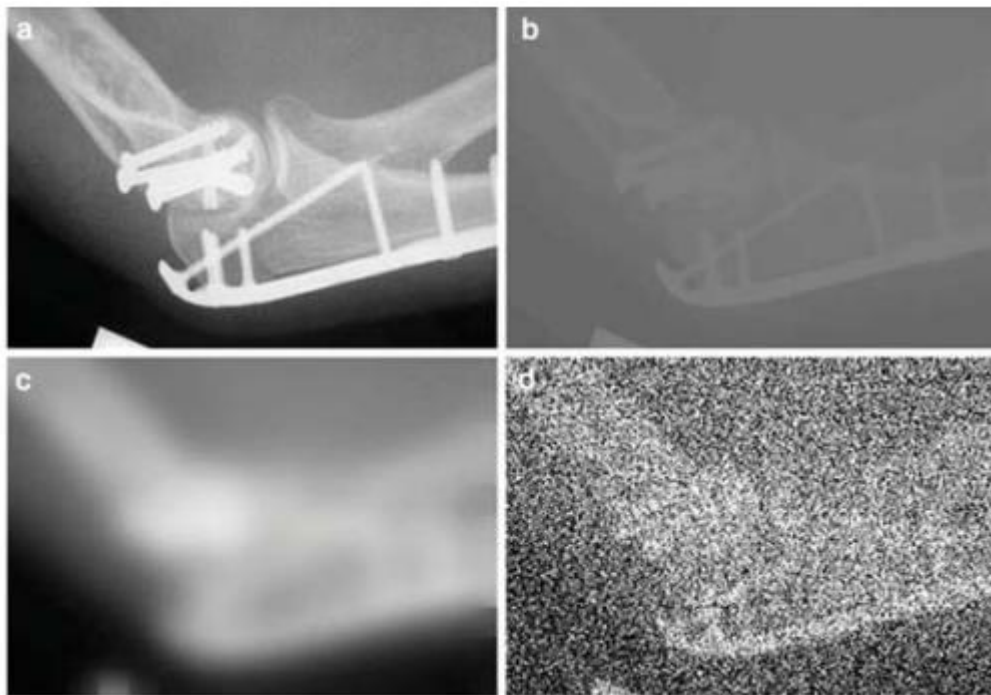


Рисунок 2.9 – Порівняння характеристик якості зображення

Шумові зображення пов'язані з кількістю рентгенівських фотонів, які реєструються в кожному пікселі (для DDR) або в кожній невеликій області зображення (для CR та IDR). Джерела шуму можна розділити на три типи, а

саме квантовий шум, електронний або детекторний шум і обчислювальний або квантовий шум [39].

Оптимальна якість зображення має належну роздільну здатність і контрастність, а також низький рівень шуму, як показано на зображенні (а). Зображення (b) має високу просторову роздільну здатність і низький рівень шуму, але має майже нульовий контраст. Зображення (c) має низький рівень шуму та високий контраст, але дуже низьку просторову роздільну здатність.

На зображенні (d) висока просторова роздільна здатність, але дуже високий рівень шуму, який зруйнував контраст зображення [39].

Особливості, які виникають на зображенні та маскують або імітують клінічні ознаки, називаються спотвореннями. Спотворення цифрового зображення викликаються збоями при отримання зображення або об'єкта, збоями апаратного забезпечення або рецептора зображення, а також збоями програмного забезпечення.

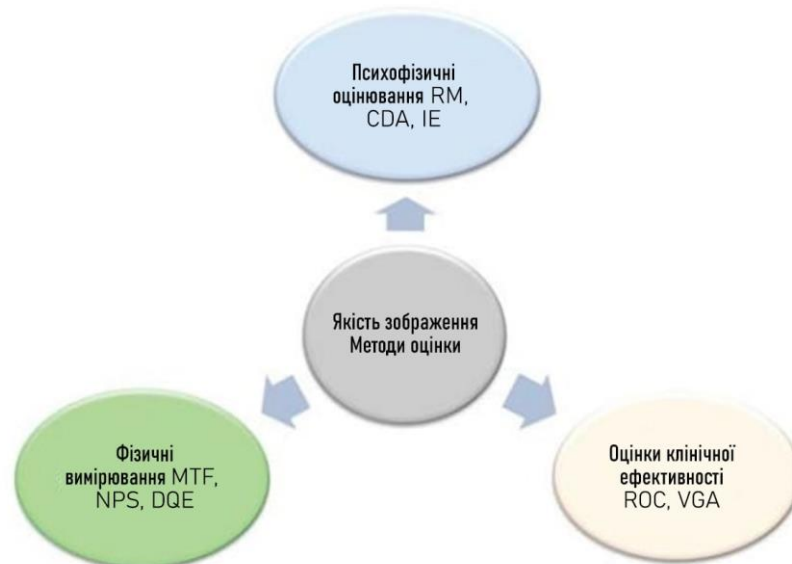


Рисунок 2.10 – Методи оцінки якості радіологічних зображень

Користь радіологічних зображень і точність інтерпретації зображень залежать від двох основних факторів; якість зображень і вміння перекладача. Хороша якість зображення є основним фактором, який дозволяє лікарям

максимально точно, правильно та вчасно інтерпретувати зображення. Для вимірювання параметрів якості DR-зображень і продуктивності систем візуалізації використовується кілька методів. Ці методи – фізичні, психологічні або клінічні (спостерігачі/діагностика) (рисунок 2.10 [39]).

Фізичні методи включають коефіцієнт передачі модуляції (MTF), шум, SNR і квантову ефективність виявлення (DQE). Методи психофізичної оцінки включають модель троянди (RM), контрастний детальний аналіз (CDA) і суб'єктивну оцінку фізичних параметрів. Клінічні методи вимірювання ефективності включають характеристики роботи приймача (ROC) і характеристики візуальної оцінки (VGC). На рисунку 2.11 [39] узагальнено різні методи оцінки якості зображення та продуктивності системи візуалізації.



Рисунок 2.11 – Методи оцінки якості зображення

2.5 Висновки до розділу 2

Розглянуто два методи масштабування зображення, пропорційний без зміни відношення між висотою та шириною, та не пропорційний і два методи нормалізації, лінійний з заданням нового діапазону та не лінійний з використанням сигмоподібної функції.

Розглянуто три найпопулярніші види фільтрації, а саме медіанну, Гауссівську та білатеральну фільтрації. Було обрано білатеральний фільтр для подальшої обробки рентгенівських зображень, так як він має критично необхідну особливість збереження контурів на зображенні.

Наведено п'ять основних видів сегментації. Враховуючи тип об'єкта дослідження було обрано порогову сегментацію для подальшої обробки зображень, а саме на основі визначення порогу за методом Оцу, та наведено його детальну реалізацію з розробленою блок-схемою.

Проаналізовано сучасні засоби обробки зображень для задач класифікації медичних зображень, що підтверджує актуальність розробки програмного забезпечення для виділення контурів легень.

Розглянуто основні метрологічні аспекти аналізу зображень та виділено такі чотири основні характеристики як спотворення, шум, контрастна та просторова роздільні здатності. На основі даних характеристик наведено інструменти виміру якості та методи оцінки радіологічних зображень.

3 МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ДЛЯ ОБРОБКИ БІОМЕДИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

3.1 Розробка та програмна реалізація попередньої обробки зображення яка включає в себе нормалізацію, фільтрацію та сегментацію.

Програмна реалізація алгоритму розроблена на мові програмування Python з використанням бібліотеки OpenCV.

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) — бібліотека комп'ютерного зору та машинного навчання з відкритим кодом. OpenCV було створено, щоб забезпечити загальну інфраструктуру для програм комп'ютерного зору та прискорити використання машинного сприйняття в комерційних продуктах. Будучи ліцензованим продуктом Apache 2, OpenCV дозволяє компаніям легко використовувати та змінювати код [40].

Бібліотека містить понад 2500 оптимізованих алгоритмів, що включає повний набір як класичних, так і найсучасніших алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання. Бібліотека широко використовується компаніями, дослідницькими групами та державними органами.

OpenCV – це кросплатформна бібліотека, за допомогою якої можливо розробляти програми комп'ютерного зору в реальному часі. В основному вона зосереджений на обробці зображень, захопленні та аналізі відео, включаючи такі функції, як розпізнавання облич і об'єктів [40].

Комп'ютерний зір — це область штучного інтелекту (ШІ), яка дозволяє комп'ютерам і системам отримувати значущу інформацію з цифрових зображень, відео та інших візуальних вхідних даних — і виконувати дії або давати рекомендації на основі цієї інформації. Якщо ШІ дозволяє комп'ютерам мислити, комп'ютерний зір дозволяє їм бачити, спостерігати та розуміти.

Комп'ютерний зір суттєво перетинається з наступними областями [40]:

- Обробка зображень – фокусується на маніпулюванні зображеннями.
- Розпізнавання шаблонів – пояснює різні методи класифікації шаблонів.
- Фотограмметрія – займається отриманням точних вимірювань із зображень.

Перелік деяких основних галузей, де комп'ютерний зір активно використовується:

Робототехніка [40]:

- Локалізація – автоматичне визначення місцезнаходження робота
- Навігація
- Уникнення перешкод
- Монтаж (забивка, зварювання, фарбування)
- Маніпуляції (наприклад, робот-маніпулятор PUMA)
- Взаємодія з роботом людини (HRI) – інтелектуальна робототехніка для взаємодії та обслуговування людей

Медична сфера [40]:

- Класифікація та виявлення (наприклад, класифікація ураження або клітин і виявлення пухлини)
- 2D/3D сегментація
- 3D реконструкція органів людини (МРТ або УЗД)
- Робототехнічна хірургія з оральним керуванням

Застосування в промислової автоматизації [23]:

- Промисловий контроль (виявлення дефектів)
- Збірка
- Зчитування штрих-коду та етикетки упаковки
- Сортування об'єктів
- Розуміння документів (наприклад, OCR)

Охоронна галузь [40]:

- Біометрія (відбиток пальця, розпізнавання обличчя)
- Спостереження – виявлення певних підозрілих дій або поведінки

Транспортна сера:

- Автономний транспортний засіб
 - Безпека, наприклад, моніторинг пильності водія
- Використання бібліотеки OpenCV дозволяє [40]:
- Зчитувати та зберігати зображення
 - Обробляти (фільтрувати, трансформувати і.т.д.) та зберігати відео та зображення
 - Виявляти певні ознаки, або конкретні об'єкти, такі як обличчя, очі, автомобілі, на відео чи зображеннях.
 - Аналізувати відео, оцінювати рух у ньому, змінювати фон та відстежувати об'єкти в ньому.

OpenCV має інтерфейси для таких мов програмування як: C++, Python, Java і MATLAB та працює на різних операційних системах, таких як Windows, Linux, Android і Mac OS. [40]

Для використання бібліотеки OpenCV встановлюємо її та підключаємо наступною стрічкою `import cv2`. Також підключаємо бібліотеку Numpy для деяких операцій з масивами `import numpy as np`. Після підключення бібліотек можна починати та зчитати зображення, для подальшої обробки, за допомогою команди `cv2.imread("p1.jpeg")`, де в дужках вказано шлях до зображення та його ім'я. Так як зображення знаходиться в каталозі разом з програмним файлом достатньо вказати лише ім'я. Вивести зображення можна за допомогою команди `cv2.imshow('edge', img)`, де першим аргументом вказується (в лапках) вікно для відображення, а другим масив зображення. Надалі використовується саме ця команда для візуалізації подальшої обробки, але для цього попередньо потрібно створити вікно. Вікно можна створити командою `cv2.namedWindow("edge", cv2.WINDOW_NORMAL)`, де перший аргумент назва вікна, а другий тип. В нашому випадку використовується стандартний 'нормальний' тип вікна. Перевіряємо чи зчиталося зображення та виводимо його у створеному вікні "edge". На

рисунку 3.1 показано зчитане зображення та лістинг виконання даної операції.

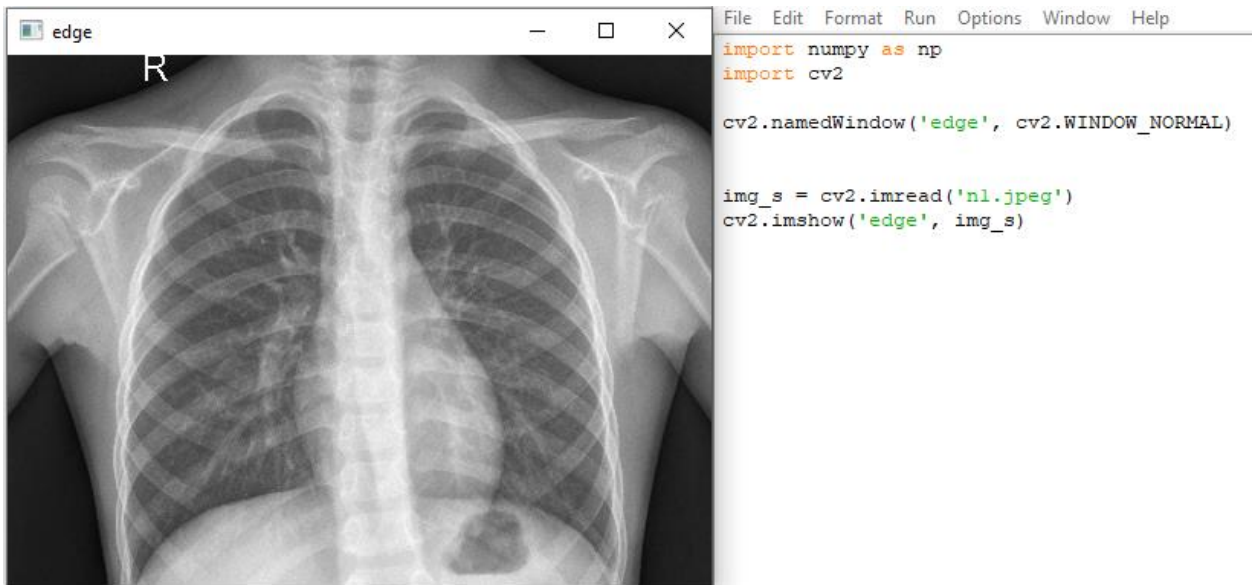


Рисунок 3.1 – Зчитування зображення

Як видно с рисунка зображення зчиталося коректно, тому можна продовжити його обробку звертаючись до змінної «img_s» в якій воно зберігається.

Наступний крок – це фільтрація для зменшення шумів, нормалізація для збільшення контрастності та сегментація. Для зручності вказані дії занесемо до функції, та назвемо її “gr”.

Незважаючи на те що зображення рентгену знаходиться у градаціях сірого, для якого достатньо одного каналу, воно може містити три канали RGB (BGR). Для запобігання обробки зайвих каналів використаємо функцію «cv2.cvtColor(img_s,cv2.COLOR_BGR2GRAY)», яка приймає два аргументи, перший – зображення яке потрібно обробити, другий – тип обробки. Після нормалізуємо зображення функцією «cv2.normalize(img_s,norm,0,255, cv2.NORM_MINMAX), де img_s – вхідне зображення; norm – масив у який запишеться нормалізоване зображення; 0,255 – діапазон нормалізації; cv2.NORM_MINMAX – тип нормалізації. Як видно з опису функція потребує

масив для поступового запису нормалізованих значень, тому попередньо створюємо його командою «`np.zeros(img_s.shape[:2])`», де `np.zeros()` створює масив заповнений нульовими значеннями вказаного в дужках розміру, а `img_s.shape[:2]` повертає розмір зображення `img_s`.

