

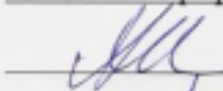
Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Бакалаврська дипломна робота

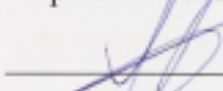
на тему:

СИСТЕМА ДЛЯ ОБРОБЛЕННЯ ТА АНАЛІЗУ ЯКОСТІ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Виконав: студент 4-го курсу, групи KOIC-206
спеціальності 152 – Метрологія та
інформаційно-вимірювальна техніка
за освітньою програмою «Комп'ютеризовані
оптико-інформаційні системи»

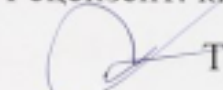
 Шершун А.В.

Керівник: к.т.н., доц. каф. БМІОЕС

 Кожем'яко А. В.

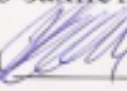
«17» 06 2024 р.

Рецензент: к.т.н., доц. каф. КН

 Тарновський М. Т.

«17» 06 2024 р.

Допущено до захисту

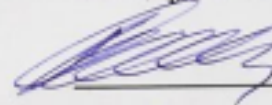
Зав. кафедри  Л.Г. Коваль

«17» 06 2024 р.

Вінницький національний технічний університет
 Факультет інформаційних електронних систем
 Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
 Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)
 Галузь знань – 15 – автоматизація та приладобудування
 Спеціальність – 152 – метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка
 Освітньо-професійна програма – комп'ютеризовані оптико-інформаційні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри БМІОЕС

 Л.Г. Коваль

«11» 03 2024 року

ЗАВДАННЯ

НА БАКАЛАВРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Шершуну Артему Володимировичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Система для оброблення та аналізу якості біомедичних зображень

керівник роботи Кожем'яко Андрій Вікторович, к.т.н., доцент

затверджені наказом ВНЗ _____ від «11» березня 2024 року.

2. Термін подання студентом роботи: 15.06.2024

3. Вихідні дані до роботи:

3.1 Функціональне призначення системи – аналіз зображень, визначення площі, діагностування

3.2 Вимоги до зображення – RGB зображення мінімальна роздільна здатність 640x480 пікселів

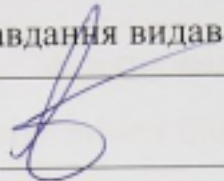
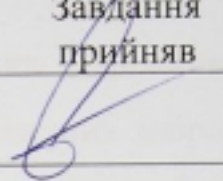
3.3 Тип комп'ютерного аналізу: сегментація, аналіз, та попередня діагностика.

4. Зміст текстової частини: : Вступ. Постановка завдання. Створення web-системи аналізу медичних зображень. Етапи та методи обробки зображень

3. Розробка та тестування . Висновки. Список використаних джерел. Додатки.

Схематичне зображення моделі навчання 4. Зображення роботи архітектури DenseNet 5. Архітектура MobileNetV1 та MobileNetV2

6. Консультанти розділів роботи

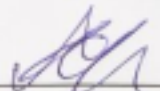
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Спеціальна частина	Кожем'яко А.В., к.т.н., доцент каф. БМІОЕС		

7. Дата видачі завдання «11» березня 2024 р

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

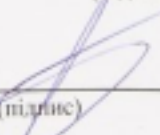
Назва та зміст етапу	Термін виконання		Примітка
	початок	закінчення	
Вибір, узгодження та затвердження теми БДР	03.03.2024	11.03.2024	виконано
Аналіз літературних джерел. Попередня розробка основних розділів	12.03.2024	29.03.2024	виконано
Аналіз вирішення поставленої задачі на даному етапі	30.03.2024	05.05.2024	виконано
Розробка методу і структури системи	06.05.2022	17.05.2024	виконано
Розробка програмних модулів аналізу та класифікації системи	18.05.2024	24.05.2024	виконано
Експериментальні дослідження системи	24.05.2024	31.05.2024	виконано
Оформлення пояснювальної записки та графічної частини	01.06.2024	07.06.2024	виконано
Нормоконтроль	05.06.2024	09.06.2024	виконано
Попередній захист БДР, доопрацювання, рецензування БДР	11.06.2024	16.06.2024	виконано
Захист БДР ЕК	19.06.2024	20.06.2024	виконано

Студент


(підпис)

А. В. Шершун

Керівник роботи


(підпис)

А.В. Кожем'яко

АНОТАЦІЯ

Бакалаврська дипломна робота складається з 77 сторінки формату А4, містить 23 рисунків та 4 таблицю, список використаної літератури містить 24 джерел.

Метою роботи є розширенні функціональних можливостей вдосконалення систем оброблення та аналізу якості біомедичних зображень, що дозволить їх використання у діагностиці опіків за рахунок методів вимірювання площі ураження шкіри. В роботі були розглянуті та проаналізовані наявні методи оброблення та аналізу біомедичних зображень, що використовуються для діагностики опіків. Розроблені алгоритми сегментації, які дозволять точно виділити уражену тканину на опікових зображеннях, також створені методи визначення розміру та глибини опіку на основі оброблених зображень для об'єктивної оцінки тяжкості ураження. Було реалізоване програмне забезпечення для автоматичної обробки та аналізу біомедичних зображень опіків. Проведено тестування розробленої системи на реальних клінічних даних для перевірки її ефективності та точності та оцінено отримані результати та висновки щодо можливостей та перспектив подальшого вдосконалення системи.

Ключові слова: системи оброблення та аналізу якості біомедичних зображень, діагностика опіків, вимірювання площі ураження шкіри, алгоритми сегментації, визначення розміру та глибини опіку, об'єктивна оцінка тяжкості ураження, програмне забезпечення, ефективність та точність.

ABSTRACT

The bachelor thesis consists of 77 pages of A4 format, contains 23 figures and 4 tables, the list of used literature contains 24 sources.

The purpose of the work is to expand the functional capabilities of improving systems for processing and analyzing the quality of biomedical images, which will allow their use in the diagnosis of burns due to methods of measuring the area of skin damage. The paper reviewed and analyzed the existing methods of processing and analyzing biomedical images used for the diagnosis of burns. Segmentation algorithms have been developed that will allow to accurately distinguish the affected tissue on burn images, as well as methods for determining the size and depth of the burn based on the processed images for an objective assessment of the severity of the damage. Software for automatic processing and analysis of biomedical images of burns was implemented. The developed system was tested on real clinical data to check its effectiveness and accuracy, and the obtained results and conclusions regarding the possibilities and prospects for further improvement of the system were evaluated.

Key words: systems for processing and analyzing the quality of biomedical images, burn diagnostics, measuring the area of skin damage, segmentation algorithms, determining the size and depth of a burn, objective assessment of the severity of damage, software, efficiency and accuracy.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1. ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ СТВОРЕННЯ WEB-СИСТЕМИ АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	10
1.1 Актуальність розробки ПЗ для аналізу медичних зображень	10
1.2 Формування завдань	11
1.3 Загальні положення.....	12
1.4 Типи цифрових зображень	12
1.5 Аналіз проблеми обробки медичних зображень.....	13
1.6 Порівняння систем обробки медичних зображень	15
1.6.1 Dicom library	15
1.6.2 Dicom Viewer	17
1.6.3 3D Slicer.....	20
1.7 Порівняння досліджуваних сервісів.....	21
2. ЕТАПИ ТА МЕТОДИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ	23
2.1 Попередні етапи обробки даних для нейронних мереж.....	23
2.2 Побудова прогнозової моделі	25
2.3 Мережева архітектура та глибинне навчання	27
2.3.1 Основні моделі глибинного навчання.....	30
2.4 Застосування глибинного навчання для обробки та аналізу медичних зображень з фокусом на діагностику опіків на базі CNN.....	37
2.5 Розробка концепційної моделі обробки медичних зображень.....	40
2.6 Розробка DFD-діаграми компонентів для обробки медичних зображень з фокусом на діагностику опіків.....	44
2.7 Розробка інтерфейсу для обробки медичних зображень	47
2.8 Алгоритм аналізу біомедичних зображень	49
Висновок до розділу 2.....	51
3. РОЗРОБКА ТА ТЕСТУВАННЯ	52
3.1 Вибір мови програмування	52

3.2 Графічний інтерфейс.....	53
3.3 Функціонал.....	58
3.4 Оцінка якості зображення DICOM Viewer для можливості діагностики опіків.....	62
Висновок до розділу 3.....	63
ВИСНОВКИ.....	65
СПИСОК ПОСИЛАНЬ	Ошибка! Закладка не определена.
ДОДАТКИ.....	69

ВСТУП

Актуальність теми. Медичні зображення характеризуються високим обсягом інформації та даних, які не виділяють конкретні типи структур, такі як форми, контури або текстури, що представляють різні органи та їх частини. Ця інформація може бути корисною для медиків, проте її корисність є обмеженою без подальшої обробки.

Для діагностики та медичної терапії на основі зображень можна виділити кілька абстрактних корисних показників. Для якісного оцінювання зображень застосовуються методи візуалізації та кількісного аналізу. Аналіз медичних зображень дозволяє вирішити дві основні проблеми: реєстрацію зображень та їх візуалізацію.

Класифікація медичних зображень є ключовою проблемою в розпізнаванні зображень. Вона включає два основні етапи: спочатку вилучення ефективних ознак з зображення, а потім використання цих ознак для побудови моделей, що класифікують зображення. Традиційно лікарі використовують свій професійний досвід для вилучення ознак, але цей підхід є складним і трудомістким, що може призвести до нестабільних результатів.

Комп'ютерна обробка та аналіз медичних зображень включають пошук та візуалізацію зображень, розпізнавання образів та використання машинного навчання в різних напрямках. Сучасні методи глибинного навчання в аналізі медичних зображень охоплюють завдання комп'ютерного зору, такі як класифікація, виявлення, сегментація та реєстрація зображень.

Актуальність теми визначається тим, що системи для оброблення та аналізу якості біомедичних зображень є важливим інструментом у сфері медичних досліджень, особливо з огляду на діагностику опіків. Опіки - це серйозне захворювання, яке потребує швидкої та точної діагностики для ефективного лікування та уникнення ускладнень.

Мета даної роботи полягає у розширенні функціональних можливостей вдосконалення систем оброблення та аналізу якості

біомедичних зображень, що дозволить їх використання у діагностиці опіків за рахунок методів вимірювання площі ураження шкіри.

Для досягнення мети необхідно виконати такі задачі:

1. Розглянути та проаналізувати наявні методи оброблення та аналізу біомедичних зображень, що використовуються для діагностики опіків.
2. Розробити алгоритми сегментації, які дозволять точно виділити уражену тканину на опікових зображеннях.
3. Розробити методи визначення розміру та глибини опіку на основі оброблених зображень для об'єктивної оцінки тяжкості ураження.
4. Реалізувати програмне забезпечення для автоматичної обробки та аналізу біомедичних зображень опіків.
5. Провести тестування розробленої системи на реальних клінічних даних для перевірки її ефективності та точності.
6. Оцінити отримані результати та зробити висновки щодо можливостей та перспектив подальшого вдосконалення системи.

Предметом дослідження є системи для оброблення та аналізу якості біомедичних зображень з фокусом на діагностику опіків.

Об'єктом дослідження є процеси оброблення та аналізу біомедичних зображень опіків з метою покращення точності та ефективності діагностики.

Новизна роботи полягає у розробці та вдосконаленні методів оброблення та аналізу біомедичних зображень опіків, що відповідають сучасним вимогам та потребам медичної практики.

Практична цінність дослідження полягає у можливості створення ефективних інструментів для діагностики опіків, які дозволять медичним працівникам швидко та точно визначати ступінь ураження тканин та приймати обгрунтовані рішення щодо лікування пацієнтів.

1 АНАЛІЗ ЗАВДАННЯ СТВОРЕННЯ WEB-СИСТЕМИ АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У першому розділі дипломної роботи буде проаналізовано сучасні методи та технології оброблення та аналізу біомедичних зображень, зокрема в контексті їх використання для діагностики опіків. Будуть розглянуті технічні аспекти оброблення зображень, алгоритми сегментації та визначення параметрів уражень, а також методи візуалізації та аналізу отриманих даних. Також буде проведений огляд літератури та існуючих досліджень з цієї тематики для визначення актуальних напрямків розвитку.

1.1 Актуальність розробки ПЗ для аналізу медичних зображень

Розробка програмного забезпечення для аналізу медичних знімків є актуальним і значущим завданням у сучасному медичному середовищі. Зростання обсягу медичних даних, стрімкий технологічний прогрес та потреба у швидкій та точній діагностиці створюють складні завдання для медичної галузі. У такому контексті програмне забезпечення, що може ефективно обробляти та аналізувати медичні зображення, стає важливим кроком у поліпшенні якості медичної діагностики та лікування.

Однією з ключових переваг програмного забезпечення для аналізу медичних знімків є можливість автоматизації процесу обробки та інтерпретації зображень. Традиційно, медичний персонал проводить ручний аналіз зображень, що може бути часо- та ресурсозатратним. Застосування програмного забезпечення дозволяє автоматизувати деякі етапи аналізу, забезпечуючи швидкість та послідовність результатів. Наприклад, алгоритми обробки зображень можуть використовуватися для виявлення патологій, сегментації структур або вимірювання параметрів зображень [1].

Крім того, програмне забезпечення для аналізу медичних знімків може сприяти покращенню взаємодії між медичним персоналом та пацієнтами.

Завдяки цифровим зображенням та системам зберігання даних, медичні знімки можуть бути легко доступні для спільного перегляду та консультацій, навіть на відстані. Це сприяє більш ефективній комунікації між медичними фахівцями, сприяє швидшій діагностиці та прийняттю рішень.

Забезпечення конфіденційності та безпеки медичних даних є ключовим аспектом у розробці програмного забезпечення для аналізу медичних знімків. У зв'язку зі зростаючими загрозами кібербезпеки, належне увага варта приділяти розробці рішень, що гарантують захист приватності пацієнтів та безпеку медичних записів. Розробники ПЗ повинні дотримуватись відповідних стандартів та протоколів для забезпечення безпеки даних, включаючи шифрування, автентифікацію та контроль доступу [11].

Отже, розробка програмного забезпечення для аналізу медичних знімків має значний потенціал у покращенні медичної діагностики, ефективності та доступності медичних послуг. Використання автоматизованих методів аналізу та обробки зображень, спільна робота між медичним персоналом та використання сучасних технологій допомагає забезпечити швидку, точну та ефективну діагностику, а також покращити якість лікування. Розвиток програмного забезпечення для аналізу медичних знімків є важливим напрямом досліджень, що сприяє прогресу в медицині та допомагає зберегти життя.

1.2 Формування завдань

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка програмного забезпечення для оброблення та аналізу біомедичних зображень з особливим акцентом на діагностику опіків, а також його подальше вдосконалення. Основна ціль програми - створення інструменту для ефективної роботи з медичними знімками у форматі DICOM, який дозволить користувачам швидко та зручно проводити аналіз. Це передбачає перехід від традиційного методу аналізу знімків під світлом лампи до сучасного цифрового підходу.

Для досягнення поставленої мети були визначені такі кроки: а) Вибір необхідних інструментів для реалізації розробки програмного продукту; б) Сформулювання функціональних вимог до програмного забезпечення з урахуванням потреб користувачів та особливостей діагностики опіків; в) Визначення логіки взаємодії між системою та користувачем з метою забезпечення зручного та ефективного використання програмного забезпечення.

1.3 Загальні положення

Зображення можна розглядати як візуальну представленість, де кожній точці на площині (вираженій координатами x і y) відповідає певне числове значення, яке визначає інтенсивність або яскравість зображення в даній точці. Якщо ці значення обмежені та подані у вигляді дискретних чисел, то ми маємо справу з цифровим зображенням.

Для обробки цифрових зображень використовують комп'ютери. Це означає, що за допомогою програмного забезпечення та обчислювальних операцій ми можемо виконувати різноманітні маніпуляції з цими зображеннями: змінювати їх, виділяти особливості та досягати бажаних результатів. Такий аналіз зображень дозволяє нам розглядати та розуміти їх зміст, а також виявляти корисну інформацію, яка може бути недоступна на перший погляд.

1.4 Типи цифрових зображень

Цифрові зображення представляють собою складну мозаїку пікселів, де кожен елемент розташований у конкретному місці та має своє унікальне значення. Вони можуть бути різних типів, від дворівневих до безперервно-тонових, і навіть подібних до мультфільмів. Наприклад, дворівневе зображення може бути чорно-білим, де кожен піксель може мати значення

лише 1 або 0, що відповідає чорному або білому кольорам відповідно.

У напівтонових зображеннях кожен піксель може набувати значень від 0 до $2^n - 1$, де n - кількість градацій сірого кольору. Кольорові зображення, найчастіше, складаються з трьох або чотирьох параметрів, представлених байтами. Вони можуть містити безліч відтінків та нюансів, що робить їх ідеальними для природних зображень, таких як фотографії природи або рентгенограми [5].

Дискретно-тонові зображення, навпаки, частіше використовуються для штучних об'єктів, де можна точно контролювати кожен піксель. Вони дозволяють створювати різноманітні об'єкти без шумів або плям природного зображення. Щодо зображень, подібних до мультфільмів, вони характеризуються гладкими контурами, насиченими кольорами та відсутністю деталей, що найчастіше зустрічається у реальних об'єктах.

Кожен тип зображень має свої особливості та застосування у різних галузях, від фотографії до медицини та комп'ютерної графіки. Важливо правильно розуміти їх особливості та використовувати для зберігання, передачі та обробки візуальної інформації з максимальною точністю та якістю.

1.5 Аналіз проблеми обробки медичних зображень

У новітній медицині значення медичних зображень для діагностики та лікування пацієнтів стає все важливішим. Кожен піксель цих зображень містить велику кількість інформації про стан пацієнта та характер його захворювання, надаючи лікарям необхідні дані для аналізу та вжиття необхідних заходів.

Проте, іноді захворювання не можна однозначно визначити лише за допомогою медичного зображення. Похибки вимірювання, наявність перешкод або неправильне налаштування обладнання можуть призвести до відхилень медичних параметрів від реальних значень.

Крім того, медичні знімки можуть піддаватися впливу навколишнього середовища, що негативно впливає на їх якість та може призвести до появи артефактів. Точність діагностики та подальше лікування безпосередньо залежать від якості медичної інформації, тому проводиться вторинна обробка медичних даних з метою покращення їх якості [7].

Обробка медичних зображень є важливою технологією, яка дозволяє виявляти навіть ті елементи на зображенні, що залишилися непомітними без спеціальних маніпуляцій. Головна мета цієї процедури - змінити зображення таким чином, щоб не порушувати початкові дані, але водночас виділяти тонкі структури органів, що дозволяє забезпечити високу якість діагностики та точність визначення патологій.

1.6 Особливості обробки медичних зображень

Цифрова обробка медичних зображень цікавить дослідників та медичні установи через свій потенціал у двох важливих напрямках застосування. По-перше, вона спрямована на підвищення якості медичних знімків з метою поліпшення їх візуального сприйняття людиною. Цифрова обробка дозволяє ефективно зменшити шуми та артефакти на зображеннях, відновити втрачені деталі та покращити контрастність та роздільну здатність, що сприяє більш точній інтерпретації та аналізу медичної інформації.

По-друге, цифрова обробка медичних зображень використовується для передачі та зберігання зображень. Завдяки цифровій технології, зображення можуть бути легко передані через мережу до різних медичних установ або збережені в електронному вигляді. Також, цифрова обробка дозволяє стискати зображення для ефективного зберігання без помітних втрат якості, що сприяє зручній обміну медичними даними та забезпечує доступ до них у будь-який час та місце [5].

Отже, обробка медичних зображень відіграє ключову роль у покращенні діагностики та аналізу медичної інформації. Вона дозволяє

виявити деталі, які недосяжні для ока, зберегти важливу інформацію та сприяє точнішому розумінню медичних знімків для ефективного лікування та дослідження.

1.6 Порівняння систем обробки медичних зображень

У ході дослідження методів обробки медичних зображень було вирішено провести порівняльний аналіз наявних готових рішень, зокрема, були розглянуті Dicom Library, 3Dicom Viewer – Convert 2D DICOM Scans to Fully Immersive 3D та 3D Slicer image. Основна мета цього порівняння полягає в ідентифікації переваг та недоліків кожної системи з метою вибору оптимального підходу для розробки програмного забезпечення [9].