Для фільтрації використовується принцип білатерального фільтру, що описаний у другому розділі даної роботи. В ОПЕТСИВИ містить влаштовану функцію такого фільтра, яка приймає вхідне зображення, розмірність околу фільтра, та коефіцієнти простору і інтенсивності. Імплементация виглядає наступним чином «`img = cv2.bilateralFilter(img,9,75,75)`», параметри були підібрані вручну.

Сегментація зображення реалізується за допомогою ще одної влаштованої функції «`cv2.threshold()`», яка приймає три параметри: масив значень вхідного зображення, діапазон(и) значень інтенсивності для сегментації, та метод сегментації. Для сегментації за принципом Оцу до методу порогової сегментації потрібно вказати додатковий параметр порогу Оцу «`cv.THRESH_BINARY+cv.THRESH_OTSU`». Повна функція виглядає наступним чином «`ret,img = cv2.threshold(img,0,255, cv.THRESH_BINARY+cv.THRESH_OTSU)`»

На цьому функцію обробки та сегментації можна вважати завершеною, тому пишемо «`return(img)`» та повертаємо отриманий результат. Для перевірки працездатності викликаємо функцію «`img=gr(img_s)`» та виводимо результат «`cv2.imshow('edge', img)`». На рисунку 3.2 показано зчитане зображення та лістинг виконання даної операції.

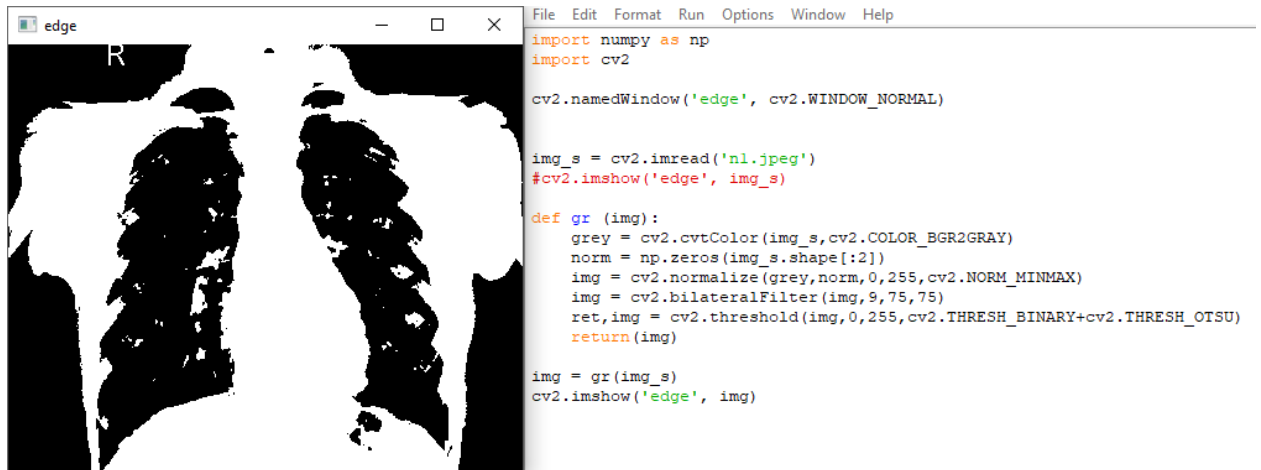


Рисунок 3.2 – Обробка та сегментація зображення

Як видно з рисунка контури легенів чітко відокремлені що в подальшому дозволить правильно їх виділити, тому сегментація відбувається коректно. Результати фільтрації краще всього помітні при сегментації рисунок 3.3. Праворуч сегментація без фільтрації, ліворуч з. Хоча саме по собі зображення доволі якісне (містить мало шуму) можна помітити що практично весь шум при фільтрації зникає.

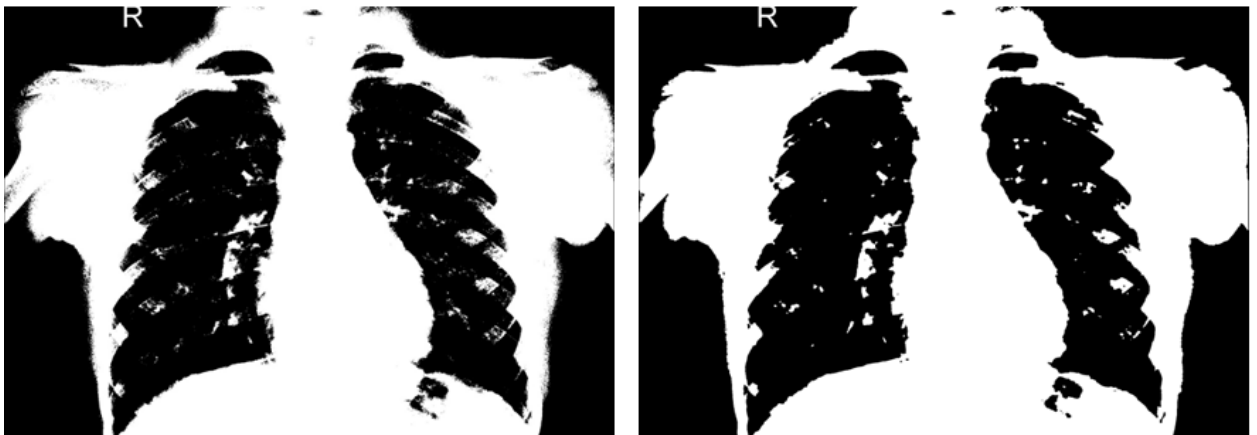


Рисунок 3.3 – Порівняння операції сегментації з та без фільтрації

Блок схема алгоритму програмної обробки зображення, що включає в себе нормалізацію, фільтрацію та сегментацію зображена на рисунку 3.4.

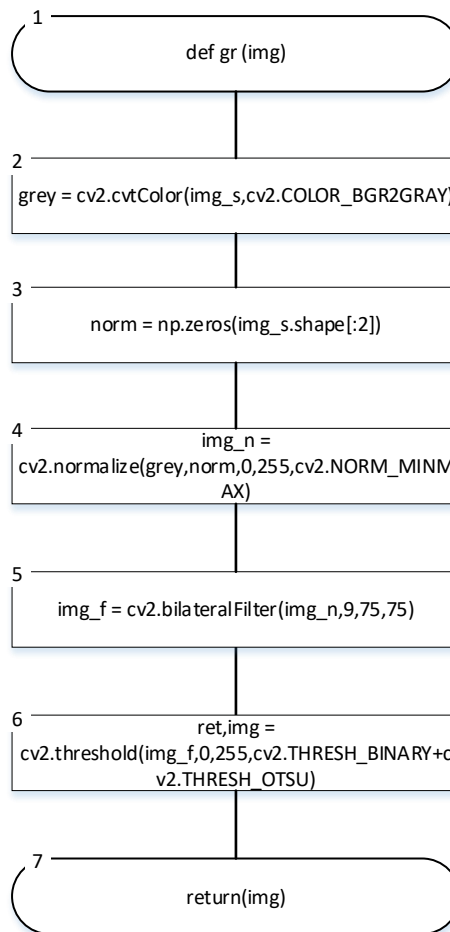


Рисунок – 3.4 Блок-схема функції попередньої обробки зображення «gr»

3.2 Розробка та програмна реалізація алгоритму виділення контурів легень на рентгенівських знімках

Для реалізації виділення контурів легень створимо відповідну функцію з назвою `kop` яка прийматиме сегментоване зображення для обробки. ОПЕНСИВИ має функцію для знаходження контурів «`cv2.findContours`», яка приймає в якості аргументів вхідне зображення, спосіб повернення контурів та метод їх виявлення. Повертає функція два списки, перший містить контури з їх координатами, другий інформацію що до їх взаємного розташування. Викликаєм функцію з наступними параметрами «`cont, h = cv2.findContours(img, cv2.RETR_LIST, cv2.CHAIN_APPROX_NONE)`». Відобразим отримані контури намалювавши їх за допомогою функції

«`cv2.drawContours(img_s, cont, -1, (0,255,0),3)`», де `img_s` – початкове зображення на якому відобразяться контури, `cont` – масив контурів. Далі вказується номер контуру (якщо число від’ємне малюються усі контури), та колір (в даному випадку вказаний зелений колір для BGR палітри). Скажемо функції `kon` повернути зображення з контурами «`return (img_s)`». Викликаємо функцію та виводимо результати у вікні (рисунок 3.5).

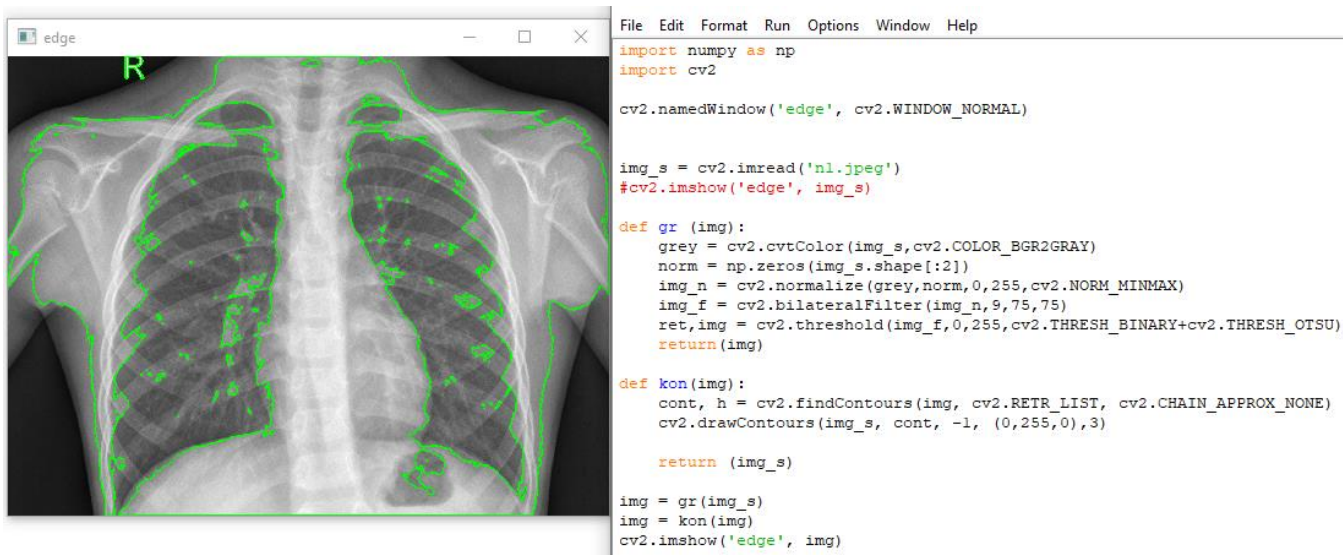


Рисунок 3.5 – Виділення контуру функцією бібліотеки OpenCV

Як видно з рисунку окрім контурів легень виводяться контур фону, контур значка рентгену та безліч мілких контурів. Профільтруємо отримані контури та відсіємо зайві. Для того щоб позбавитись загального контуру будемо перебирати всі контури у циклі `k`. Для ідентифікації шуканого контуру створюємо булеву змінну «`buf = True`» Знаходимо координати нижньої вершини контуру «`extBot = tuple(cont[k] [cont[k][:, :,1].argmax()][0])`» та порівнюємо її значення висоти зі максимально можливим (відповідає самому нижньому рядку зображення). Якщо умова виконується змінимо значення булевої змінної. Після перевіряємо значення `buf`, якщо 1 малюємо контур, інакше переходимо до наступної ітерації. Результати з лістингом наведено на рисунку 3.6.

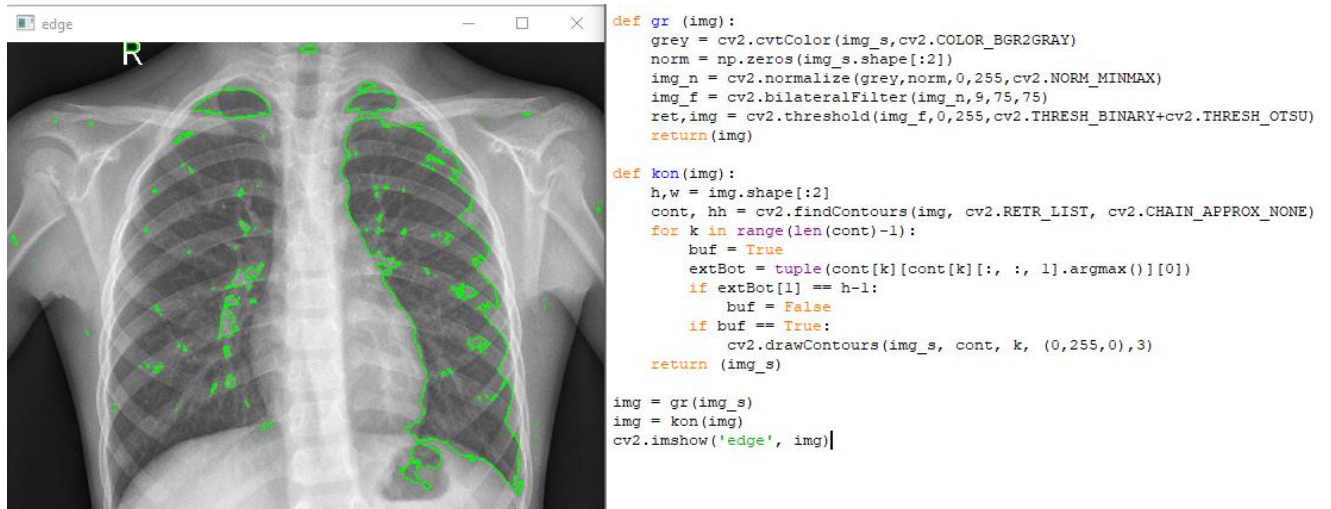


Рисунок 3.6 – Невдале усунення загального контуру

Як видно з рисунка контур фону зник, але разом с ним зчез і контур лівої легені через те що координати його нижньої вершини збігаються з максимальною висотою зображення. Для запобігання такої ситуації проведемо внизу білу лінію шириною в 2 пікселя. Для цього реалізуємо функцію `lin`. Результати і лістинг наведено на рисунку 3.7.