Дослідження аналогічних готових продуктів надає можливість детально вивчити та оцінити функціональність, особливості та недоліки. Це допомагає зрозуміти потреби та вимоги користувачів, виявити прогалини в функціоналі або можливості для покращення. Також, це сприяє виявленню найкращих практик та інновацій, що вже застосовуються у сфері, і використанню їх у нових проєктах. Це сприяє розвитку та покращенню програмних рішень, які відповідають сучасним вимогам та потребам користувачів. Враховуючи отримані результати порівняльного аналізу, ми зможемо визначити оптимальний підхід до розробки програмного забезпечення для аналізу медичних зображень та його подальше вдосконалення.

1.6.1 Dicom library

DICOM Library – це онлайн-сервіс, який дозволяє медичним працівникам анонімізувати, обмінюватися та переглядати файли DICOM. Він призначений для освітніх і наукових цілей, надаючи платформу для обміну медичними зображеннями, сигналами або відеофайлами у форматі DICOM. Сервіс гарантує, що всі файли DICOM будуть анонімізовані перед

завантаженням, таким чином зберігаючи конфіденційність пацієнта. Користувачі також можуть завантажувати анонімні дослідження DICOM, а платформа включає переглядач DICOM для аналізу файлів [9].

DICOM Library надає різноманітні інструменти для відображення медичних зображень та маніпуляцій над ними (рис. 1.1).

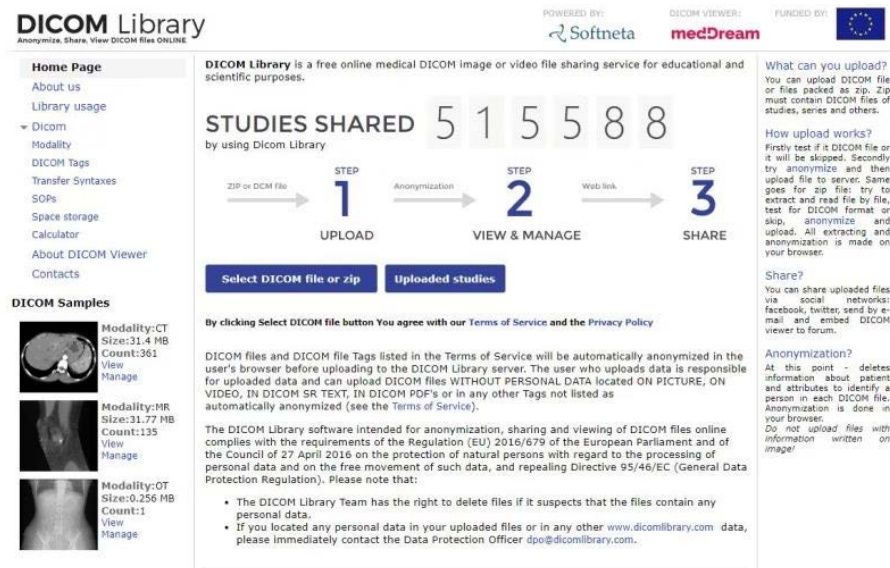


Рисунок 1.1. – Інтерфейс DICOM library

Джерело: [9]

Для діагностики опіків застосовуються різноманітні візуалізаційні техніки, включаючи монохромні та кольорові режими, а також методи сегментації та регулювання прозорості. Існує також можливість налаштування параметрів зображення, таких як яскравість, контрастність, гамма-корекція, фільтрація тощо.

Сервіс надає інструменти для проведення різних видів аналітичних досліджень та вимірювань, включаючи визначення розмірів, площі, об'єму, щільності та інтенсивності, що є важливим для оцінки ступеня ушкодження тканин та інших клінічних оцінок.

Особливості сервісу включають: а) DICOM Library сприяє легкій взаємодії та обміну медичними зображеннями, дозволяючи користувачам надсилати зображення колегам, отримувати відгуки, користуватися чатом та співпрацювати над дослідженнями; б) DICOM Library приймає широкий

спектр медичних форматів зображень, включаючи дані з рентгенівських, комп'ютерно-томографічних, магнітно-резонансних та ультразвукових досліджень; в) завантажуючи DICOM-файли в публічну PACS-систему, слід звертати увагу на конфіденційність, використовуючи сервіс обережно та дотримуючись заходів безпеки; г) DICOM Library надає технічну підтримку на декількох мовах, що робить його доступним для користувачів з різних країн [9].

1.6.2 Dicom Viewer

Dicom Viewer - це програмне забезпечення, яке дозволяє медичним фахівцям переглядати, аналізувати та обмінюватися медичними зображеннями у форматі DICOM. Воно підтримує різні типи медичних зображень, включаючи рентгенівські, комп'ютерну томографію (КТ), магнітно-резонансну томографію (МРТ), ультразвукові знімки та інші. Основні функції Dicom Viewer включають [17]:

- Масштабування та панорамування. Дозволяє користувачам плавно збільшувати та переміщати зображення для детального вивчення.
- Корекція яскравості та контрастності. Налаштування параметрів зображення для оптимального візуального сприйняття.
- Візуалізація у режимі негативу. Перегляд зображень у інвертованих кольорах для кращого розрізнення деталей.
- Предустановлені налаштування вікон. Спеціальні режими для різних типів зображень, наприклад, для КТ легень або кісток.
- Поворот та віддзеркалення зображень. Можливість обертати зображення на 90 або 180 градусів та віддзеркалювати їх горизонтально чи вертикально.
- Інструменти вимірювання. Визначення довжини сегментів, площі, кутів, а також вимірювання щільності тканин у КТ.
- Ручне анотування. Інструмент пера для створення вільних

анотацій на медичних зображеннях.

Dicom Viewer також може використовувати системні ресурси ефективно, працюючи на багатоядерних системах з великою кількістю оперативної пам'яті, а також на старих одноядерних машинах з обмеженою пам'яттю.

Окрім того, у діагностиці опіків програмне забезпечення Dicom Viewer використовується для детального аналізу медичних зображень, що дозволяє лікарям визначати глибину та площу ураження. Далі можливі представлені можливості Dicom Viewer, які можуть бути корисними при діагностиці опіків [19]:

- Візуалізація мультипланарних реконструкцій (MPR). Дозволяє переглядати зображення в різних площинах, що може допомогти в оцінці глибини опіків.
- Використання кольорових карт щільності. Кольорові карти можуть відображати різні рівні щільності тканин, що допомагає визначити ступінь пошкодження.
- 3D-рендеринг. Тривимірне моделювання дозволяє отримати об'ємне уявлення про структуру ураженої тканини.
- Функції вимірювання. Можливість вимірювати розміри та об'єм уражених ділянок, що є важливим для планування лікування.

Завдяки своїм розширеним функціональним можливостям, 3Dicom Viewer стає незамінним інструментом для медичних фахівців, дослідників та студентів (рис. 1.2)

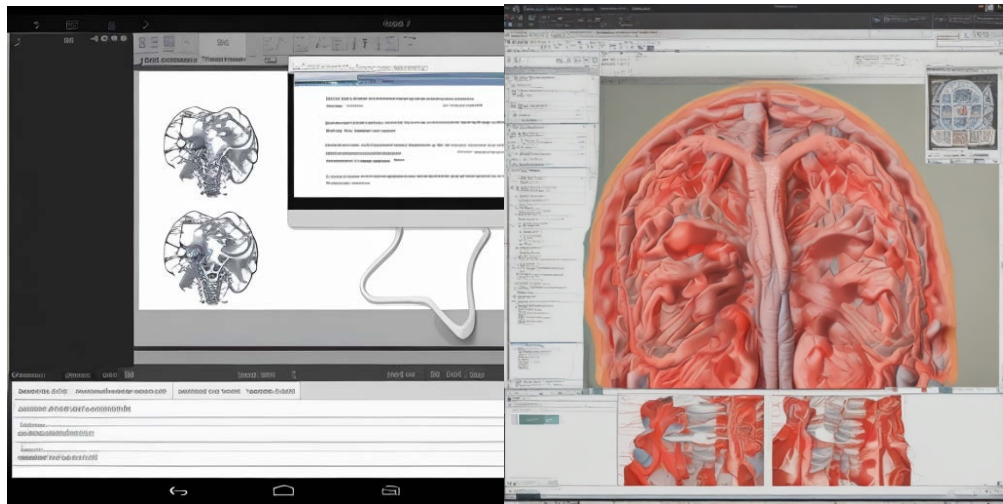


Рисунок 1.2. – 3Dicom Viewer

Джерело: сформовано автором на основі 3Dicom Viewer

Важливо зазначити, що хоча Dicom Viewer надає потужні інструменти для візуалізації та аналізу медичних зображень, він не повинен використовуватися як єдиний інструмент для первинної діагностики без підтвердження кваліфікованим медичним персоналом.

У табл. 1.1. представлені сновні особливості 3Dicom Viewer.

Таблиця 1.1. – Основні особливості 3Dicom Viewer

Основні особливості	Опис
Миттєвий доступ до DICOM-зображень	Забезпечує швидкий та зручний перегляд DICOM-файлів без необхідності встановлення спеціалізованого ПЗ. Можливість завантаження з комп'ютера або за URL-адресою.
Розширені можливості візуалізації	Дозволяє детально досліджувати медичні зображення з різними режимами відображення, регулюванням контрастності, яскравості та іншими параметрами, а також застосуванням фільтрів.
Зручні інструменти вимірювання та аналізу	Вбудовані інструменти для вимірювання розмірів, площі, об'єму, густини та інших параметрів на DICOM-зображеннях, що дозволяє проводити точні вимірювання та аналізувати дані.
Взаємодія та спільна робота	Легкий обмін DICOM-зображеннями з іншими користувачами, спільна робота над аналізом зображень та надання допомоги в онлайн-режимі. Можливість надсилання посилань колегам або пацієнтам.
Зручне зберігання та організація зображень	Можливість зберігати та каталогізувати DICOM-зображення для подальшого використання. Створення папок, маркування зображень та пошук за різними параметрами для легкого доступу до даних.
Загальний опис	3Dicom Viewer – потужний, інтуїтивно зрозумілий інструмент для медичних спеціалістів, що покращує точність та швидкість діагностики, а також співпрацю та обмін інформацією в медичній галузі. Завдяки цьому сервісу процес аналізу DICOM-зображень стає ефективнішим, надійнішим та зручнішим.