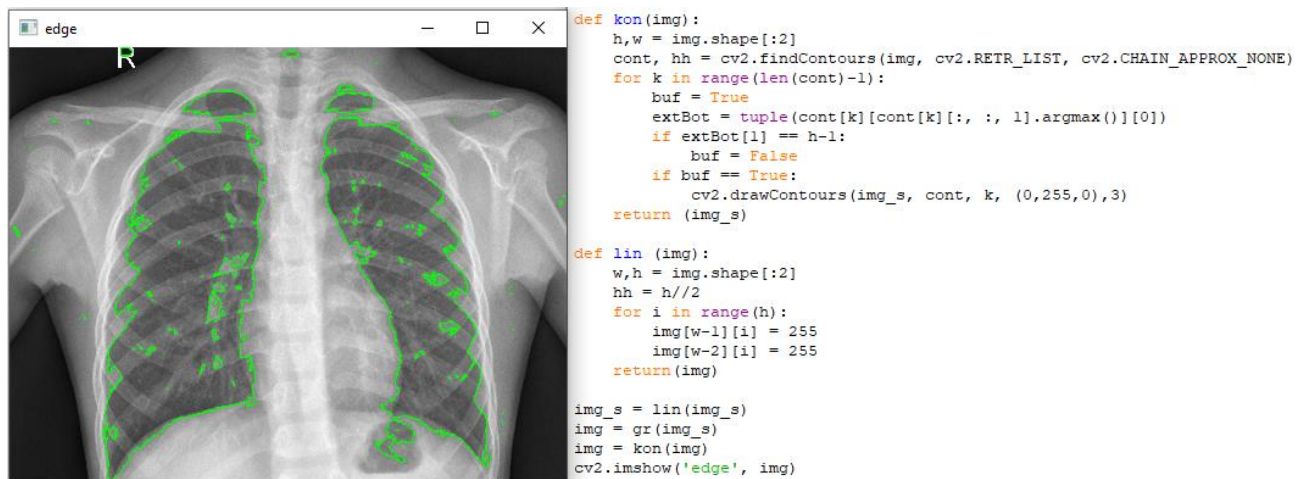


Рисунок 3.7 – Коректне усунення контуру фону

Тепер все працює правильно, загальний контур зник, а легені залишилися. Так як контури легенів заліті чорним кольором можна позбавитися від усіх контурів залітих білим кольором. Окрім вкраплень всередині легенів це також прибиратиме різноманітні прибори та трубки. Для

реалізації будемо знаходити крайню ліву вершину та зсуватися на один піксель по ширині вправо. За рахунок такого зсуву будемо завжди опинятися всередині контуру, тому залишається лише взяти інтенсивність пікселя в заданих координатах і якщо вона рівна інтенсивності білого кольору не малювати контур, а для вирішення цього вже є булева змінна `buf`. Лістинг на результати представлені на рисунку 3.8.

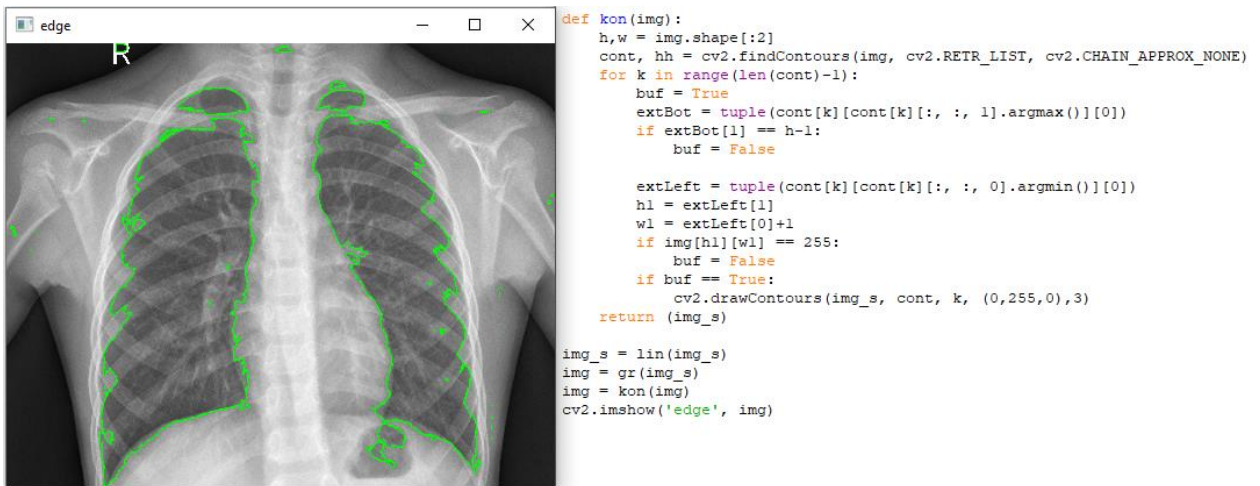


Рисунок 3.8 – Усунення контурів залитих білим кольором

З представлених результатів можна бачити що все працює як і передбачалося. Залишилися лише контури шуму та пара інших. Всіх їх об'єднує невеликий розмір, а бібліотека ОПЕНСИВИ якраз містить функцію яка повертає кількість пікселів у контурі. Виходячи з цього можна обрахувати загальну кількість пікселів зображення та відкидати пікселі що менші певного відсотка відносно зображення. При такому підході доцільно відсортувати масив контурів в порядку зменшення їх площі «`cont = sorted(cont, key = cv2.contourArea,reverse=True)`», таким чином при виконанні умови досягнення певного розміру можна припинити подальший перебір контурів, так як всі вони будуть менші за поточний. Це зекономить вагому кількість ітерацій. Для більшої інформативності разом зі контурами можна виводити і їх розмір. Створимо змінну `si` та сумуватимемо в неї значення кількості пікселів при малюванні контуру. В кінці роботи функції `kon`

розділимо з округленням отримане значення на загальну кількість пікселів у зображенні. Таким чином отримуємо площу намальованих контурів відносно зображення. Результати роботи і лістинг наведено на рисунку 3.9.

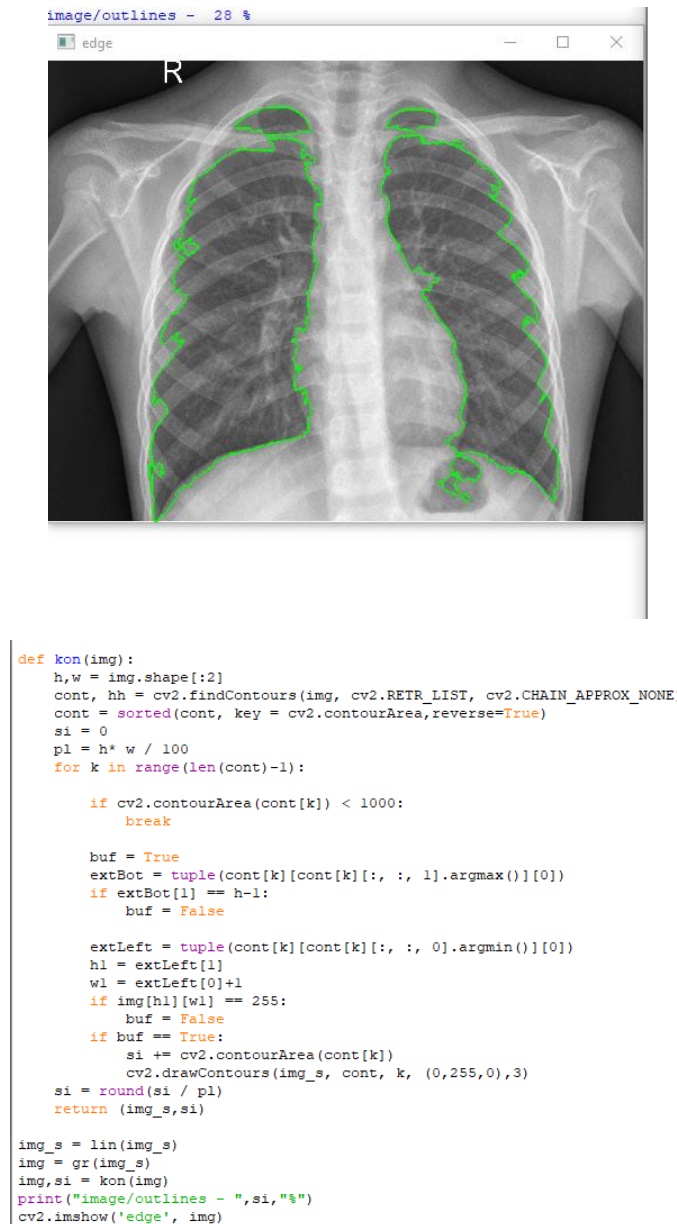


Рисунок 3.9 Усунення замалих контурів (кінцевий результат)

Блок схема програмного алгоритму виділення контурів легень на рентгенівських знімках наведена на рисунку 3.10.

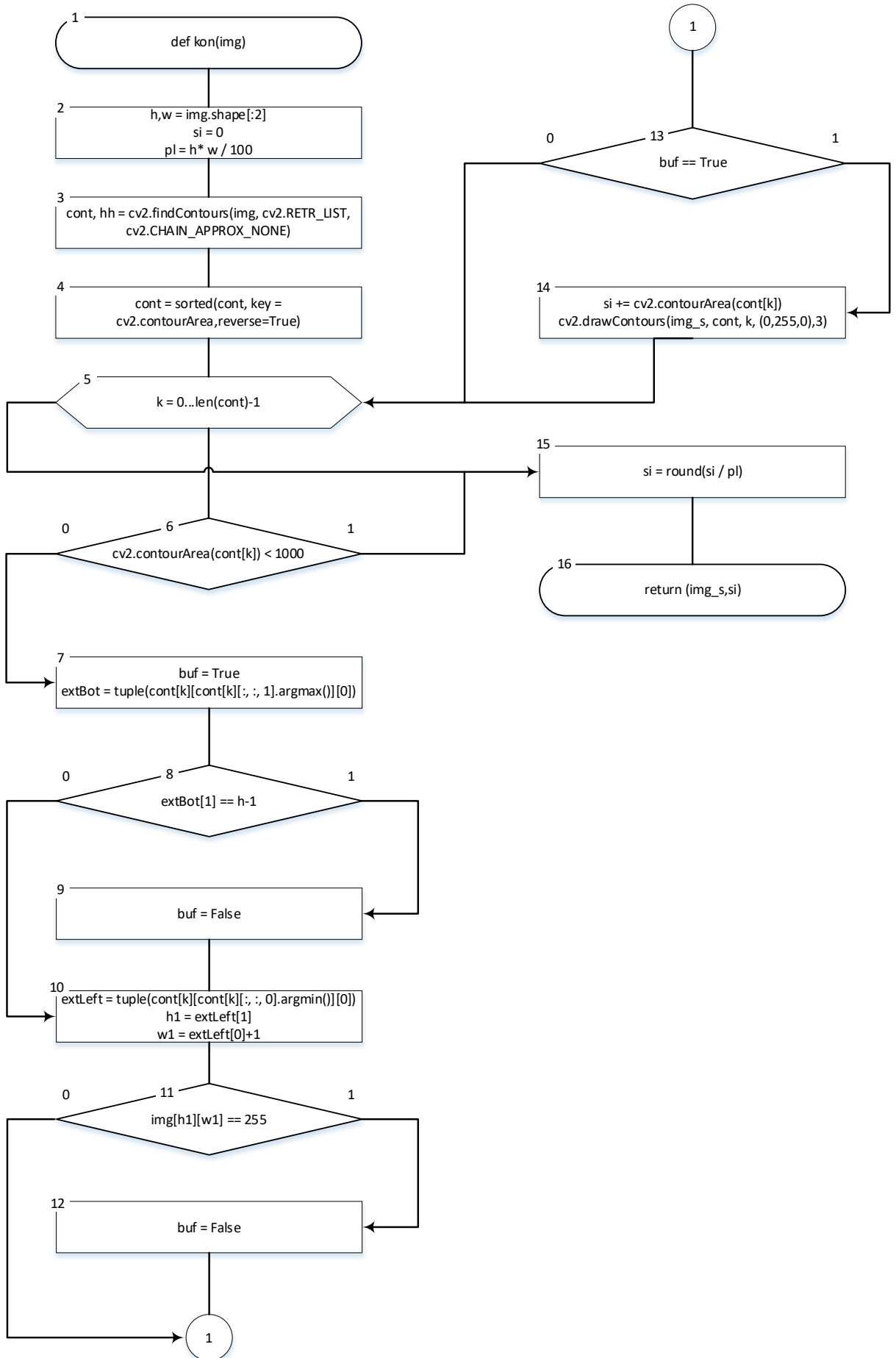


Рисунок 3.10 – Блок-схема функції виділення контуру легень kon

3.3 Аналіз отриманих результатів та тестування програмного забезпечення.

Резюмуючи наведені вище розділи, що містять попередню обробку зображення та виділення контурів, блок-схема комплексу вказаних дій матиме вигляд рисунок 3.11, а повний лістинг програми наведений у Додатку.

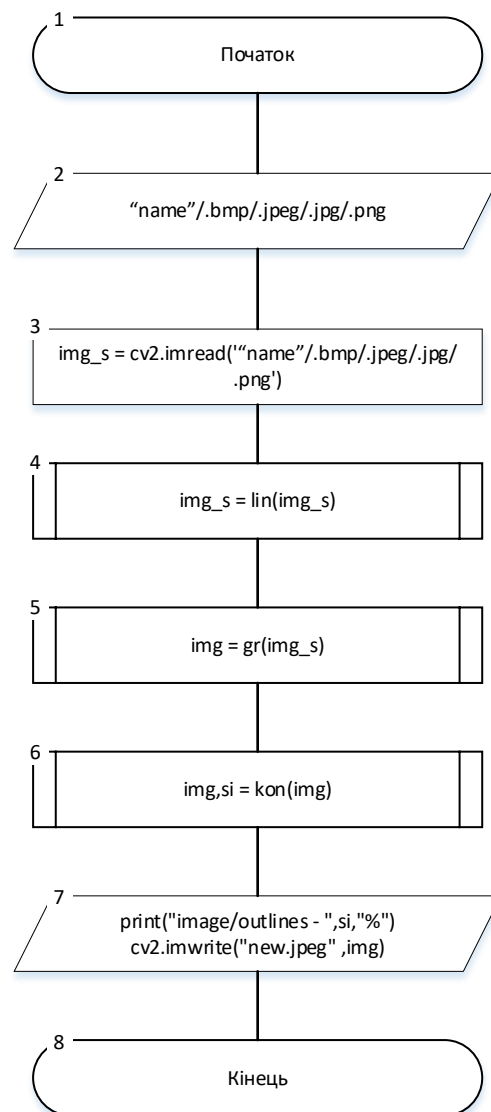


Рисунок 3.11 – Блок-схема комплексу дій для виділення контурів легень на рентгенівських знімках

Результати роботи програми для нормальних рентгенограм (зліва) та рентгенограм з патологією (справа) наведено на рисунку 3.12.