Джерело: сформовано автором на основі даних [9]

1.6.3 3D Slicer

3D Slicer - це безкоштовне, відкрите програмне забезпечення для візуалізації, обробки, сегментації, реєстрації та аналізу медичних, біомедичних та інших 3D зображень та сіток; а також планування та навігації у процедурах, керованих зображеннями. Це настільна та розробницька платформа, яка зосереджена на клінічних та біомедичних застосуваннях, підтримує DICOM, штучний інтелект, віртуальну реальність, 4D та різноманітні додатки [16]. Остання стабільна версія 3D Slicer - 5.6.2, а остання версія для перегляду - 5.7.0. Програма працює на сучасних версіях Windows, macOS та різноманітних дистрибутивах Linux. Якщо потрібно завантажити 3D Slicer або шукаєте додаткову інформацію, ви можете відвідати офіційний сайт програми.

3D Slicer – це відкрите програмне забезпечення для візуалізації, аналізу та обробки медичних зображень. Розроблений у співпраці з медичними дослідниками та фахівцями з усього світу, 3D Slicer надає широкі можливості для вивчення медичних даних та покращення діагностики та лікування (рис. 1.3).

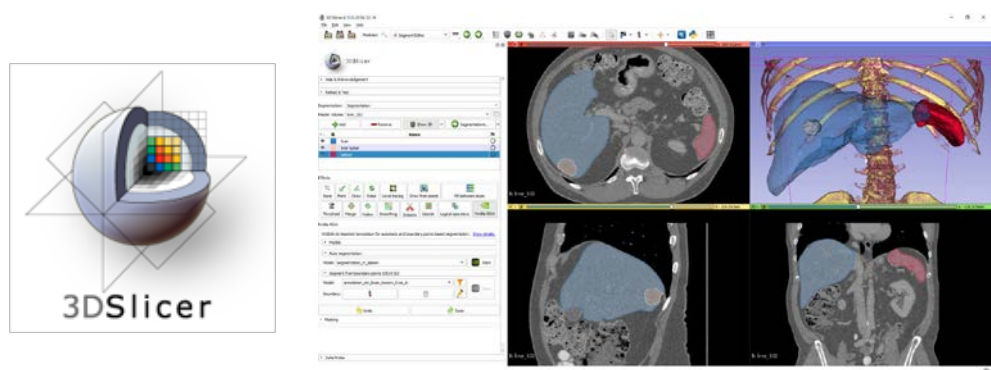


Рисунок 1.3. – 3D slicer

Джерело: [23]

Розглянемо основні особливості програмного забезпечення, які представлені у табл. 1.2.

Таблиця 1.2. – Основні особливості 3D slicer

Особливість	Опис
Візуалізація	Відображення медичних, біомедичних та інших 3D зображень та сіток.
Обробка	Редагування та аналіз 3D зображень для різних дослідницьких та клінічних потреб.
Сегментація	Створення хірургічних планів, високоякісних атласів або навчальних даних для глибокого навчання.
Реєстрація	Вирівнювання та поєднання різних зображень для точного аналізу.
Планування процедур	Навігація у реальному часі під час хірургічних операцій.
AI-підтримка сегментації	Автоматична сегментація анатомічних структур за допомогою попередньо навчених або користувацьких моделей.
Трактографія	Моделювання трактографії зображень DWI за допомогою фільтра Калмана.
Ультразвукове керівництво	Підвищення точності введення голок за допомогою ультразвукових знімків.

Джерело: сформовано автором на основі даних [19]

1.7 Порівняння досліджуваних сервісів

DICOM Library, 3Dicom Viewer та 3D Slicer пропонують широкий спектр функцій для обробки та візуалізації медичних зображень. У табл. 1.3 наведено основні можливості цих інструментів.

Таблиця 1.3 – Основні можливості досліджуваних інструментів для обробки медичних зображень

Критерій	Dicom Library	Dicom Viewer	3D Slicer
Основна функція	Зберігання та управління DICOM файлами	Перегляд DICOM зображень	Візуалізація, аналіз, обробка 3D зображень
Мережеві протоколи	DIMSE, DICOMweb	Залежить від реалізації	DIMSE, DICOMweb
Сегментація	Не підтримується	Обмежена підтримка	Повна підтримка
3D візуалізація	Не підтримується	Обмежена підтримка	Повна підтримка
Реєстрація зображень	Не підтримується	Обмежена підтримка	Повна підтримка

Джерело: сформовано автором

У табл. 1.4. представлені основні переваги та недоліки досліджуваних програмних забезпечень.

Вибір між цими сервісами вимагає розуміння їхніх сильних та слабких сторін, а також унікальних потреб. DICOM Library ідеально підходить для базового доступу та обміну DICOM-файлами. 3Dicom Viewer пропонує

зручність та ефективність для перегляду та елементарного аналізу. Натомість, 3D Slicer відкриває передові можливості для детального аналізу та комплексної обробки медичних даних. Вибір того чи іншого програмного забезпечення повинен базуватися на специфіці завдань, які необхідно виконувати.

Таблиця 1.4. – Переваги та недоліки використання Dicom Library, Dicom Viewer та 3D Slicer

Критерій	Dicom Library	Dicom Viewer	3D Slicer
Переваги	Безкоштовний та відкритий доступ. Простота у використанні.	Підтримка різних платформ. Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. Функції для базового перегляду та аналізу DICOM	Розширений набір інструментів для аналізу зображень. Підтримка AI та VR. Велика спільнота та часті оновлення
Недоліки	Обмежені функціональні можливості.	Обмежені можливості сегментації та 3D візуалізації. Залежить від конкретної реалізації	Може бути складним для нових користувачів. Вимагає установки на комп'ютер

Джерело: сформовано автором

Висновок до розділу 1

У даному розділі дипломної роботи було здійснено огляд необхідності створення нового програмного рішення, визначено ключові завдання та методологію, яка може бути застосована для поліпшення процесу. Розглянуто також проблематику оброблення медичних зображень. Окреслено основну архітектуру та необхідні функції програми для ефективного аналізу. Додатково, проведено порівняльний аналіз існуючих рішень у сфері обробки медичних зображень, виявлено їх спільні характеристики, недоліки та переваги. Ця робота має на меті розробку інструменту, який забезпечить швидке виконання аналізу, з акцентом на мобільність та оперативність роботи з медичними зображеннями, особливо в контексті діагностики опіків.

2. ЕТАПИ ТА МЕТОДИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Попередні етапи обробки даних для нейронних мереж

Опік – це специфічне ушкодження шкіри та/або інших тканин організму, спричинене впливом високої температури, контактом з їдкими речовинами або електрикою. В залежності від тяжкості ураження, виділяють 4 ступені опіку: перший ступінь характеризується почервонінням тканин, а четвертий – повним обугленням. Чим більша площа ураження, тим вищий ризик розвитку опікової хвороби – серйозного стану, що може призвести до летального результату. Опікова хвороба включає комплекс клінічних симптомів і загальних реакцій організму, а також порушень функцій внутрішніх органів у відповідь на термічне або хімічне пошкодження шкіри [8].

Для успішного результату опікової травми важливо якнайшвидше розпочати правильне перше лікування. Щоб вибрати адекватний, необхідно знати глибину опіку, а правильна візуальна оцінка глибини опіку в значній мірі залежить від спеціалізованих знань. Оскільки вартість утримання опікового відділення є дуже високою, було б бажано мати автоматичну систему для надання першої оцінки в усіх місцевих медичних центрах, де не вистачає спеціалістів. Всесвітня організація охорони здоров'я вимагає, щоб на кожні 500 000 жителів було принаймні одне ліжко в опіковому відділенні. Таким чином, як правило, одна опікова група охоплює велику географічну територію. Якщо опіковий пацієнт з'являється в медичному центрі без опікового відділення, зазвичай встановлюється телефонний зв'язок між найближчою лікарнею з опіковим відділенням і місцевим медичним центром, де неспеціаліст суб'єктивно описує колір, форму та інші аспекти, які вважаються важливими для характеристики опіку. Результатом у багатьох випадках є застосування неправильного першого лікування (дуже важливого, з іншого боку, для правильного результату для пацієнта та рани), або

непотрібне транспортування пацієнта, що передбачає високі витрати на медичне обслуговування та психологічну травму для пацієнтів і сім'я [8].

Зі швидким розвитком технологій системи комп'ютерної діагностики набувають все більшого поширення. Проте в даний час дослідження в галузі кольору на зображеннях шкіри розвиваються повільно через труднощі переведення сприйняття кольору в об'єктивні правила, які можна аналізувати комп'ютером. Говорячи загалом про обробку кольорових зображень шкіри, можна знайти два основних застосування: оцінка загоєння шкірних ран або виразок та діагностика пігментних уражень шкіри, таких як меланоми [6].

Попередні етапи обробки даних для нейронних мереж, які використовуються для діагностики опіків, включають кілька ключових процесів [10]:

- Збір великої кількості медичних зображень опіків, які будуть використовуватися для тренування моделі.
- Ручне маркування зображень медичними фахівцями для визначення розташування та ступеня опіків.
- Нормалізація зображень, видалення шумів, корекція контрасту та яскравості для покращення якості даних.
- Застосування технік аугментації, таких як поворот, масштабування, та зміщення, для збільшення різноманітності навчального набору даних.
- Розділення даних на навчальний, валідаційний та тестовий набори для оцінки ефективності моделі.
- Вибір підходящої архітектури нейронної мережі, яка найкраще підходить для задачі діагностики опіків.
- Використання навчального набору даних для тренування моделі з використанням алгоритмів глибинного навчання.
- Перевірка точності моделі на валідаційному наборі даних та налаштування гіперпараметрів.
- Оцінка кінцевої точності та ефективності моделі на тестовому

наборі даних.

Ці етапи є критично важливими для створення точної та ефективної системи діагностики опіків за допомогою нейронних мереж.