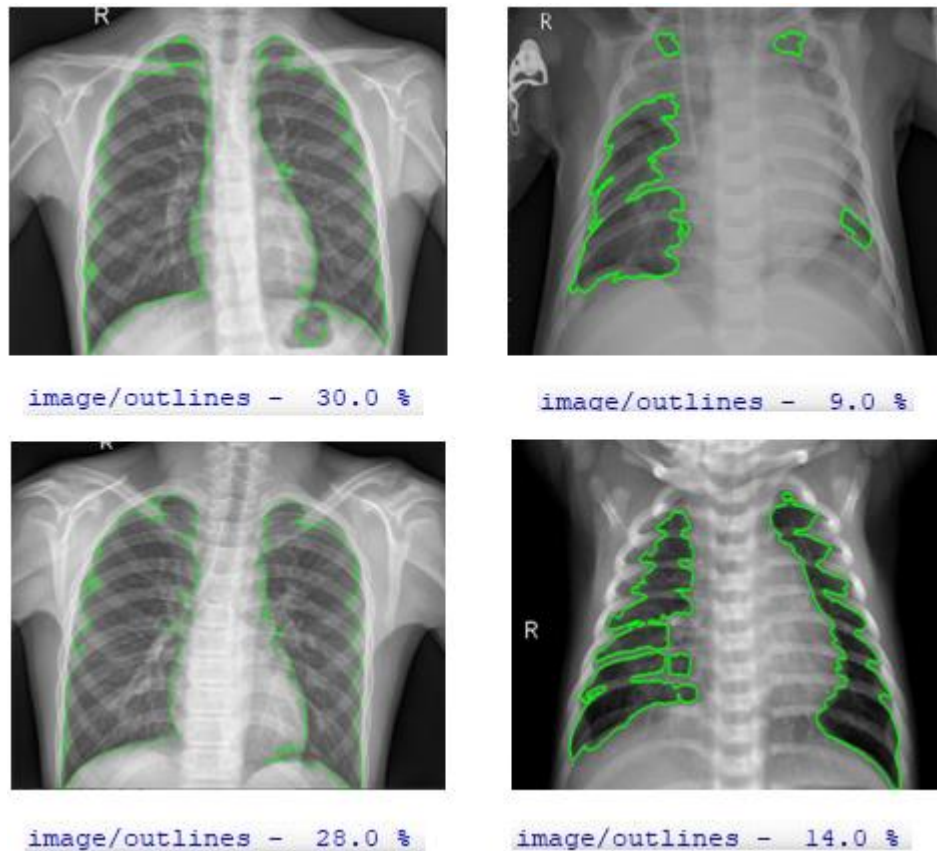


Рисунок 3.12– Результати роботи програми

Як видно з рисунків програма працює справно, а отримані результати можуть бути використані для подальшої класифікації за допомогою неймережевого класифікатора, опис якого наведено у наступному розділі.

3.4 Неймережевий класифікатор

3.4.1 Структура і принцип функціонування неймережевого класифікатора

На рис. 3.13 [41] наведено структурну схему неймережевого класифікатора.

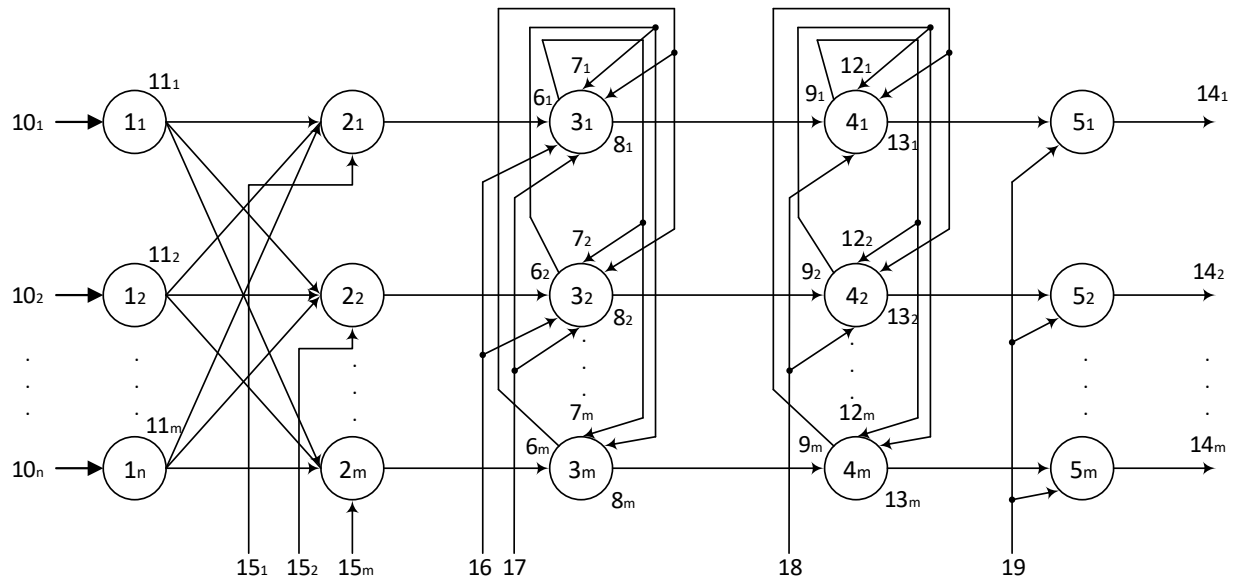


Рисунок 3.13 – Структурна схема нейромережевого класифікатора

Нейромережевий класифікатор (рис. 3.13) складається з п'яти шарів: перший шар - вхідний шар з n сенсорних нейроелементів $1_1, \dots, 1_n$, де n - розмірність вхідного вектора; другий шар - прихований шар з m лінійних нейроподібних елементів $2_1, \dots, 2_m$, де m - кількість класів; третій шар - перший конкурентний шар з m нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$; четвертий шар - другий конкурентний шар з m нейроподібних елементів $4_1, \dots, 4_m$; п'ятий шар - вихідний шар з m нейроподібних елементів $5_1, \dots, 5_m$ [41].

Нейромережевий класифікатор працює наступним чином. Перший етап - це етап налаштування, на якому встановлюються значення ваг $w_{ij}^{(2)}$ зв'язків входів лінійних нейроподібних елементів $2_1, \dots, 2_m$ другого шару з виходами $11_1, \dots, 11_n$ сенсорних нейроелементів $1_1, \dots, 1_n$ першого шару, тобто відбувається навчання класифікатора. На початку роботи класифікатора по його другому 18 і третьому 19 виходам збудження встановлюються в активний (одичний) стан відповідно нейроподібні елементи $4_1, \dots, 4_m$ четвертого шару і нейроподібні елементи $5_1, \dots, 5_m$ п'ятого шару [41].

Другий етап - робочий, на якому відбувається основне функціонування класифікатора. При цьому на входи $10_1, \dots, 10_n$ класифікатора подається n -

елементний вхідний вектор X ознак, кожний елемент x_j якого, де $j=1, \dots, n$, проходячи через відповідні n сенсорні нейроелементи $1_1, \dots, 1_n$ першого шару, з їх виходів $11_1, \dots, 11_n$ помножується на відповідні вагові коефіцієнти $w_{ij}^{(2)}$ і подається на відповідні входи лінійних нейроподібних елементів $2_1, \dots, 2_m$ другого шару. В результаті на виході i -го лінійного нейроподібного елемента 2_i другого шару формується сума S_i зважених вхідних сигналів x_1, \dots, x_n , тобто відповідна дискримінантна функція вигляду [41]:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}^{(2)} x_j + b_i, i = 1, \dots, m, \quad (3.1)$$

де b_i - сигнал зміщення на відповідному вході 15_i зміщення класифікатора.

На початку процесу функціонування нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$ третього шару активовані їх входи $6_1, \dots, 6_m$ прямого зв'язку по одиничному сигналу на першому вході 16 збудження класифікатора. Далі отримані значення дискримінантних функцій S_1, \dots, S_m (1), будучи подані на входи $6_1, \dots, 6_m$ прямого зв'язку нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$ третього шару, задають початкові стани нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$ цього шару. Після цього надходження сигналів з виходів лінійних нейроподібних елементів $2_1, \dots, 2_m$ другого шару на входи $6_1, \dots, 6_m$ прямого зв'язку нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$ третього шару припиняється по нульовому сигналу на першому вході 16 збудження класифікатора, а зі сформованого цими сигналами початкового стану запускається ітераційний процес всередині третього шару [41].

Додаткові виходи $7_1, \dots, 7_m$ і відповідні входи зворотного зв'язку кожного з нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$ третього шару зв'язані між собою латеральним зв'язком, який має вагу $w_{il}^{(3)}$ вигляду [41]:

$$w_{il}^{(3)} = \begin{cases} 0, & \text{якщо } i = l \\ -\varepsilon \leq \frac{1}{m}, & \text{якщо } i \neq l \end{cases}, \quad (3.2)$$

причому $l = 1, \dots, i - 1, i + 1, \dots, m$, а значення ваги ε встановлюється по входу 17 задання ваги латеральних зв'язків класифікатора.

Отже, входи зворотного зв'язку кожного нейроподібного елемента Z_i , де $i=1, \dots, m$, третього шару з'єднані від'ємним (гальмівним) латеральним зв'язком з додатковими виходами $7_1, \dots, 7_m$ нейроподібних елементів Z_1, \dots, Z_m цього шару, крім себе самого. Функція активації $f^1(S_i)$ на додаткових виходах $7_1, \dots, 7_m$ відповідних нейроподібних елементів Z_1, \dots, Z_m третього шару має вигляд [41]:

$$f^1(S_i) = \begin{cases} S_i, & \text{якщо } S_i > 0, \\ 0, & \text{якщо } S_i \leq 0. \end{cases} \quad (3.3)$$

Нейроподібні елементи Z_1, \dots, Z_m третього шару функціонують в режимі WTA (Winner Takes All), при якому у фіксованій (кінцевій) ситуації активізується тільки один нейроподібний елемент Z_k , де $k = 1, \dots, m$, з ненульовим вмістом, а всі інші перебувають у стані спокою з нульовим вмістом.

Процес поступового обнуління нейроподібних елементів Z_1, \dots, Z_m третього шару фіксується відповідними нейроподібними елементами $4_1, \dots, 4_m$ четвертого шару, які маскують процес формування рангів r_1, \dots, r_m на виходах $14_1, \dots, 14_m$ відповідних нейроподібних елементів $5_1, \dots, 5_m$ п'ятого шару класифікатора. З першою появою нульового (від'ємного) значення, наприклад, на виході 8_i нейроподібного елемента Z_i третього шару на вході 9_i відповідного нейроелемента 4_i четвертого шару останній маскує появу одиничного сигналу на своєму виході 13_i , тобто маскує (забороняє) зв'язок з відповідним нейроподібним елементом 5_i п'ятого шару. В результаті в подальшому фіксується одиничне попереднє значення на виході 14_i нейроподібного елемента 5_i п'ятого шару. Отже, в даному випадку фіксується відповідний найменший ранг r_i , що дорівнює одиниці ($r_i = 1$) [41].

В інших незамаскованих нейроподібних елементах $5_1, \dots, 5_{i-1}, 5_{i+1}, \dots, 5_m$ п'ятого шару спрацьовує зв'язок з відповідних виходів $13_1, \dots, 13_{i-1}, 13_{i+1}, \dots, 13_m$ попереднього четвертого шару, в результаті їх вміст збільшується на одиницю, тобто на виходах $14_1, \dots, 14_{i-1}, 14_{i+1}, \dots, 14_m$ формуються відповідні ранги, що дорівнюють в даному випадку "2". Сигнали на додаткових виходах $12_1, \dots, 12_m$ нейроподібних елементів $4_1, \dots, 4_m$ четвертого шару приймають участь у формуванні незамаскованих одиничних сигналів на виходах $13_1, \dots, 13_m$ нейроподібних елементів $4_1, \dots, 4_m$ четвертого шару [41].

Ітераційний процес завершується у момент, коли всі нейроподібні елементи $3_1, \dots, 3_m$ третього шару, крім одного нейроподібного елемента 3_k (переможця з ненульовим вихідним сигналом), перейдуть в нульовий стан. Нейроподібний елемент - переможець 3_k третього шару з ненульовим вихідним сигналом є представником k -го класу, до якого належить вхідний вектор X . Разом з тим, на виході 14_k , де $k = 1, \dots, m$, нейроподібного елемента 5_k п'ятого шару в класифікаторі формується відгук у вигляді найвищого рангу $r_k = m$ серед всіх інших рангів r_1, \dots, r_m , які вказують ступінь належності вхідного вектора X ознак об'єкта класифікації до всіх визначених класів $1, \dots, m$ [41].

3.4.2 Структура і принцип функціонування базових шарів нейромережевого класифікатора

Функціональна схема третього шару нейромережевого класифікатора наведена на рис 3.14 [41].

Нейроподібний елемент 3_i , де $i=1, \dots, m$, третього шару (рис. 3.14) містить багатовходовий суматор 20, суматор 21, мультиплексори 22, 23, інвертор 24, регістр 25, помножувач 26. Причому $(m-1)$ входи $7_1, \dots, 7_{i-1}, 7_{i+1}, \dots, 7_n$ нейроподібного елемента 3_i , де $i=1, \dots, m$, з'єднані з відповідними

входами багатовходового суматора 20, вихід 27 суматора 21 підключений до інформаційного входу D_0 мультиплексора 23, а його вихід 28 ознаки підключений до виходу 8_i нейроподібного елемента 3_i , а також до адресного входу A та через інвертор 24 до інформаційного входу D_1 мультиплексора 23.

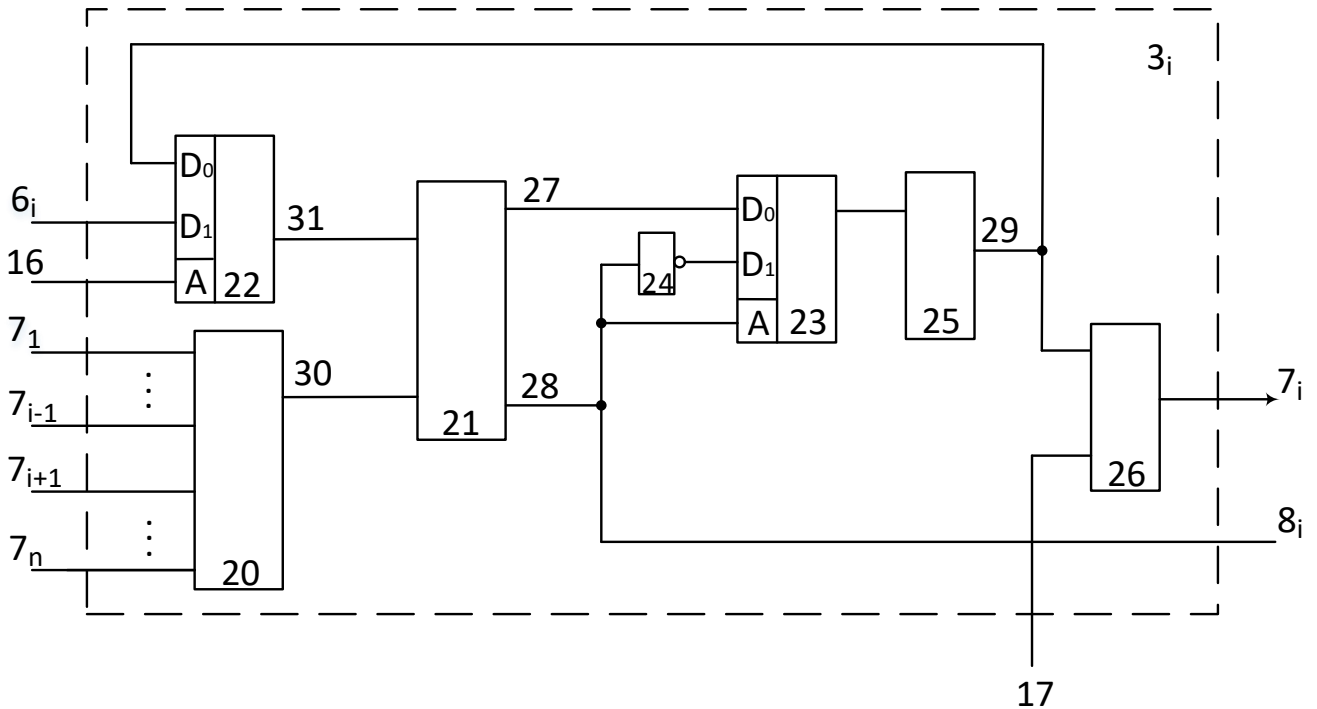


Рисунок 3.14 – Функціональна схема третього шару нейромережевого класифікатора

Інформаційний вихід мультиплексора 23 з'єднаний з входом регістра 25, вихід 29 якого з'єднаний з інформаційним входом D_0 мультиплексора 22, а також з першим входом помножувача 26. Вихід 30 багатовходового суматора 20 підключений до від'ємного входу суматора 21, а вихід 31 мультиплексора 22 з'єднаний з прямим входом суматора 21. Вхід 6_i прямого зв'язку нейроподібного елемента 3_i , де $i=1, \dots, m$, з'єднаний з інформаційним входом D_1 мультиплексора 22, а його адресний вхід A підключений до першого входу 16 збудження класифікатора. Другий вхід помножувача 26 з'єднаний з входом 17 задання ваги латеральних зв'язків класифікатора, а

його вихід підключений до додаткового виходу 7_i відповідного нейроподібного елемента 3_i , де $i=1, \dots, m$ [41].

Нейроподібний елемент 3_i , де $i=1, \dots, m$, третього шару (рис. 2.2) працює таким чином. Одиничний сигнал збудження з першого входу 16 збудження класифікатора подається на адресний вхід А мультиплектора 22, дозволяючи проходження з його інформаційного входу D_1 на вихід 31 інформації з входу 6_i прямого зв'язку, яка представляє собою дискримінантну функцію S_i (1). Інформація з виходу 30 багатовходового суматора 20 потрапляє на від'ємний вхід суматора 21, де віднімається від інформації, яка подається з виходу 31 мультиплектора 22, тобто формується значення поточного стану нейроподібного елемента 3_i у момент часу $(t+1)$ вигляду [41]:

$$S_i(t+1) = S_i(t) - \varepsilon(S_1(t) + \dots + S_{i-1}(t) + S_{i+1}(t) + \dots + S_m(t)). \quad (3.4)$$

На початку роботи класифікатора регістри 25 всіх нейроподібних елементів $3_1, \dots, 3_m$ третього шару обнулені. Далі з суматора 21 ця інформація (5) передається через його вихід 27 на інформаційний вхід D_0 мультиплектора 23, який передає цю інформацію на вхід регістра 25 [41].

Якщо на виході 28 ознаки суматора 21 присутній нульовий сигнал, що свідчить про ненульову і невід'ємну поточну інформацію на виході 27 суматора 21, то він, будучи поданий на адресний вхід А мультиплектора 23, дозволяє проходження ненульової і невід'ємної інформації з виходу 27 суматора 21 через інформаційний вхід D_0 мультиплектора 23 на вхід регістра 25 [41].

Якщо на виході 28 ознаки суматора 21 присутній одиничний сигнал, що свідчить про нульову або від'ємну інформацію на виході 27 суматора 21, то він, будучи поданий на адресний вхід А мультиплектора 23, дозволяє проходження одиничного сигналу з виходу 28 ознаки суматора 21 через інвертор 24 на інформаційний вхід D_1 мультиплектора 23, а з його виходу

нульовий сигнал подається на вхід регістра 25. Отже, сигнал ознаки з виходу 30 суматора 21 реалізує функцію активації $f^1(S_i)$ вигляду (2.3) [41].

З виходу 29 регістра 25 інформація потрапляє на відповідний вхід помножувача 26, де помножуються на значення ваги ε латеральних зв'язків, яке подається з входу 17 класифікатора, після чого потрапляє на додатковий вихід 7_i нейроподібного елемента 3_i , де $i=1, \dots, m$. При наявності в подальшому нульового сигналу на першому вході 16 збудження класифікатора на вихід 31 мультиплексора 22 буде проходити інформація саме з його інформаційного входу D_0 , тобто поточний стан нейроподібного елемента 3_i вигляду $S_i(t+1)$ (5) буде оновлюватись з врахуванням інформації з додаткових виходів $7_i, \dots, 7_{i-1}, 7_{i+1}, \dots, 7_m$ всіх інших нейроподібних елементів $3_i, \dots, 3_{i-1}, 3_{i+1}, \dots, 3_m$ третього шару, які подаються на відповідні входи багатовходового суматора 20.

Функціональна схема четвертого шару нейромережевого класифікатора наведена на рис 3.15 [41].

Нейроподібний елемент 4_i , де $i=1, \dots, m$, четвертого шару (рис.2.3) містить RS-тригер 32, елемент НІ 33, перший 34 і другий 35 елементи І, елемент АБО 36. S-вхід RS-тригера 32 з'єднаний з другим входом 18 збудження класифікатора, а R-вхід RS-тригера 32 з'єднаний з входом елемента НІ 33, з входом 9_i прямого зв'язку нейроподібного елемента 4_i і з першим входом елемента І 35, другий вхід якого з'єднаний з прямим виходом RS-тригера 32. Вихід елемента І 35 є додатковим виходом 12_i нейроподібного елемента 4_i , а вихід елемента НІ 33 з'єднаний з першим входом елемента І 34, другий вхід якого з'єднаний з виходом елемента АБО 36. Вихід елемента І 34 з'єднаний з виходом 13_i нейроподібного елемента 4_i , входи $12_1, \dots, 12_{i-1}, 12_{i+1}, \dots, 12_m$ якого, а також вихід елемента І 35 з'єднані

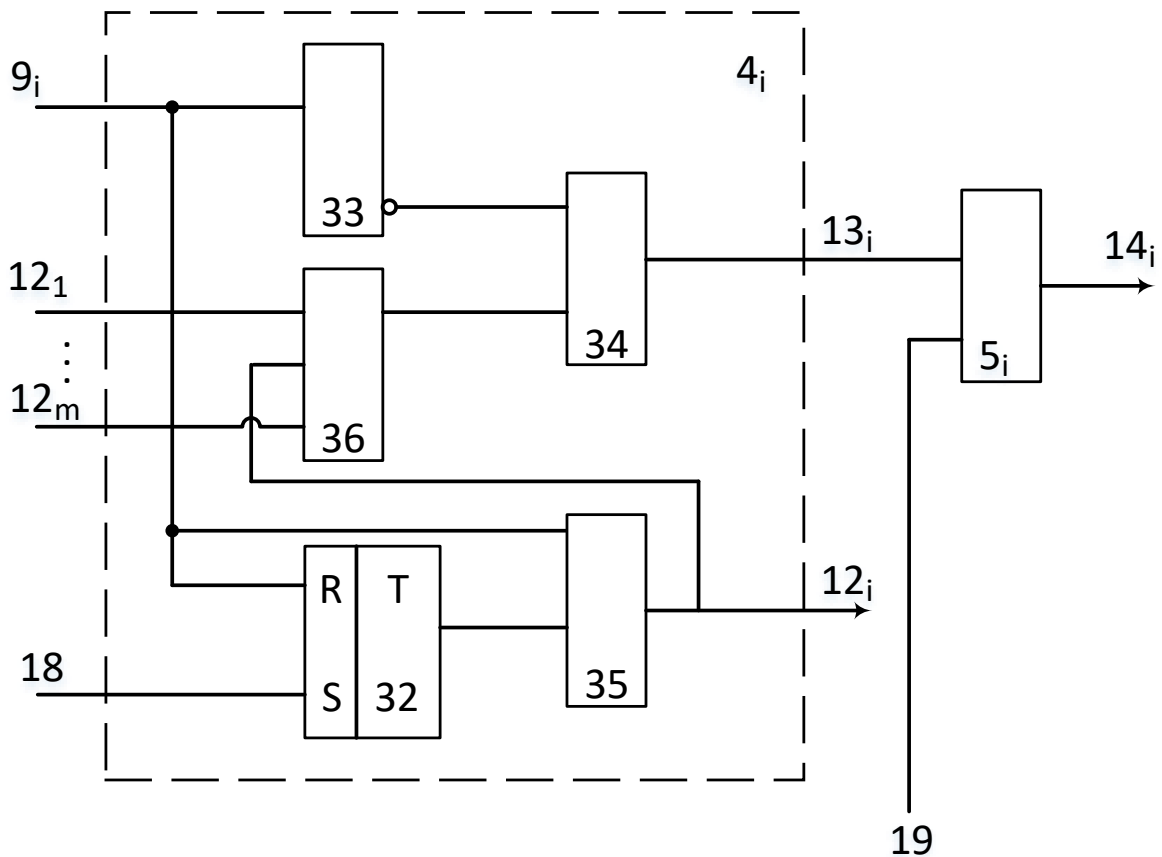


Рисунок 3.15 – Функціональна схема четвертого шару нейромережевого класифікатора

з відповідними входами елемента АБО 36. Крім того, вихід 13_i нейроподібного елемента 4_i з'єднаний з лічильним входом нейроподібного елемента 5_i п'ятого шару класифікатора, який представляє собою лічильник, інформаційний вхід якого підключений до третього входу 19 збудження класифікатора, а його інформаційний вихід з'єднаний з виходом 14_i рангу належності вхідних сигналів відповідному класу [41].

Нейроподібний елемент 4_i , де $i=1, \dots, m$, четвертого шару (рис.3.15) працює таким чином. Спочатку встановлюється в одиничний стан RS-тригер 32 за одиничним сигналом на другому вході 18 збудження класифікатора. На початку роботи на вході 9_i прямого зв'язку нейроподібного елемента 4_i присутній нульовий сигнал, який проходячи через елемент І 35, встановлює

нульовий сигнал на додатковому виході 12_i нейроподібного елемента 4_i , а проходячи через елемент НІ 33, фіксує одиничний сигнал на першому вході елемента І 34. Якщо при цьому на другий вхід елемента І 34 надходить одиничний імпульс з виходу елемента АБО 36, то з'являється одиничний імпульс на виході 13_i нейроподібного елемента, що приведе до збільшення вмісту відповідного нейроподібного елемента – лічильника 5_i на одиницю. Отже, за наявності нульового сигналу на вході 9_i прямого зв'язку нейроподібного елемента 4_i з кожною появою одиничного імпульсу на будь – якому з входів 12_i нейроподібного елемента 4_i та виході елемента І 35 вміст відповідного нейроподібного елемента – лічильника 5_i збільшується на одиницю [41].

Після появи одиничного сигналу на вході 9_i прямого зв'язку що відповідає нульовому значенню на виході 8_i нейроподібного елемента 3_i третього шару, забороняється процес лічби у нейроподібному елементі – лічильнику 5_i через наявність нульового сигналу на виході елемента НІ 33, тобто через відсутність появи одиничного імпульсу на виході елемента І 34, а отже, на виході 13_i нейроподібного елемента 4_i . Крім того, скидається у нульовий стан RS-тригер 32, оскільки одиничний сигнал зі входу 9_i подається на його R-вхід.

Але до початку встановлення нульового сигналу на прямому виході RS-тригера 32 одиничний сигнал зі входу 9_i формує на виході елемента І 35 короткий одиничний сигнал (імпульс), який з'являється на виході 12_i нейроподібного елемента 4_i . Після появи нульового сигналу на прямому виході RS-тригера 32 на виході елемента І 35, а отже, на виході 12_i нейроподібного елемента 4_i встановлюється нульовий сигнал, який свідчить про те, що відповідний ранг у нейроподібному елементі – лічильнику 5_i сформовано, тобто нейроподібний елемент 4_i маскується [41].

3.5 Висновки до розділу 3

Розроблено програмну реалізацію функції обробки рентгенографічного зображення яка включає в себе лінійну нормалізацію, фільтрацію білатеральним фільтром та порогову сегментацію з визначенням порогу за методом Оцу. Наведено блок схему виконання вказаних дій.

Розроблено програмну реалізацію функції виділення контурів легенів на попередньо обробленому рентгенографічному зображенні, за рахунок видалення усіх зайвих контурів. Наведено блок схему даної функції, яка включає в себе алгоритм відсіювання зайвих контурів.

Наведено загальну блок схему алгоритму виділення контурів легень, яка включає в себе дві вище вказані функції, та результати роботи програмного продукту за розробленим алгоритмом.

Розглянуто структуру нейромережевого класифікатора для класифікації захворювань легень на основі їх виділення та обрахунку площі виділеного фрагменту. Наведена структурна схема класифікатора, та схеми його основних шарів, а також описано принцип його функціонування.

4 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

4.1 Проведення наукового аудиту застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів.

Основними ознаками наукового ефекту науково-дослідної роботи є новизна роботи, рівень її теоретичного опрацювання, перспективність, рівень розповсюдження результатів, можливість реалізації.

В даному випадку застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів характеризується відносно новим рівнем, що передбачає виконання за традиційною методикою, результати дослідження мають інформаційний характер, знайдено новий варіант рішення, який не дає суттєвих переваг порівняно з існуючим і відповідно ступінь новизни становить – 7%.

Рівень теоретичного опрацювання за темою дослідження передбачає застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів шляхом елементарного аналізу зв'язків між фактами та наявною гіпотезою, класифікацію, практичні рекомендації для окремого випадку і відповідно становить – 20%.

Показник, який характеризує науковий ефект, визначається за формулою:

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}} = 0,6 \cdot 0,07 + 0,4 \cdot 0,20 = 0,088,$$

де $k_{\text{нов}}$, $k_{\text{теор}}$ – показники ступенів новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи, бали; 0,6 та 0,4 – питома вага (значимість) показників ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи.

Відповідно до граничних значень показників наукового ефекту розробка характеризується низьким рівнем новизни.

4.2 Проведення комерційного та технологічного аудиту застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів.

Метою проведення комерційного і технологічного аудиту є оцінювання науково-технічного рівня та рівня комерційного потенціалу розробки, створеної в результаті науково-технічної діяльності, тобто під час виконання магістерської кваліфікаційної роботи.

Для проведення комерційного та технологічного аудиту залучаємо 3-х незалежних експертів, якими є провідні викладачі випускової або спорідненої кафедри.

Оцінювання науково-технічного рівня розробки та її комерційного потенціалу здійснюємо із застосуванням п'ятибальної системи оцінювання за 12-ма критеріями, а результати зводимо до таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Результати оцінювання науково-технічного рівня і комерційного потенціалу інформаційної технології визначення раціональних маршрутів для служб таксі

Критерії	Експерти		
	Експерт 1	Експерт 2	Експерт 3
	Бали, виставлені експертами		
Технічна здійсненність концепції	2	2	3
Ринкові переваги (наявність аналогів)	3	3	2
Ринкові переваги (ціна продукту)	4	4	3
Ринкові переваги (технічні властивості)	4	2	3
Ринкові переваги (експлуатаційні витрати)	4	3	3
Ринкові перспективи (розмір ринку)	4	4	3
Ринкові перспективи (конкуренція)	3	3	2

Практична здійсненність (наявність фахівців)	3	3	3
Практична здійсненність (наявність фінансів)	3	4	4
Практична здійсненність (необхідність нових матеріалів)	2	3	3
Практична здійсненність (термін реалізації)	3	3	3
Практична здійсненність (розробка документів)	2	3	3
Сума балів	37	37	35
Середньоарифметична сума балів, СБ	36		

За результатами розрахунків, наведених в таблиці 1 робимо висновок про те, щ науково-технічний рівень та комерційний потенціал застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів – вище середнього.