2.2 Побудова прогнозної моделі

Побудова прогнозної моделі для діагностики опіків включає наступні кроки [10]:

- Чітке розуміння того, що модель повинна прогнозувати, наприклад, глибину опіку, площу ураження, або потребу в хірургічному втручанні.
- Збір достатньої кількості даних про опіки, включаючи зображення, клінічні параметри, результати лікування тощо.
- Очищення даних від помилок та аномалій, нормалізація, та стандартизація даних для підготовки до аналізу.
- Визначення найбільш значущих характеристик (фіч), які впливають на результати діагностики.
- Вибір та тренування алгоритму машинного навчання або глибинного навчання, який може ефективно працювати з вибраними характеристиками.
- Перевірка точності моделі на незалежному наборі даних для оцінки її здатності до узагальнення.
- Використання статистичних методів для оцінки точності, чутливості, специфічності та інших показників якості моделі.
- Постійне вдосконалення моделі шляхом додавання нових даних, налаштування параметрів та вибору кращих алгоритмів.
- Інтеграція моделі в клінічну практику для підтримки прийняття рішень медичними фахівцями.

Ключовим аспектом є оцінка апостеріорної якості моделі, яка включає аналіз її ефективності після практичного застосування. Це дозволяє

забезпечити, що модель не тільки точно прогнозує результати на історичних даних, але й ефективно працює в реальних клінічних умовах. Також важливо враховувати економічну теорію та використовувати всю доступну інформацію на момент побудови прогнозу для забезпечення оптимальності прогнозу.

Побудова прогнозової моделі для діагностики опіків включає використання статистичних та машинного навчання методів. Ось приклад такої моделі з використанням логістичної регресії, яка є одним із методів класифікації [11]:

1. Визначення цілей моделі:

- о Прогнозування глибини опіку (наприклад, поверхневий, частковий або повний товщини опік).

2. Збір даних:

- о Збір даних про пацієнтів з опіками, включаючи вік, стать, площу опіку, глибину опіку, історію хвороби тощо.

3. Попередня обробка даних:

- о Нормалізація:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2.1)$$

- о Кодування категорійних змінних (наприклад, стать) у числові значення.

4. Вибір характеристик:

- о Використання методу головних компонент (PCA) для зменшення розмірності даних:

$$z = W^T * x \quad (2.2)$$

5. Розробка моделі:

- о Логістична регресія:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}} \quad (2.3)$$

6. Тренування моделі:

- о Мінімізація функції втрат за допомогою методу градієнтного

спуску.

7. Валідація моделі:
 - о Використання перехресної перевірки для оцінки точності моделі.
8. Оцінка якості прогнозу:
 - о Розрахунок показників якості, таких як точність, чутливість, специфічність.
9. Ітераційне вдосконалення:
 - о Підбір гіперпараметрів та повторне тренування моделі.
10. Розгортання моделі:
 - о Інтеграція моделі в клінічні системи для підтримки прийняття рішень.

Дана модель буде реалізована за допомогою програмного забезпечення, Python з використанням бібліотеки scikit-learn. Важливо зазначити, що для досягнення високої точності моделі, необхідно використовувати достатньо велику та репрезентативну вибірку даних.

2.3 Мережева архітектура та глибинне навчання

Глибинне навчання відкриває нові можливості для діагностики та лікування опіків, забезпечуючи високу точність та швидкість аналізу медичних зображень.

Глибинне навчання – це різновид машинного навчання, що базується на штучних нейронних мережах. Навчання може бути контрольованим, частково контрольованим або неконтрольованим. Термін «глибинне» пов'язаний з необмеженою кількістю шарів, через які проходять дані, що дозволяє реалізувати практичні та оптимізовані рішення, замінюючи ручну роботу алгоритмами автоматизованого навчання, зберігаючи універсальність підходу [16].

Основні аспекти мережевого навчання для діагностики опіків включають:

- o Збір великої кількості анотованих медичних зображень опіків.
- o Попередня обробка зображень для підвищення якості даних, що може включати нормалізацію, зменшення шуму, та аугментацію.
- o Вибір архітектури нейронної мережі, яка найкраще підходить для задачі, наприклад, згорткові нейронні мережі (CNN).
- o Використання навчального набору даних для тренування моделі.
- o Оптимізація гіперпараметрів для досягнення найкращої продуктивності.
- o Перевірка моделі на валідаційному наборі даних.
- o Оцінка точності моделі на тестовому наборі даних.
- o Використання метрик, таких як точність, чутливість, специфічність, для оцінки якості моделі.
- o Адаптація моделі для використання медичними фахівцями у реальних клінічних умовах.

У додатку А представлено схематичне зображення моделі глибокого навчання.

Глибинне навчання для діагностики медичних зображень з фокусом на опіки широко застосовується в наступних прикладних задачах [6]:

- Автоматизація класифікації опіків. використання алгоритмів для розрізнення між різними ступенями опіків.
- Прогнозування процесу загоєння. аналіз динаміки змін у тканинах для оцінки часу відновлення.
- Оцінка глибини опіку. визначення серйозності ушкодження та потреби в хірургічному втручанні.
- Моніторинг лікування. слідування за прогресом лікування та адаптація терапевтичних методів.

Розробка персоналізованих планів лікування. створення індивідуальних рекомендацій на основі аналізу медичних даних пацієнта.

Отже, мережева архітектура для обробки медичних зображень з акцентом на діагностику опіків включає використання гібридних згорткових

нейронних мереж (CNN), які ефективно поєднують здатність до виділення інформативних ознак зі зображень та класифікації.

Для проведення дослідження медичних зображень опіків з використанням згорткових нейронних мереж (CNN), можна використати наступні кроки та формули [17]:

- о Збір зображень опіків з різних джерел для створення навчального набору даних.
- о Нормалізація зображень (формула 2.1)
- о Ресайзинг зображень до єдиного розміру.
- о Застосування технік аугментації, таких як повороти, масштабування, для збільшення різноманітності даних.
- о Розділення даних на навчальний, валідаційний та тестовий набори.
- о Використання архітектури, наприклад, ResNet або DenseNet для класифікації зображень.
- о Мінімізація функції втрат за допомогою оптимізатора, наприклад, Adam:

$$L(\emptyset) = - \sum_{i=1}^N y_i * \log(p(y_i|\emptyset)) + (1 - y_i) * \log(1 - p(y_i|\emptyset)) \quad (2.4)$$

- о Оцінка моделі на валідаційному наборі даних для перевірки її ефективності.
- о Оцінка точності моделі на тестовому наборі даних.
- о Використання метрик, таких як точність, чутливість, специфічність для оцінки якості моделі.

Дані кроки та формули допоможуть створити ефективну систему для аналізу медичних зображень опіків, яка може бути використана у медичних закладах для покращення діагностики. Важливо зазначити, що успіх моделі залежить від якості та репрезентативності навчальних даних, а також від точності попередньої обробки та аугментації зображень.

2.3.1 Основні моделі глибинного навчання

DenseNet121. DenseNet121 є однією з передових архітектур згорткових нейронних мереж (CNN), яка використовується для різноманітних завдань комп'ютерного зору, включаючи діагностику медичних зображень. Її особливість полягає у щільному з'єднанні між шарами, що дозволяє ефективно передавати інформацію та зменшувати проблему зникнення градієнтів під час навчання.

Для діагностики опіків за допомогою DenseNet121 використовується наступна схема [23]:

- о Нормалізація зображень для забезпечення однакового масштабу та розміру.
- о Аугментація даних для збільшення різноманітності та кількості навчальних прикладів.
- о Використання навчального набору даних для тренування DenseNet121.
- о Оптимізація параметрів мережі для досягнення найкращої точності.
- о Перевірка моделі на валідаційному наборі даних.
- о Оцінка точності моделі на тестовому наборі даних.
- о Використання метрик, таких як точність, чутливість, специфічність, для оцінки якості моделі.

DenseNet121 є особливо корисною для діагностики опіків, оскільки її архітектура дозволяє виділяти складні ознаки з медичних зображень, що є критично важливим для точного визначення ступеня та глибини опіків [20]. Використання переднавчених ваг, отриманих з великих наборів даних, може значно покращити продуктивність моделі, особливо коли доступна кількість медичних зображень обмежена.

У додатку Б представлено зображення роботи архітектури DenseNet.

На даному рисунку ми маємо велику кількість рівнів LL . У типовій

мережі з LL рівнями буде LL з'єднань між рівнями. Проте в архітектурі DenseNet буде приблизно $L \times (L+1)/2$ з'єднань. Таким чином, у щільній мережі ми маємо більше з'єднань між шарами, ніж в іншій моделі. Це дозволяє дуже легко навчити модель з понад 100 шарами, використовуючи цю техніку.

MobileNet. Архітектура MobileNet починається з базового згорткового шару, за яким слідує тринадцять блоків, де кожен наступний має більше фільтрів, ніж попередній (Додаток В). Вона розпочинається з одного 3×3 згорткового шару, а потім продовжується тринадцятьма блоками, що мають збільшувальну кількість фільтрів. Унікальною особливістю цієї архітектури є заміна max-pooling шарів на згорткові шари з параметром stride, рівним 2, для зменшення розміру вихідних даних [20].

У MobileNet два ключові гіперпараметри: множник ширини та множник глибини. Множник ширини контролює кількість каналів у кожному шарі, тоді як множник глибини впливає на розмір вхідних тензорів. Ці параметри дають змогу налаштовувати розмір мережі, де зменшення їх значень призводить до зниження точності, але збільшує швидкість обробки та зменшує використання пам'яті, що робить архітектуру оптимальною для застосування в мобільних пристроях.

Отже, основними перевагами мереж MobileNets є висока точність розпізнавання за умов зменшених обчислювальних витрат і збільшеної швидкості розпізнавання. Завдяки зменшенню необхідних технічних потужностей, мережі MobileNets можна застосовувати на пристроях з обмеженими ресурсами, такими як пам'ять програми (FLASH) та оперативна пам'ять (RAM), при збереженні високої точності розпізнавання.

InceptionNet. Архітектура InceptionNet, зокрема її версія Inception v3, є однією з передових моделей у галузі комп'ютерного зору, яка використовується для різноманітних завдань, включаючи класифікацію зображень. Її особливість полягає у модульному дизайні, який дозволяє мережі ефективно масштабуватися та адаптуватися до різних розмірів

зображень, забезпечуючи при цьому високу точність (додаток Д) [21].