4.3 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи

1.1 Витрати на оплату праці

Основна заробітна плата дослідників

Витрати на основну заробітну плату дослідників (Z_0) розраховують відповідно до посадових окладів працівників, за формулою:

$$Z_0 = \frac{M}{T_p} \cdot t,$$

де M – місячний посадовий оклад конкретного розробника (інженера, дослідника, науковця тощо), грн.; T_p – число робочих днів в місяці; приблизно $T_p = (21...23)$ дні; t – число робочих днів роботи розробника (дослідника).

Зроблені розрахунки зводимо до таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Витрати на заробітну плату дослідників

Посада	Місячний посадовий оклад, грн.	Оплата за робочий день, грн.	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн.
Керівник	10000	455	7	3185
Програміст	9000	410	20	8200
Консультанти	7500	341	5	1705
Всього:	13090			

Основна заробітна плата робітників

Витрати на основну заробітну плату робітників (Z_p) за відповідними найменуваннями робіт розраховують за формулою:

$$Z_p = \sum_{i=1}^n C_i \cdot t_i,$$

де C_i – погодинна тарифна ставка робітника відповідного розряду, за виконану відповідну роботу, грн/год; t_i – час роботи робітника на виконання певної роботи, год.

Погодинну тарифну ставку робітника відповідного розряду C_i можна визначити за формулою:

$$C_i = \frac{M_m \cdot K_i \cdot K_c}{T_p \cdot t_{zm}},$$

де M_m – розмір прожиткового мінімуму працездатної особи або мінімальної місячної заробітної плати (залежно від діючого законодавства), грн; K_i – коефіцієнт міжкваліфікаційного співвідношення для встановлення тарифної ставки робітнику відповідного розряду; K_c – мінімальний коефіцієнт співвідношень місячних тарифних ставок робітників першого розряду з нормальними умовами праці виробничих об'єднань і підприємств до законодавчо встановленого розміру мінімальної заробітної плати; T_p –

середня кількість робочих днів в місяці, приблизно $T_p = 21 \dots 23$ дні; t_{zm} – тривалість зміни, год.

Таблиця 4.3 – Витрати на заробітну плату робітників

Найменування робіт	Трудомісткість, н-год.	Розряд роботи	Погодинна тарифна ставка	Тариф. коеф.	Величина, грн.
Розробка	3	4	172	1,27	516
Налагодження	4	3	160	1,18	640
Тестування	2	2	148	1,09	296
Впровадження та підтримка	5	3	160	1,18	800
Всього					2252

Додаткова заробітна плата.

Додаткова заробітна плата Z_d всіх розробників та робітників, які брали участь у виконанні даного етапу роботи, розраховується як $(10 \dots 12)\%$ від суми основної заробітної плати всіх розробників та робітників, тобто:

$$Z_d = 0,1 \cdot (Z_o + Z_p) = 0,1 \cdot (13090 + 2252) = 1534 \text{ грн.}$$

1.2 Відрахування на соціальні заходи.

Нарахування на заробітну плату N_{zp} розробників та робітників, які брали участь у виконанні даного етапу роботи, розраховуються за формулою:

$$\begin{aligned} N_{zp} &= 0,22 \cdot (Z_o + Z_p + Z_d) = \\ &= 0,22 \cdot (13090 + 2252 + 1534) = 3713 \text{ грн.} \end{aligned}$$

де Z_o – основна заробітна плата розробників, грн.; Z_p – основна заробітна плата робітників, грн.; Z_d – додаткова заробітна плата всіх розробників та робітників, грн.; β – ставка єдиного внеску на загальнообов'язкове державне соціальне страхування, % (приймаємо для 1-го класу професійності ризику 22%).

Таблиця 4.4 – Програмне забезпечення, що використовуються при розробці

Найменування програмного забезпечення	Ціна за одиницю, грн.	Витрачено	Вартість програмного забезпечення, грн
Phyton	0	1	-
Microsoft 365	5540 або 260/місяць	3	780
Google One	1200	1	1200
Всього			1980

1.3 Амортизація обладнання

Амортизація обладнання, комп'ютерів та приміщень, які використовувались під час (чи для) виконання даного етапу роботи.

У спрощеному вигляді амортизаційні відрахування A в цілому бути розраховані за формулою:

$$A = \frac{Цб}{Тв} \cdot \frac{t}{12}$$

де $Цб$ – загальна балансова вартість всього обладнання, комп'ютерів, приміщень тощо, що використовувались для виконання даного етапу роботи, грн.; t – термін використання основного фонду, місяці; $Тв$ – термін корисного використання основного фонду, роки.

Таблиця 4.5 – Амортизаційні відрахування за видами основних фондів

Найменування	Балансова вартість, грн.	Строк корисного використання, роки	Термін використання, м.	Сума амортизації, грн.
ПК	9000	5	3	450
Цифровий сканер	4000	5	3	200
Всього				650

1.4 Витрати на електроенергію для науково-виробничих цілей

Витрати на силову електроенергію Ve , якщо ця стаття має суттєве значення для виконання даного етапу роботи, розраховуються за формулою:

$$Ve = \sum \frac{Wi \cdot ti \cdot Ce \cdot Kвпі}{ККД} = \frac{2 \cdot 2000 \cdot 4,52 \cdot 0,5}{0,98} = 9224 \text{ грн.},$$

Wi – встановлена потужність обладнання, кВт; ti – тривалість роботи обладнання на етапі дослідження, год.; Ce – вартість 1 кВт електроенергії, грн.; $Kвпі$ – коефіцієнт використання потужності; $ККД$ – коефіцієнт корисної дії обладнання.

В даному випадку працює лише ПК із наступними параметрами: потужність ПК – 2 кВт, тривалість роботи ПК – 2000 годин, $ККД$ – 0,98, $Kвпі$ – 0,5. Вартість 1 кВт електроенергії за даними енергопостачальної компанії у 2022 році становить 4,52 грн.

1.5 Службові відрядження

До статті «Службові відрядження» належать витрати на відрядження штатних працівників, працівників організацій, які працюють за договорами цивільно-правового характеру, аспірантів, зайнятих розробленням досліджень, відрядження, пов'язані з проведенням випробувань машин та приладів, а також витрати на відрядження на наукові з'їзди, конференції, наради, пов'язані з виконанням конкретних досліджень.

Витрати за статтею «Службові відрядження» розраховуються як 20...25% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$Vсв = (Zо + Zр) \cdot \frac{Нсв}{100\%} = (13090 + 2252) \cdot \frac{20}{100} = 3069 \text{ грн.},$$

Де Нсв – норма нарахування за статтею «Службові відрядження».

1.6 Інші витрати

До статті «Інші витрати» належать витрати, які не знайшли відображення у зазначених статтях витрат і можуть бути віднесені безпосередньо на собівартість досліджень за прямими ознаками.

Витрати за статтею «Інші витрати» розраховуються як 50...100% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$I_{в} = (З_о + З_р) \cdot \frac{Н_{ів}}{100\%} = (13090 + 2252) \cdot \frac{50}{100} = 7671 \text{ грн.},$$

де Нів – норма нарахування за статтею «Інші витрати».

1.7 Накладні (загальновиробничі) витрати

До статті «Накладні (загальновиробничі) витрати» належать: витрати, пов'язані з управлінням організацією; витрати на винахідництво та раціоналізацію; витрати на підготовку (перепідготовку) та навчання кадрів; витрати, пов'язані з набором робочої сили; витрати на оплату послуг банків; витрати, пов'язані з освоєнням виробництва продукції; витрати на науково-технічну інформацію та рекламу та ін.

Витрати за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати» розраховуються як 100...150% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$В_{нзв} = (З_о + З_р) \cdot \frac{Н_{нзв}}{100\%} = (13090 + 2252) \cdot \frac{150}{100} = 23013 \text{ грн.},$$

де Ннзв – норма нарахування за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати».

1.8 Витрати на проведення науково-дослідної роботи

Витрати на проведення науково-дослідної роботи розраховуються як сума всіх попередніх статей витрат за формулою:

$$\begin{aligned} \text{Взаг} &= \text{Зо} + \text{Зр} + \text{Здод} + \text{Зм} + \text{М} + \text{Кв} + \text{Вспец} + \text{Впрг} + \text{Аобл} + \text{Ве} + \\ &\quad + \text{Всв} + \text{Всп} + \text{Ів} + \text{Внзв} = \\ &= 13090 + 2252 + 1534 + 3713 + 1980 + 650 + 9224 + 3069 + 7671 \\ &\quad + 23013 = 66196 \text{ грн.} \end{aligned}$$

1.9 Загальні витрати

Загальні витрати ЗВ на завершення науково-дослідної (науково-технічної) роботи та оформлення її результатів розраховуються за формулою:

$$\text{ЗВ} = \frac{\text{Взаг}}{\eta} = \frac{66196}{0,5} = 132392 \text{ грн.},$$

де η – коефіцієнт, що характеризує етап виконання науково-дослідної роботи. Так, якщо науково-технічна розробка знаходиться на стадії: науково-дослідних робіт, то $\eta = 0,1$; технічного проектування, то $\eta = 0,2$; розробки конструкторської документації, то $\eta = 0,3$; розробки технологій, то $\eta = 0,4$; розробки дослідного зразка, то $\eta = 0,5$; розробки промислового зразка, то $\eta = 0,7$; впровадження, то $\eta = 0,9$.

4.4 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи

Для обґрунтування доцільності виконання науково-дослідної роботи використовується спеціальний комплексний показник, що враховує важливість, результативність роботи, можливість впровадження її результатів у виробництво, величину витрат на роботу.

Комплексний показник K_p рівня науково-дослідної роботи може бути розрахований за формулою:

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_c \cdot R}{B \cdot t} = \frac{2^2 \cdot 2 \cdot 3}{2 \cdot 2} = 6,$$

де I – коефіцієнт важливості роботи, 2...5; n – коефіцієнт використання результатів роботи; $n = 0$, коли результати роботи не будуть використовуватись; $n = 1$, коли результати роботи будуть використовуватись частково; $n = 2$, коли результати роботи будуть використовуватись в дослідно-конструкторських розробках; $n = 3$, коли результати можуть використовуватись навіть без проведення дослідно-конструкторських розробок; T_c – коефіцієнт складності роботи, 1...3; R – коефіцієнт результативності роботи; якщо результати роботи плануються вище відомих, то $R = 4$; якщо результати роботи відповідають відомому рівню, то $R = 3$; якщо нижче відомих результатів, то $R = 1$; B – вартість науково-дослідної роботи, тис. грн.; t – час проведення дослідження, років.

Оскільки $K_p=6$, то науково-дослідну роботу можна вважати ефективною з високим науковим, технічним і економічним рівнями.

4.5 Розрахунок економічної ефективності науково-технічної розробки за її можливої комерціалізації потенційним інвестором

В ринкових умовах узагальнюючим позитивним результатом, що його може отримати потенційний інвестор від можливого впровадження результатів тієї чи іншої науково-технічної розробки, є збільшення у потенційного інвестора величини чистого прибутку.

В даному випадку відбувається розробка методу, тому основу майбутнього економічного ефекту буде формувати: ΔN – збільшення кількості споживачів, яким надається відповідна інформаційна послуга в

аналізовані періоди часу; N – кількість споживачів, яким надавалась відповідна інформаційна послуга у році до впровадження результатів нової науково-технічної розробки; $Цб$ – вартість послуги у році до впровадження інформаційної системи; $\pm\Delta Цо$ – зміна вартості послуги (зростання чи зниження) від впровадження результатів науково-технічної розробки в аналізовані періоди часу.

Можливе збільшення чистого прибутку у потенційного інвестора $\Delta\Pi_i$ для кожного із років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, розраховується за формулою:

$$\Delta\Pi_i = (\pm\Delta Цо \cdot N + Цо \cdot \Delta N)_i \cdot \lambda \cdot \rho \cdot \left(1 - \frac{\vartheta}{100}\right),$$

де $\pm\Delta Ц$ – зміна основного якісного показника від впровадження результатів науково-технічної розробки в аналізованому році. Зазвичай, таким показником може бути зміна ціни реалізації одиниці нової розробки в аналізованому році (відносно року до впровадження цієї розробки); $\pm\Delta Цо$ може мати як додатне, так і від'ємне значення (від'ємне – при зниженні ціни відносно року до впровадження цієї розробки, додатне – при зростанні ціни); N – основний кількісний показник, який визначає величину попиту на аналогічні чи подібні розробки у році до впровадження результатів нової науково-технічної розробки; $Цо$ – основний якісний показник, який визначає ціну реалізації нової науково-технічної розробки в аналізованому році; $Цб$ – основний якісний показник, який визначає ціну реалізації існуючої (базової) науково-технічної розробки у році до впровадження результатів; ΔN – зміна основного кількісного показника від впровадження результатів науково-технічної розробки в аналізованому році. Зазвичай таким показником може бути зростання попиту на науково-технічну розробку в аналізованому році (відносно року до впровадження цієї розробки); λ – коефіцієнт, який враховує

сплату потенційним інвестором податку на додану вартість. У 2022 році ставка податку на додану вартість становить 20%, а коефіцієнт $\lambda = 0,8333$; ρ – коефіцієнт, який враховує рентабельність інноваційного продукту (послуги). Рекомендується брати $\rho = 0,2 \dots 0,5$; θ – ставка податку на прибуток, який має сплачувати потенційний інвестор, у 2022 році $\theta = 18\%$.

Очікуваний термін життєвого циклу розробки 3 роки, тому:

Збільшення чистого прибутку підприємства Π_i протягом кожного року складе:

$$\Delta\Pi_i = (250000 * 10 + 50000 * 10) * 0,8333 * 0,1 * (1 - 0,18) = 204990 \text{ грн.}$$

Далі розраховують приведену вартість збільшення всіх чистих прибутків ПП, що їх може отримати потенційний інвестор від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки:

$$PP = \sum_{i=1}^T \frac{\Delta\Pi_i}{(1 + \tau)^t} = \frac{204990 * 3}{(1 + 0,1)^3} = 378870 \text{ грн.,}$$

де $\Delta\Pi$ – збільшення чистого прибутку у кожному з років, протягом яких виявляються результати впровадження науково-технічної розробки, грн.; T – період часу, протягом якого очікується отримання позитивних результатів від впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, роки; τ – ставка дисконтування, за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні, $\tau = 0,05 \dots 0,15$; t – період часу (в роках) від моменту початку впровадження науково-технічної розробки до моменту отримання потенційним інвестором додаткових чистих прибутків у цьому році.

Далі розраховують величину початкових інвестицій PV , які потенційний інвестор має вкласти для впровадження і комерціалізації науково-технічної розробки. Для цього можна використати формулу:

$$PV = k_{\text{інв}} \cdot ЗВ = 2 \cdot 132392 = 264784 \text{ грн.}$$

де k – коефіцієнт, що враховує витрати інвестора на впровадження науково-технічної розробки та її комерціалізацію. Це можуть бути витрати на підготовку приміщень, розробку технологій, навчання персоналу, маркетингові заходи тощо; зазвичай $k_{\text{інв}}=2\dots5$, але може бути і більшим; $ЗВ$ – загальні витрати на проведення науково-технічної розробки та оформлення її результатів, грн.

Тоді абсолютний економічний ефект $Еабс$ або чистий приведений дохід для потенційного інвестора від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки становитиме:

$$Еабс = ПП - PV = 378870 - 264784 = 114086 \text{ грн.},$$

де $ПП$ – приведена вартість зростання всіх чистих прибутків від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, грн.; PV – теперішня вартість початкових інвестицій, грн.

Оскільки $Еабс > 0$, то можемо припустити про потенційну зацікавленість інвесторів у розробці.

Для остаточного прийняття рішення з цього питання необхідно розрахувати внутрішню економічну дохідність $Ев$ або показник внутрішньої норми дохідності вкладених інвестицій та порівняти її з так званою бар'єрною ставкою дисконтування, яка визначає ту мінімальну внутрішню економічну дохідність, нижче якої інвестиції в будь-яку науково-технічну розробку вкладати буде економічно недоцільно.

Внутрішня економічна дохідність інвестицій $Ев$, які можуть бути вкладені потенційним інвестором у впровадження та комерціалізацію науково-технічної розробки, розраховується за формулою:

$$E_B = \sqrt[T_{ж}]{1 + \frac{E_{абс}}{PV}} = \sqrt[3]{1 + \frac{114086}{264784}} = 1,11,$$

де $T_{ж}$ – життєвий цикл розробки, роки.

Визначимо бар'єрну ставку дисконтування тмін, тобто мінімальну внутрішню економічну дохідність інвестицій, нижче якої кошти у впровадження науково-технічної розробки та її комерціалізацію вкладатися не будуть.

Мінімальна внутрішня економічна дохідність вкладених інвестицій тмін визначається за формулою:

$$t_{мін} = d + f = 0,9 + 0,05 = 0,95,$$

де d – середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2020 році в Україні $d = 0,9...0,12$; f – показник, що характеризує ризикованість вкладення інвестицій; зазвичай величина $f = 0,05...0,5$, але може бути і значно вищою.

Оскільки $E_B > t_{мін}$, то потенційний інвестор може бути зацікавлений у фінансуванні впровадження науково-технічної розробки та виведенні її на ринок, тобто в її комерціалізації.

Далі розраховуємо період окупності інвестицій T_0 , які можуть бути вкладені потенційним інвестором у впровадження та комерціалізацію науково-технічної розробки:

$$T_0 = \frac{1}{E_B} = \frac{1}{1,11} = 0,9 \text{ року} = 10,8 \text{ місяців.}$$

Оскільки $T_0 < 3$ -х років, то це свідчить про комерційну привабливість науково-технічної розробки і може спонукати потенційного інвестора профінансувати впровадження цієї розробки та виведення її на ринок.

ВИСНОВКИ

Проведений аналіз сучасних засобів медичних систем та нейромережевої класифікації підтверджує перспективність застосування нейромережевих компонентів для класифікації біомедичних образів. А наявність різноманітних медичних баз даних створених у різних куточках світу тільки зміцнює дане твердження.

В магістерській кваліфікаційній роботі було вирішено задачу виділення контурів легень рентгенологічних знімків на високорівневій мові програмування Python, за допомогою попередньої обробки зображення та фільтрації контурів отриманих за допомогою програмної функції бібліотеки OpenCV. Попередня обробка включає в себе: лінійну нормалізацію (розтягнення гістограми інтенсивності) з діапазоном (0, 255); фільтрацію білатеральним фільтром який забезпечує збереження контурів об'єктів зображення; порогову сегментацію за методом Оцу. Фільтрація контурів базується на розташуванні, інтенсивності внутрішньої області та розмірах контурів.

Розроблено загальну блок-схему алгоритму виділення контуру, на основі програмної реалізації, та дві блок-схеми функцій що входять до загальної схеми, а саме обробки (gr) і виділення контуру (kon).

З економічної точки зору розробка характеризується низьким рівнем новизни, має науково-технічний рівень та комерційний потенціал застосування – вище середнього, може вважатися ефективною з високим науковим, технічним і економічним рівнями та може спонукати потенційного інвестора профінансувати впровадження розробки та виведення її на ринок

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Т. Б. Мартинюк, Б. І. Круківський, і О. А. М'якішев, «Особливості моделей нейромережного класифікатора для розпізнавання об'єктів», Вісник ВПІ, вип. 4, с. 56–63, Верес. 2022.
2. М'якішев, Олександр. "Комп'ютерне моделювання процесу класифікації об'єктів з їх ранжуванням" НТКП ВНТУ. Факультет інформаційних електронних систем (2022). URL: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzp/all-frtzp-2022/paper/view/15554/13078>. (дата звернення 10.12.2022).
3. М'якішев, Олександр. "Класифікатор у складі системи медичного діагностування" НТКП ВНТУ. Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації (2021). URL: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzp/all-frtzp-2022/paper/view/15554/13078>. (дата звернення 10.12.2022)
4. Сучасні методи медицини. URL: <https://sites.google.com/site/sucasnimetodimedycini/home/sucasni-metodi-i-pidhodi-do-obrobki-rezultativ-mediko-biologicnih-doslidzen> (дата звернення 05.11.2022)
5. Формування, обробка та аналіз біомедичних зображень. URL: https://learn.ztu.edu.ua/pluginfile.php/57489/mod_resource/content/1/ФОтаАБМЗ%20-%20Конспект%20лекцій.pdf (дата звернення 07.11.2022)
6. О. З. Готра, В. Вуйцик і В. В. Григор'єв, Експертні системи. Львів, Україна: Ліга-Прес, 2006.
7. Огляд видів експертних систем та їх класифікація. URL: https://wiki.tntu.edu.ua/Огляд_видів_експертних_систем_та_їх_класифікація
8. DENDRAL expert system. URL: <https://www.britannica.com/technology/DENDRAL> (дата звернення 07.11.2022)
9. MYCIN artificial intelligence program. URL: <https://www.britannica.com/technology/MYCIN> (дата звернення 23.11.2022)
10. Підручник МЕДИЧНА ІНФОРМАТИКА. URL: <https://studfile.net/preview/7459415/> (дата звернення 07.11.2022)

11. Мартинюк Т. Б., Запетрук Я. В. Нейромережевий підхід до медичної експрес-діагностики. URL: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2019-147-6-37-44> (дата звернення 07.11.2022)
12. Perry L. Miller, M.D., Ph.D. THE ATTENDING SYSTEM. URL: <https://www.ijcai.org/Proceedings/83-1/Papers/054.pdf> (дата звернення 12.11.2022)
13. Jin Yang, Yuanjie Li, Qingqing Liu, Li Li, Aozi Feng, Tianyi Wang, Shuai Zheng, Anding Xu, Jun Lyu. Brief introduction of medical database and data mining technology in big data era. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jebm.12373> (дата звернення 21.11.2022)
14. Megwalu UC. Observation versus thyroidectomy for papillary thyroid microcarcinoma in the elderly. *J Laryngol Otol.* 2017; 131: 173- 176.
15. Saeed M, Villarroel M, Reisner AT, et al. Multiparameter Intelligent Monitoring in Intensive Care II: a public-access intensive care unit database. *Crit Care Med.* 2011; 39: 952– 960.
16. Popkin BM, Du S, Zhai F, Zhang B. Cohort Profile: the China Health and Nutrition Survey—monitoring and understanding socio-economic and health change in China, 1989–2011. *Int J Epidemiol.* 2010; 39: 1435– 1440.
17. Sonnega A, Faul JD, Ofstedal MB, Langa KM, Phillips JW, Weir DR. Cohort profile: the Health and Retirement Study (HRS). *Int J Epidemiol.* 2014; 43: 576– 585.
18. Ross JS, Ritchie JD, Finn E, et al. Data sharing through an NIH central database repository: a cross-sectional survey of BioLINCC users. *BMJ Open.* 2016.
19. Dyke SO HT. Developing and implementing an institute-wide data sharing policy. *Genome Med.* 2011; 28: 60.
20. Khan K, Weeks A. Dryad in the UK and USA—prospective and retrospective data publication. *Toxicol Sci.* 2016; 153: 225– 227.
21. Johnson AEW, Pollard TJ, Celi LA, Mark RG. Analyzing the eICU Collaborative Research Database. 2017:631.

22. Sfakianos GP, Iversen ES, Whitaker R, et al. Validation of ovarian cancer gene expression signatures for survival and subtype in formalin fixed paraffin embedded tissues. *Gynecologic Oncology*. 2013; 129: 159– 164.
23. Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) and Chest X-Ray Images for Classification. URL: <https://data.mendeley.com/datasets/rscbjbr9sj/2> (дата звернення 25.11.2022)
24. COVID-19 Chest X-ray Lung Bounding Boxes Dataset. URL: <https://github.com/GeneralBlockchain/covid-19-chest-xray-lung-bounding-boxes-dataset> (дата звернення 25.11.2022)
25. COVID-19 Chest X-ray Segmentations Dataset. URL: <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset> (дата звернення 27.11.2022)
26. COVID-19 Pneumonia Severity Scores. URL: <https://github.com/mlmed/covid-severity/blob/master/covid-severity-scores.csv> (дата звернення 27.11.2022)
27. Montgomery County chest X-ray set (MC). URL: <https://academictorrents.com/details/ac786f74878a5775c81d490b23842fd4736bfe33> (дата звернення 27.11.2022)
28. Shenzhen chest X-ray set. URL: <https://academictorrents.com/details/462728e890bd37c05e9439c885df7afc36209cc8> (дата звернення 25.11.2022)
29. Chest X-Ray Images (Pneumonia) Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia> (дата звернення 28.11.2022)
30. CheXpert. URL: <https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/> (дата звернення 28.11.2022)
31. VinDr-CXR: An open dataset of chest X-rays with radiologist's annotations. URL: <https://vindr.ai/datasets/cxr> (дата звернення 28.11.2022)
32. Lokeswari Venkataramana, D. Venkata Vara Prasad, S. Saraswathi, C. M. Mithumary, R. Karthikeyan, N. Monika. Classification of COVID-19 from tuberculosis and pneumonia using deep learning techniques. URL:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s11517-022-02632-x> (дата звернення 12.12.2022)

33. Нормалізація URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Нормалізація> (дата звернення 13.11.2022)

34. Rashi Bist, Ritu Vijay, Shweta Singh. Comparative Analysis of Fixed Valued Impulse Noise Removal Techniques for Image Enhancement: Second International Conference, ICACDS 2018, Dehradun, India, April 20-21, 2018, Revised Selected Papers, Part I. URL: https://www.researchgate.net/publication/328619526_Comparative_Analysis_of_Fixed_Valued_Impulse_Noise_Removal_Techniques_for_Image_Enhancement_Second_International_Conference_ICACDS_2018_Dehradun_India_April_20-21_2018_Revised_Selected_Papers_Part_I (дата звернення 15.11.2022)

35. Sylvain Paris, Pierre Kornprobst, Jack Tumblin, Fr'edo Durand. A Gentle Introduction to Bilateral Filtering and its Applications. URL: https://people.csail.mit.edu/sparis/bf_course/course_notes.pdf (дата звернення 25.11.2022)

36. Pavan Vadapalli. Image Segmentation Techniques. URL: <https://www.upgrad.com/blog/image-segmentation-techniques/> (дата звернення 22.11.2022)

37. Image Segmentation: The Basics and 5 Key Techniques. URL: <https://datagen.tech/guides/image-annotation/image-segmentation/> (дата звернення 22.11.2022)

38. Рафаэл С. Гонсалес, Ричард Е. Вудс. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2012. – 1104 с.

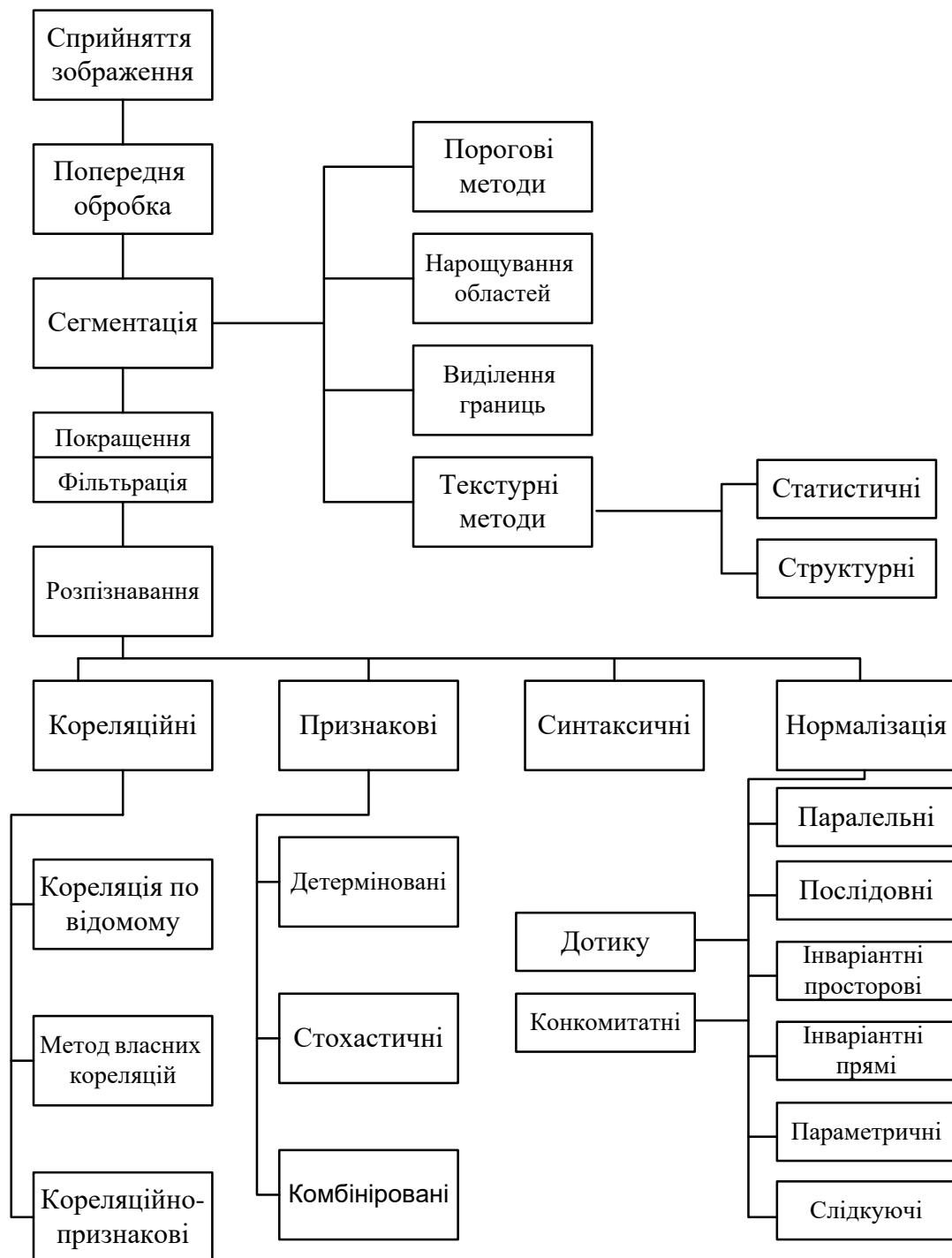
39. H Alsleem, R Davidson. Quality parameters and assessment methods of digital radiography images. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/j.2051-3909.2012.tb00174.x>. (дата звернення 18.11.2022)