Для обробки медичних зображень з фокусом на діагностику опіків, InceptionNet адаптована наступним чином: попередня обробка зображень; модульність та паралельність; глибоке навчання; тренування та валідація та оцінка результатів.

InceptionNet є особливо корисною для діагностики опіків, оскільки її здатність виявляти ознаки на різних масштабах дозволяє точно класифікувати зображення за ступенем ураження, що допомагає медичним фахівцям у визначенні оптимального плану лікування для пацієнтів з опіками.

Нижче наведено приклад початкового модуля моделі, який проводить згортку на вхідних даних, використовуючи фільтри трьох різних розмірів: 1x1, 3x3, 5x5. Крім того, застосовується максимальне згортання: вихідні результати об'єднуються і передаються до наступного шару (рис.2.1).

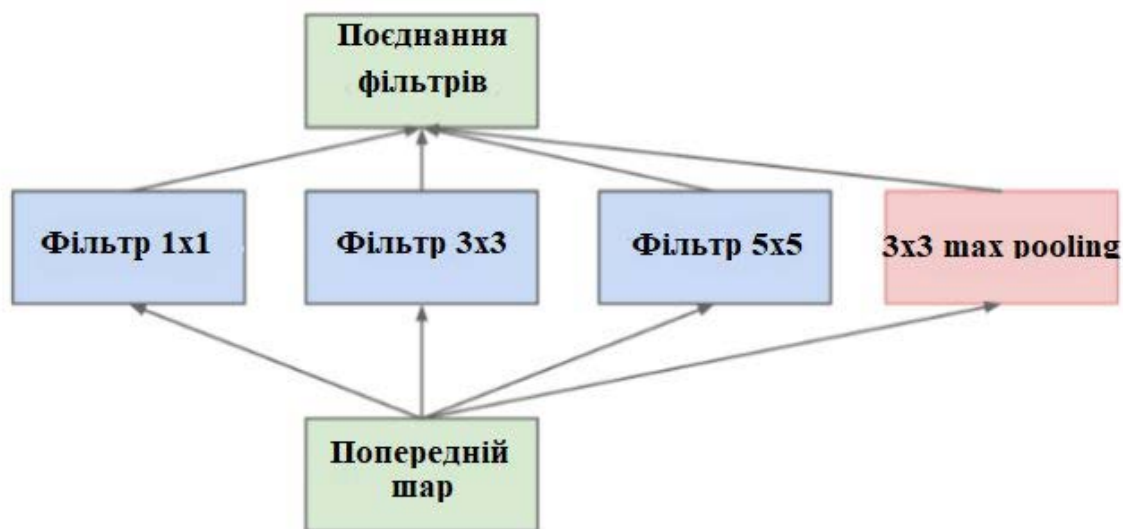


Рисунок 2.1. – Схема застосування методу поєднання фільтрів різного розміру у InceptionV2 та InceptionV3

Джерело: складено автором

Аналізуючи операції згортки для діагностики опіків, важливо звернути увагу на розбиття згортки 5x5 на дві операції згортки 3x3 з метою прискорення обчислень. Хоча згортка 5x5 видавалася б «дорожчою» у 2,78 разів порівняно з згортками 3x3, результатом їх об'єднання є підвищення

ефективності (рис. 2.2) [14].

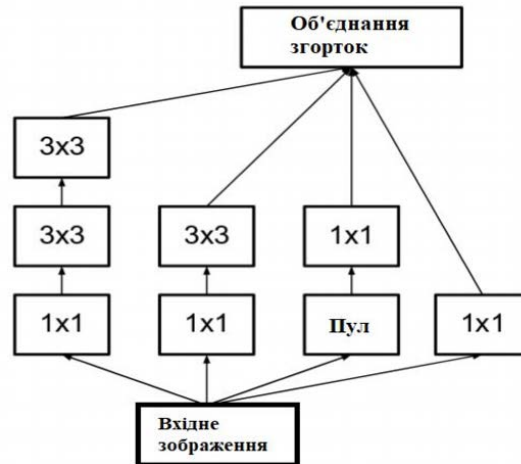


Рисунок 2.2. – Схематичне об'єднання згорток (ліва згортка 5x5 представлена як об'єднання згорток 3x3)

Джерело: складено автором

Факторизація фільтрів є корисним методом у діагностиці опіків. Наприклад, розбиття згортки 3×3 на послідовну згортку 1×3 на вході та згортку 3×1 на виході знижує вартість операцій на 33% у порівнянні з виконанням згортки 3×3 одним етапом (рис.2.3) [14].

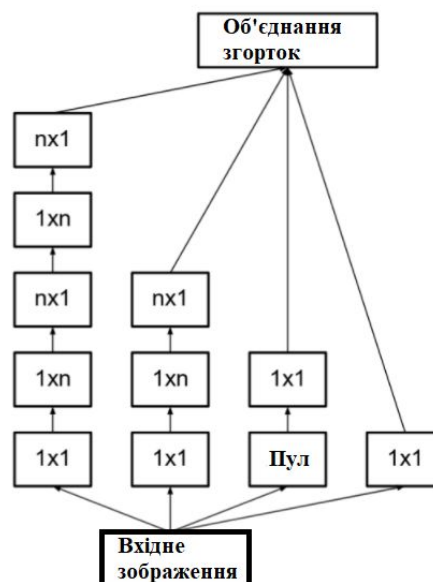


Рисунок 2.3. – Схематичне зображення факторизації фільтрів на прикладі розкладання згортки 5×5 на дві згортки 3×3 , які потім представлені як згортки 1×3 та 3×1

Джерело: складено автором

ResNet101 та ResNet101V2. ResNet101 та ResNet101V2 є варіаціями архітектури ResNet, яка є однією з найпопулярніших архітектур згорткових нейронних мереж (CNN) для глибокого навчання. Вони використовуються для різноманітних завдань у галузі комп'ютерного зору, включаючи діагностику медичних зображень (додаток Е).

ResNet101 включає 101 шар і використовує залишкові блоки для запобігання проблемі зникнення градієнтів, що дозволяє ефективно тренувати глибокі нейронні мережі. ResNet101V2 є удосконаленою версією, яка вносить покращення в оригінальну архітектуру, зокрема оптимізацію шарів Batch Normalization та активаційних функцій [17].

Для діагностики опіків ці моделі можуть бути треновані на наборах даних з медичними зображеннями, щоб виявляти характеристики, які вказують на ступінь та тип опіків. Завдяки своїй глибині та здатності вчитися складним представленням даних, ResNet101 та ResNet101V2 допомагають у точному класифікуванні опіків, що є важливим для визначення подальшого лікування та відновлення пацієнтів.

Використання таких потужних моделей у медичній діагностиці дозволяє значно покращити якість та швидкість обробки зображень, забезпечуючи лікарям важливу інформацію для прийняття рішень.

InceptionResNetV2. InceptionResNetV2 є потужною нейронною мережею, яка часто використовується для при аналізі зображень опіків, InceptionResNetV2 допомагає у автоматизації процесу ідентифікації та класифікації уражених ділянок шкіри, що значно підвищує точність діагностування та прискорює процес лікування, оскільки машина здатна аналізувати великі обсяги даних швидше та з меншою кількістю помилок, ніж це можливо при ручному аналізі (рис.2.4) [21].

Для використання InceptionResNetV2 у медичній діагностиці опіків, спочатку необхідно зібрати достатню кількість анотованих медичних зображень, щоб навчити мережу розпізнавати різні ступені та типи опіків. Після тренування, мережа може бути використана для аналізу нових

зображень, швидко ідентифікуючи уражені ділянки та надаючи рекомендації щодо подальшого лікування.

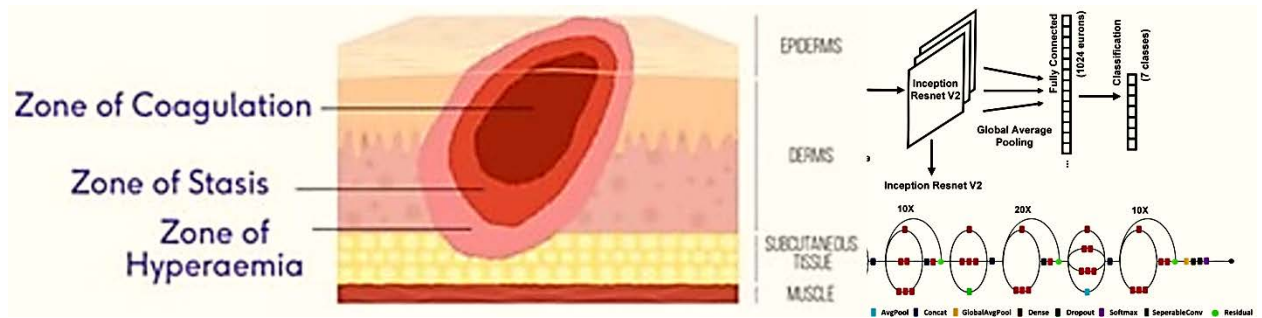


Рисунок 2.4. – Модель InceptionResNetV2 при діагностиці опіків

Джерело: складено автором на базі InceptionResNetV2

Модель InceptionResNetV2 складається з наступних компонентів:

- Зони коагуляції, стазу та гіперемії - зони представляють різні стадії пошкодження тканин при опіках.
- InceptionResNetV2 - цей компонент моделі використовується для вилучення характеристик з зображень опіків.
- Глобальне середнє об'єднання - цей компонент моделі використовується для перетворення характеристик, вилучених InceptionResNetV2, в однорозмірний вектор.
- Повністю з'єднаний шар - цей компонент моделі використовується для класифікації зображень опіків на одну з 7 категорій.

Процес діагностики опіків за допомогою моделі InceptionResNetV2 наступний:

1. Зображення опіку подається на вхід моделі.
2. InceptionResNetV2 витягує характеристики з зображення.
3. Глобальне середнє об'єднання перетворює характеристики в однорозмірний вектор.
4. Повністю з'єднаний шар класифікує зображення на одну з 7 категорій.

Модель InceptionResNetV2 може класифікувати зображення опіків на одну з 7 категорій:

- На зображенні немає видимого пошкодження тканин.
- На зображенні спостерігається почервоніння шкіри.
- На зображенні спостерігаються міхурі на шкірі.
- На зображенні спостерігається пошкодження верхнього шару шкіри (епідермісу).
- На зображенні спостерігається пошкодження верхнього та часткове пошкодження другого шару шкіри (дерми).
- На зображенні спостерігається пошкодження верхнього та повне пошкодження другого шару шкіри.
- На зображенні спостерігається пошкодження всіх шарів шкіри, а також м'язової та кісткової тканин.

VGG16. VGG16 є однією з популярних згорткових нейронних мереж, яка часто використовується для аналізу та класифікації зображень, включаючи медичні зображення. Ця модель є ефективною для діагностики опіків, оскільки вона здатна виявляти шаблони та особливості в зображеннях, які можуть бути неочевидними для людського ока [20].

Для використання VGG16 у діагностиці опіків, спочатку потрібно провести тренування моделі на великій кількості анотованих зображень опіків. Це дозволить моделі навчитися розпізнавати різні типи та ступені опіків. Після тренування, модель може бути використана для аналізу нових зображень, швидко ідентифікуючи уражені ділянки та надаючи інформацію, яка може бути корисною для медичних фахівців при встановленні діагнозу та виборі методу лікування. Модель VGG16 служить важливим інструментом для підтримки прийняття рішень, але не замінює професійний медичний судження.

Модель тренується на датасеті ImageNet. Вхідний шар conv1 отримує зображення у форматі RGB розміром 224x224 пікселів, які проходять через набір згорткових шарів з фільтрами розміром 3x3, що є мінімальним розміром для визначення положення об'єкта на зображенні. У конфігурації мережі використовується згортковий фільтр розміром 1x1, що виконує

лінійну трансформацію вхідних каналів. Крок згортки фіксується на значенні 1 піксель. Просторове доповнення (padding) вхідного згорткового шару налаштовується таким чином, щоб зберігалася просторова роздільна здатність після згортки, тобто доповнення дорівнює 1 для 3x3 згорткових шарів (додаток Є) [13].

Просторовий пулінг здійснюється за допомогою п'яти max-pooling шарів, які слідує за деякими згортковими шарами (не всі згорткові шари мають наступні max-pooling). Операція max-pooling виконується на фільтрі розміром 2x2 пікселів з кроком 2.

Після набору згорткових шарів (який має різну глибину в різних архітектурах) йдуть три повнозв'язні шари: перші два мають по 4096 каналів, а третій - 1000 каналів. Останнім йде soft-max шар. Конфігурація повнозв'язних шарів однакова у всіх нейромережах.

2.4 Застосування глибинного навчання для обробки та аналізу медичних зображень з фокусом на діагностику опіків на базі CNN

Використання технології глибинного навчання у сфері медичного аналізу та візуалізації має потенціал стати найбільш успішним інструментом, який радіологія застосовувала з моменту появи цифрових зображень. Такі галузі медицини, як офтальмологія, рентгенологія та онкологія, зазнали революційних змін з моменту впровадження технологій машинного навчання, особливо глибинного навчання.

Зокрема, діагностика опіків може значно виграти від застосування згорткових нейронних мереж (CNN). Ці моделі можуть автоматично аналізувати медичні зображення, виявляючи різні ступені опіків з високою точністю. Це дозволяє лікарям швидше і точніше визначати необхідний обсяг медичної допомоги [5].

Основні аспекти застосування CNN для діагностики опіків представлені у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Основні аспекти застосування CNN для діагностики опіків

Аспект	Опис
Збір і обробка даних	Використання великих наборів даних з зображеннями опіків різного ступеня.
	Попередня обробка зображень для покращення якості аналізу, включаючи нормалізацію та сегментацію.
Архітектура CNN	Розробка спеціалізованих моделей для аналізу опіків.
	Використання сучасних архітектур, таких як ResNet та U-Net, для покращення точності класифікації.
Навчання і валідація	Використання методів аугментації даних для збільшення ефективності навчання.
	Підбір оптимальних гіперпараметрів для досягнення найкращих результатів.
Інтерпретація і інтеграція	Візуалізація результатів аналізу для полегшення розуміння лікарями.
	Інтеграція моделей в клінічні системи для покращення процесу діагностики.

Джерело: складено автором

Архітектуру згорткової нейронної мережі на прикладі знімка опіку шкіри представлено на рис. 2.5.



Рисунок 2.5. – Архітектура згорткової нейронної мережі на прикладі знімка опіку шкіри

Джерело: сформовано автором за допомогою 3Dicom Viewer

Використання технології глибинного навчання у сфері охорони здоров'я охоплює широкий спектр задач, включаючи аналіз ракових захворювань, моніторинг стану пацієнтів та інші медичні проблеми. Різні джерела даних, такі як рентгенологічні зображення (рентген, КТ, МРТ), аналіз патологій та відкриті геномні послідовності, надають значну кількість інформації для аналізу, яка допомагає медичним фахівцям у різних напрямках [5].

Зокрема, згорткові нейронні мережі (CNN) як частина технології глибинного навчання широко використовуються для обробки медичних зображень. Їх застосування має суттєвий вплив на діагностику опіків, що дозволяє значно підвищити точність і швидкість виявлення та оцінки ступеня опікових уражень

Основне завдання згорткової нейронної мережі полягає у виявленні ліній і країв на зображеннях. Кожен прихований шар CNN містить згорткові шари, які отримують вхідний масив даних і використовують параметризовані ядра згортки для створення кількох зображень ознак. Завдяки такій архітектурі CNN досягли значного успіху у вирішенні завдань комп'ютерного зору, таких як сегментація та класифікація.

Між згортковими шарами створюються карти ознак (feature maps). Об'єднувальний шар мережі передає максимальне або середнє значення, що дозволяє зменшити розмір карти ознак. Такий підхід дозволяє мережі захоплювати важливі особливості вхідного зображення, незалежно від його положення та форми. Архітектура CNN складається з багаторазового повторення цих шарів. Для задач класифікації повнозв'язні шари додаються до кінця згорткової мережі, забезпечуючи остаточний результат [5].

Під час тренування мережі втрати оцінюються шляхом порівняння промаркованих і прогнозованих значень. У задачах сегментації згорткові шари додаються наприкінці процесу об'єднання шарів, щоб відновити розмір вхідного зображення. Втрати при тренуванні оцінюються шляхом порівняння промаркованого зображення маски та вихідного зображення, відновленого

через CNN.

Оскільки архітектура згорткової нейронної мережі складається з багатьох рівнів, кількість параметрів для тренування може стати дуже великою. Для забезпечення необхідної точності потрібна велика кількість даних, яка залежить від цілей задачі та характеристик вхідного зображення. Проблема збору даних є актуальною, особливо коли необхідні попередньо промарковані дані. Одним із способів вирішення цієї проблеми є збільшення кількості даних шляхом генерації нових зображень з наявних даних за допомогою методів перетворення зображень, масштабування, відзеркалення тощо.

2.5 Розробка концепційної моделі обробки медичних зображень

Для розробки додатку була створена модель у вигляді контекстної діаграми (рис.2.6).

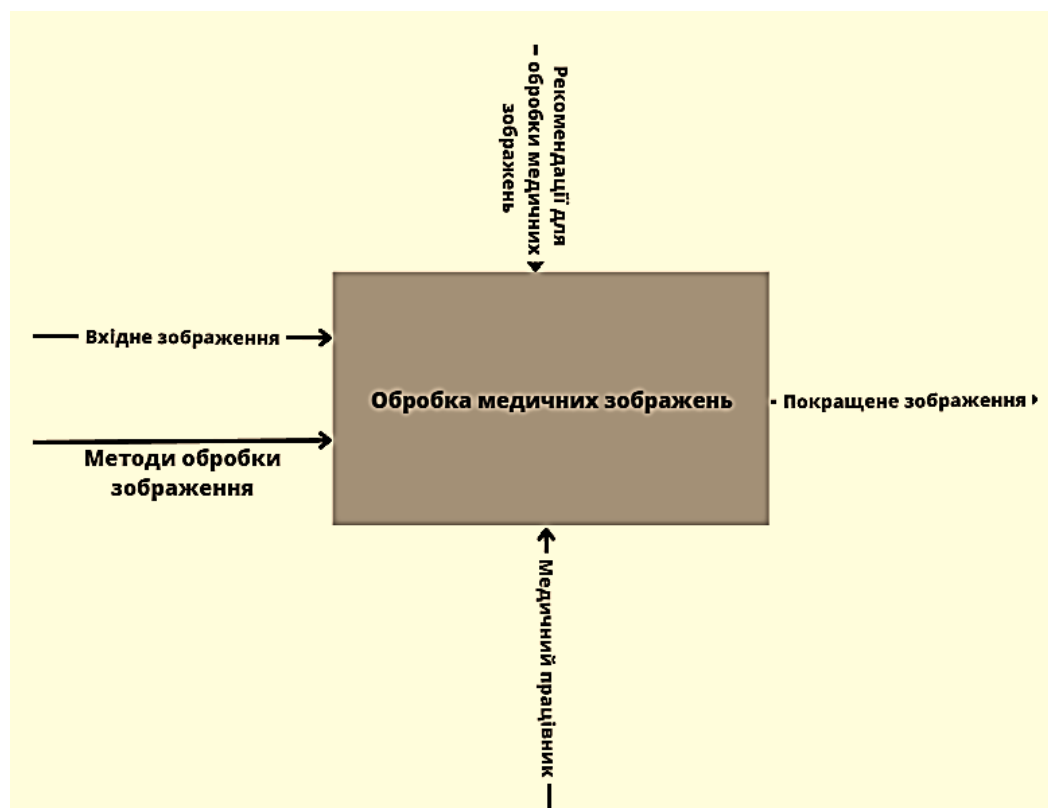


Рисунок 2.6. – Концептуальна діаграма обробки медичних зображень

Джерело: побудовано автором

Дана схема показує процес обробки медичних зображень для діагностики опіків. Перший етап включає отримання цифрового зображення з медичного обладнання після діагностичної процедури. Зображення може бути отримане в цифровому форматі або оцифроване.

Другий етап полягає у виборі відповідних методів обробки зображення, що здійснюється медичним працівником. Ці методи включають виділення контурів, підвищення деталізації, видалення шумів та інші техніки. Вибір методів залежить від типу зображення та конкретних цілей, які ставить перед собою медичний працівник.