40. OpenCV – Overview. URL: https://www.tutorialspoint.com/opencv/opencv_overview.htm (дата звернення 10.12.2022)

41. Т. Б. Мартинюк, Б. І. Круківський, і О. А. М'якішев, «Класифікатор,»
Патент України G06G 7/00. № 150621 МПК (2022), 10.02.2022. URL:
<https://sis.ukrpatent.org/uk/search/detail/1683149/> (дата звернення 13.12.2022)

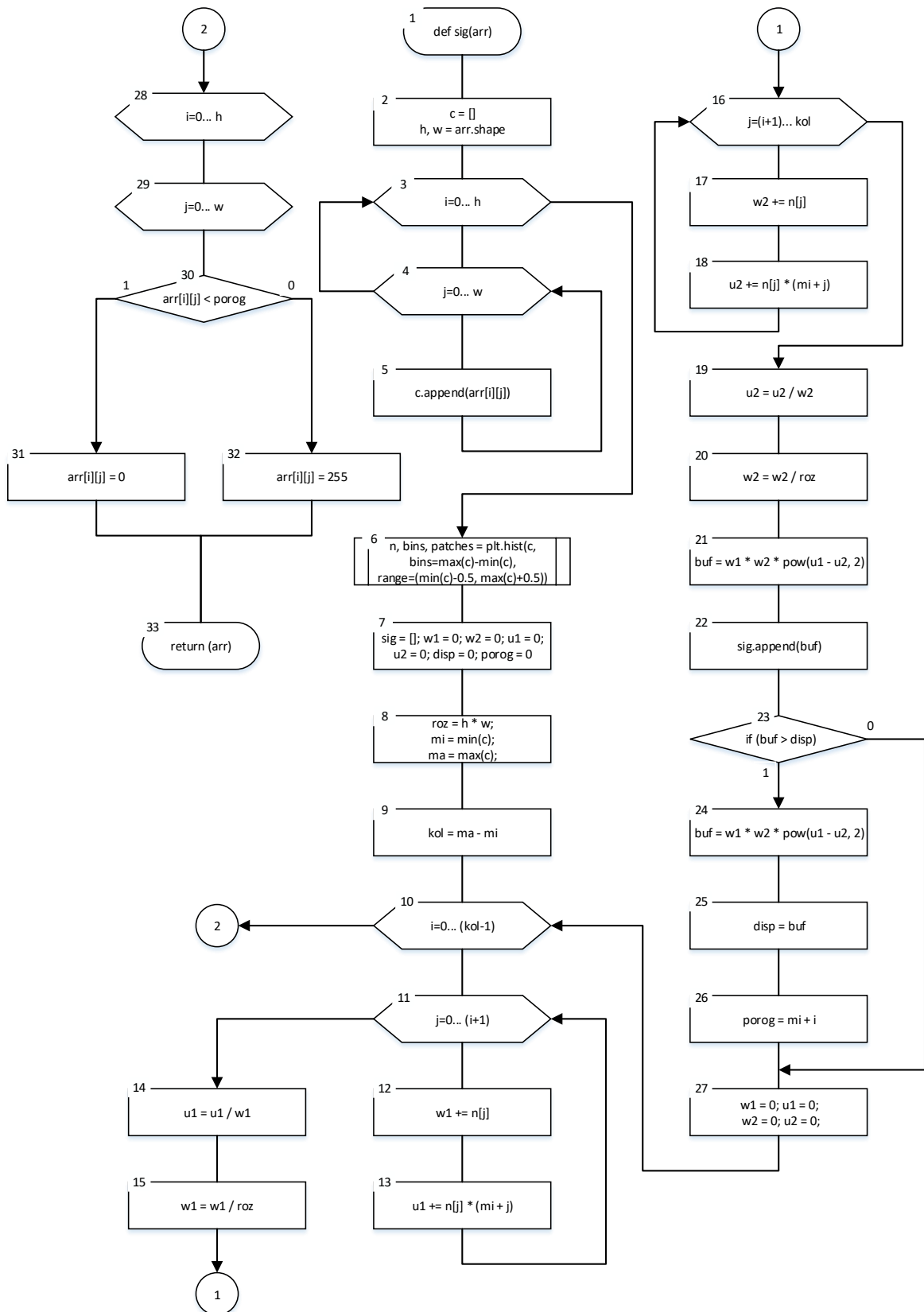
ДОДАТОК А (Обов'язковий)

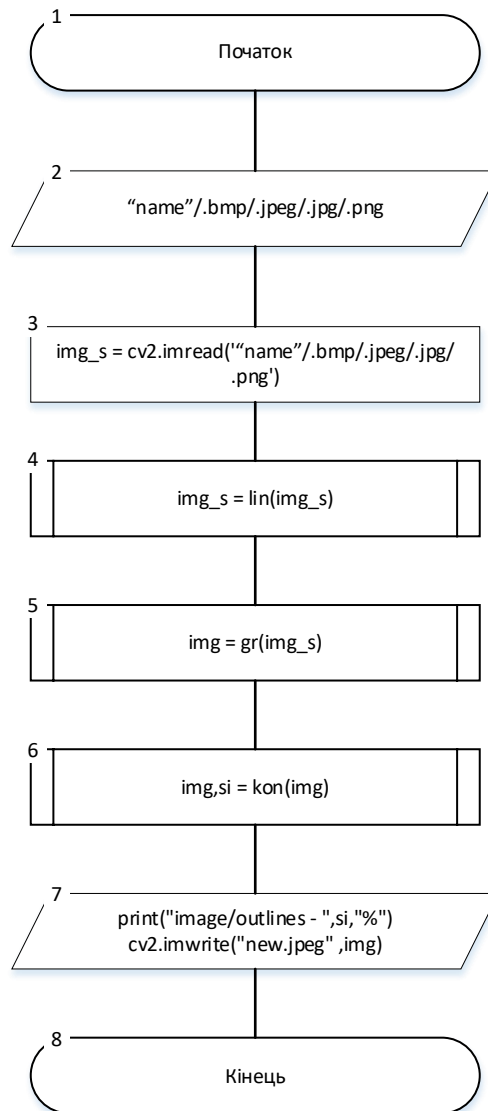
Узагальнена класифікація методів обробки та розпізнавання зображення

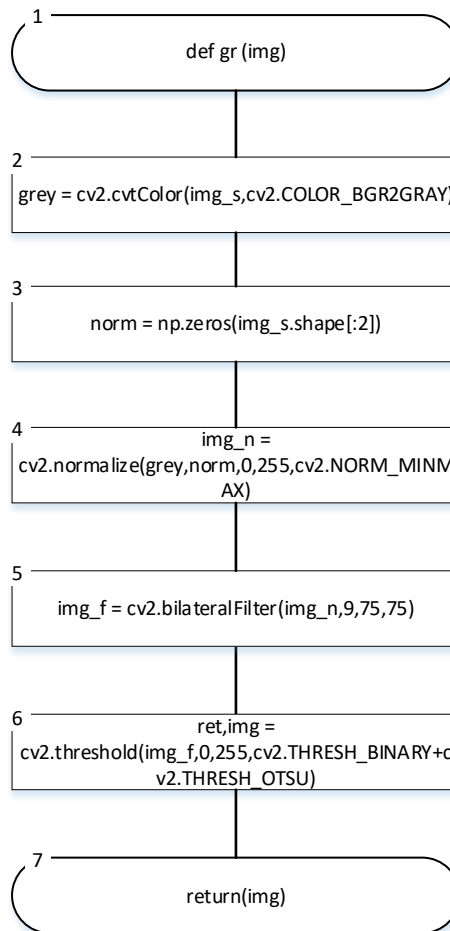


ДОДАТОК Б (Обов'язковий)

Блок-схема алгоритму сегментації зображення на основі методу Оцу

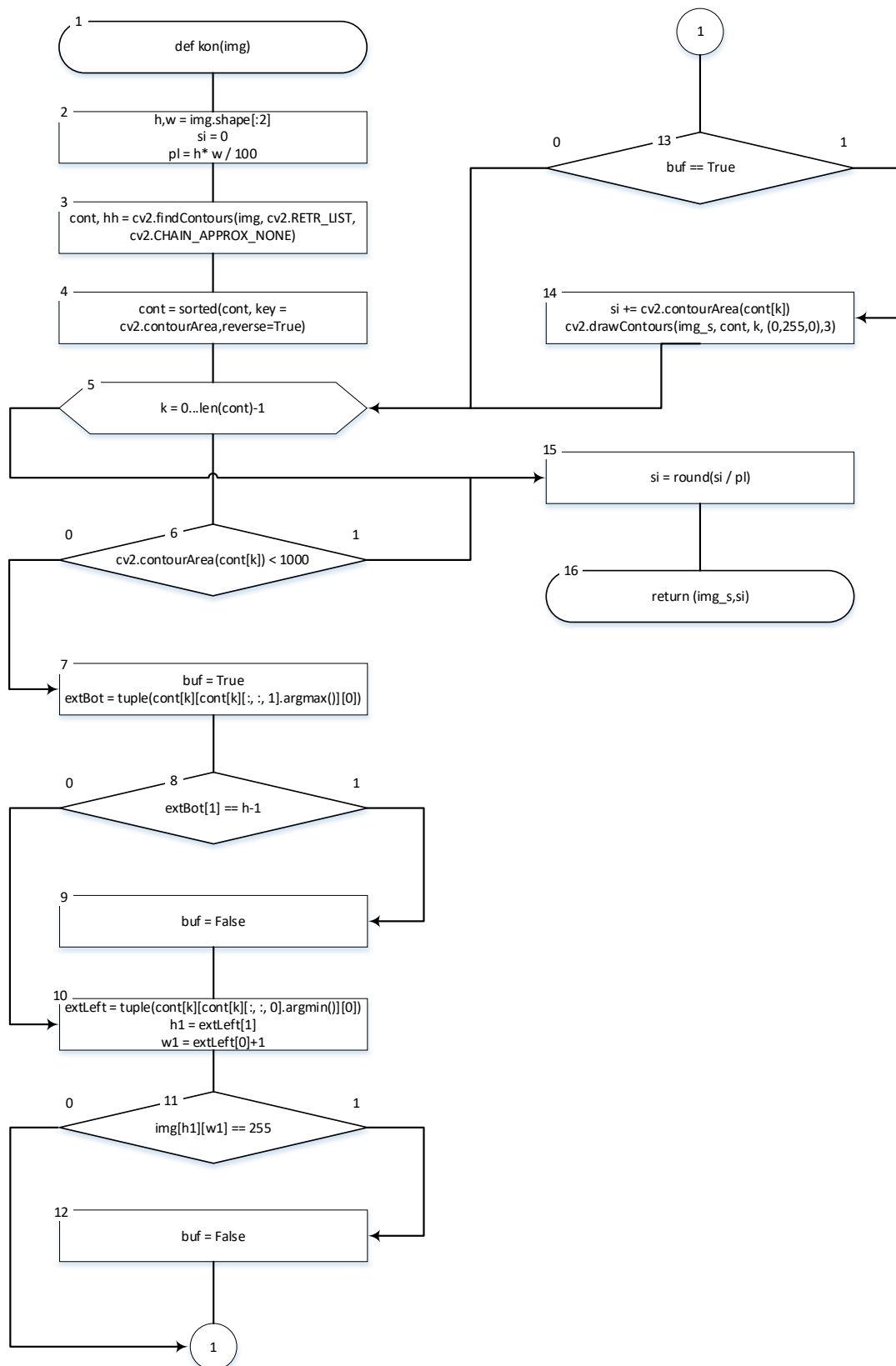


ДОДАТОК В (Обов'язковий)**Блок-схема програми сегментації з виділенням контурів легень**

ДОДАТОК Г (Обов'язковий)**Блок-схема функції попередньої обробки зображення**

ДОДАТОК Д (Обов'язковий)

Блок-схема функції виділення контурів



ДОДАТОК Е (Обов'язковий)

Лістинг програми виділення контуру легенів на рентгенографічних знімках

```

import numpy as np
import cv2

cv2.namedWindow('edge', cv2.WINDOW_NORMAL)

img_s = cv2.imread('n1.jpeg')
#cv2.imshow('edge', img_s)

def lin (img):
    w,h = img.shape[:2]
    hh = h//2
    for i in range(h):
        img[w-1][i] = 255
        img[w-2][i] = 255
    return(img)

def gr (img):
    grey = cv2.cvtColor(img_s,cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    norm = np.zeros(img_s.shape[:2])
    img_n = cv2.normalize(grey,norm,0,255,cv2.NORM_MINMAX)
    img_f = cv2.bilateralFilter(img_n,9,75,75)
    ret,img =
cv2.threshold(img_f,0,255,cv2.THRESH_BINARY+cv2.THRESH_OTSU)
    return(img)

```

```

def kon(img):
    h,w = img.shape[:2]
    cont,      hh      =      cv2.findContours(img,      cv2.RETR_LIST,
cv2.CHAIN_APPROX_NONE)
    cont = sorted(cont, key = cv2.contourArea,reverse=True)
    si = 0
    pl = h* w / 100
    for k in range(len(cont)-1):

        if cv2.contourArea(cont[k]) < 1000:
            break

        buf = True
        extBot = tuple(cont[k][cont[k][:, :, 1].argmax()][0])
        if extBot[1] == h-1:
            buf = False

        extLeft = tuple(cont[k][cont[k][:, :, 0].argmin()][0])
        h1 = extLeft[1]
        w1 = extLeft[0]+1
        if img[h1][w1] == 255:
            buf = False
        if buf == True:
            si += cv2.contourArea(cont[k])
            cv2.drawContours(img_s, cont, k, (0,255,0),3)
    si = round(si / pl)
    return (img_s,si)

img_s = lin(img_s)
img = gr(img_s)

```

```
img,si = kon(img)
print("image/outlines - ",si,"%")
cv2.imshow('edge', img)
```

ДОДАТОК Ж (Обов'язковий)

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ НА НАЯВНІСТЬ ТЕКСТОВИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ

Назва роботи: Застосування нейромережових компонентів для класифікації біомедичних образів

Тип роботи: магістерська кваліфікаційна робота
(МКР, БДР)

Підрозділ: кафедра БМІОЕС, ФІЕС
(кафедра, факультет)

Показники звіту подібності Unischek

Оригінальність 86,7% Схожість 13,3%

Аналіз звіту подібності (відмітити потрібне)

1. Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак плагіату

2. Виявлені у роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності роботи і відсутності самостійності її виконання автором. Роботу направити на розгляд експертної комісії кафедри

3. Виявлені у роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень

Особа, відповідальна за перевірку


(підпис)

Тужанський С.С.
(прізвище, ініціали)

Ознайомлені з повним звітом подібності, який був згенерований системою Unischek щодо роботи

Автор


(підпис)

Мякішев О.А.
(прізвище, ініціали)

Керівник роботи


(підпис)

Кожем'яко А.В.
(прізвище, ініціали)