На виході отримується покращене медичне зображення, яке є обробленою версією початкового зображення. Це зображення оцінюється шляхом порівняння з вихідним зображенням і використовується для постановки діагнозу. Управління процесом здійснюється медичним працівником, який керується рекомендаціями з інструкції користувача для обробки медичних зображень.

Для глибшого розуміння цього процесу було створено розклад концептуальної діаграми (рис. 2.7).

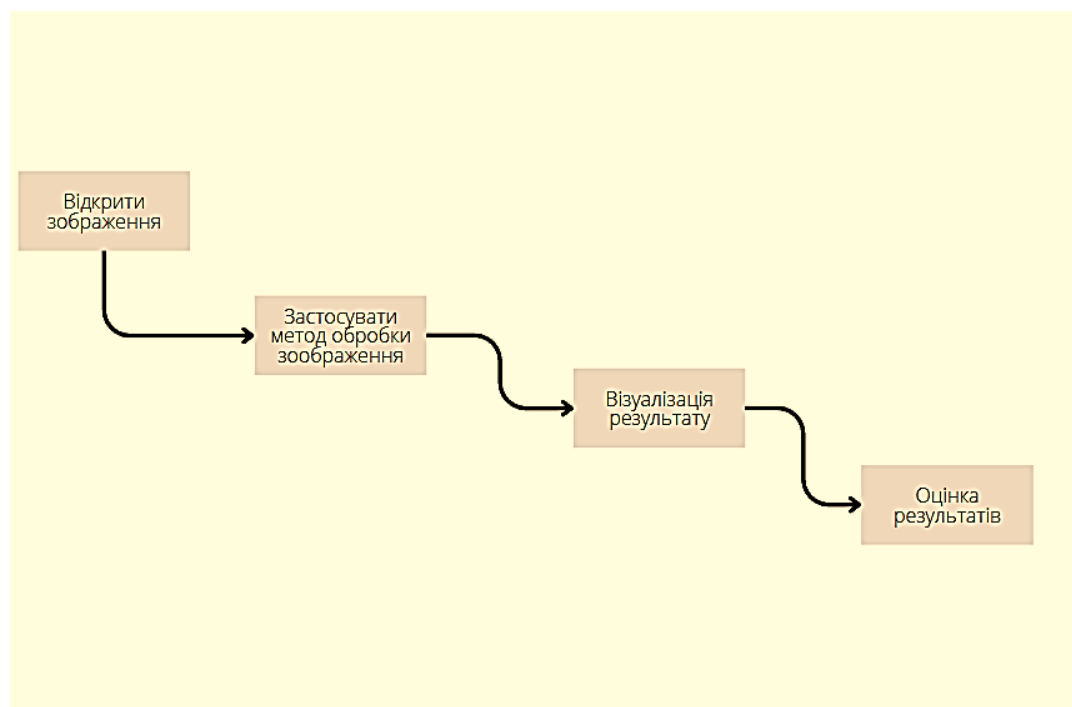


Рисунок 2.7 – Декомпозиція концептуальної діаграми

Джерело: побудовано автором

У контексті аналізу результатів обробки медичних зображень, використовуються два основних методи. Перший метод полягає у візуальному порівнянні оригінального зображення з його обробленою версією, що проводиться лікарем. Це суб'єктивний аналіз, під час якого лікар оцінює, наскільки оброблене зображення відповідає його очікуванням і чи було досягнуто поліпшення у візуальній якості.

Кількісні метрики оцінки забезпечують числове вираження якості модифікованого зображення, що може бути використане як додатковий інструмент аналізу. Ці метрики, у комбінації з суб'єктивними враженнями медичного спеціаліста, сприяють формуванню більш точного судження про ефективність застосованих методів обробки зображень.

Варто відмітити, що іноді застосування одного певного методу може не гарантувати отримання очікуваного результату. Таким чином, на представленій діаграмі (рис. 2.8) пропонуються два альтернативні шляхи дій, які слід розглянути після оцінювання результатів обробки.

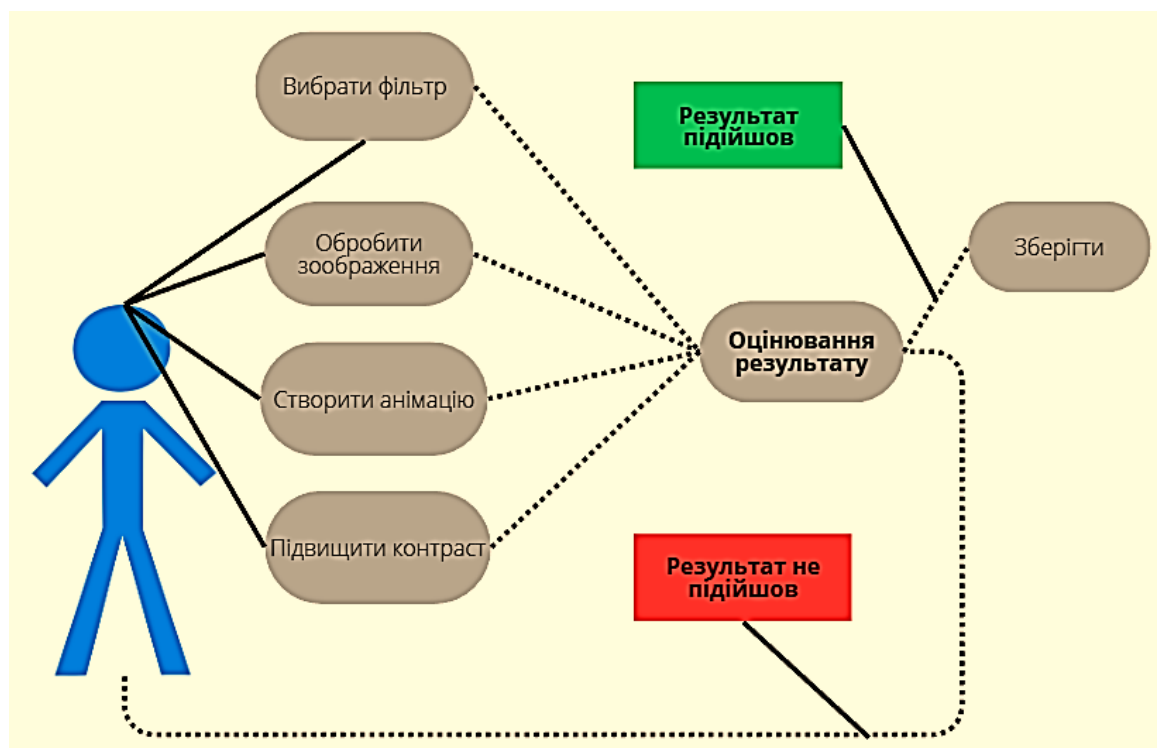


Рисунок 2.8 – UML-діаграма

Джерело: побудовано автором

На зображенні представлена UML-діаграма варіантів використання, яка демонструє різні способи взаємодії користувача з системою обробки зображень. Основні функції, зазначені на діаграмі, включають вибір фільтра, обробку зображення, створення анімації та підвищення контрасту. Також вказані можливі результати цих дій, такі як успішне або неуспішне підвищення контрасту, що дозволяє користувачам оцінити ефективність використаних методів. Ця діаграма може бути корисною для розуміння потенціалу системи та для визначення подальших кроків у випадку різних сценаріїв використання.

Перша стратегія включає повторне застосування існуючого методу обробки зображень з модифікованими параметрами або змінення самої процедури для підвищення якості результату. Це надає можливість більш точного налаштування процесу та спроби досягнення кращих результатів [5].

Друга стратегія полягає у використанні додаткових технік або їх поєднань. Можливості включають застосування різноманітних фільтрів, методів корекції контрасту, усунення шумів чи виділення специфічних елементів на зображенні. Це дозволяє досягти більш деталізованої обробки та поліпшити візуальну якість зображення [5].

Після аналізу результатів обробки, обидва підходи дають медичному фахівцю можливість вибору найкращого шляху для досягнення цілей, які можуть включати покращення якості зображення, акцентування на певних деталях або ідентифікацію патологічних змін [17].

Якщо перший підхід задовольняє вимоги до якості, оброблене зображення може бути збережене без подальших змін. У такому випадку, зображення після оцінювання вважається придатним для клінічного використання або аналізу [18].

У разі, коли перший підхід не дає бажаних результатів, друга стратегія вимагає використання інших методів обробки або комбінації технік для досягнення потрібної якості зображення. Це може означати, що потрібно

зробити додаткові кроки для поліпшення результату [18].

Обидва підходи дозволяють медичному фахівцю визначити подальші кроки зі знімком після оцінки його якості. Перша стратегія дозволяє завершити процес та зберегти знімок, якщо він відповідає стандартам. Друга стратегія передбачає додаткові дії для досягнення необхідної якості [18].

2.6 Розробка DFD-діаграми компонентів для обробки медичних зображень з фокусом на діагностику опіків

Для обробки медичних зображень, спеціально для діагностики опіків, розробка DFD-діаграми (діаграми потоків даних) є важливим етапом. Вона допомагає візуалізувати процеси обробки, визначити основні компоненти та їх взаємодію. Нижче описано основні етапи створення DFD-діаграми для цієї задачі:

1. Контекстна діаграма (Level 0 DFD) (рис.2.9). Контекстна діаграма показує систему обробки медичних зображень у загальних рисах, включаючи основні зовнішні сутності та їх взаємодію з системою.

Основні компоненти:

- Користувач (медичний працівник): Завантажує зображення та отримує результати діагностики.
- Система обробки зображень: Виконує всі необхідні процеси для аналізу та обробки зображень.
- База даних зображень: Зберігає оригінальні та оброблені зображення, а також результати діагностики.

Основні потоки даних:

- Завантаження зображень
- Отримання результатів обробки
- Збереження та доступ до зображень

2. DFD Рівень 1 (рис.2.10). На цьому рівні діаграма деталізується, показуючи внутрішні процеси системи обробки зображень.

Процеси:

1. Завантаження зображень: Медичний працівник завантажує зображення до системи.
2. Попередня обробка зображень: Процес включає корекцію контрастності, видалення шуму та нормалізацію зображень.
3. Аналіз зображень: Використання алгоритмів для виявлення та класифікації опіків.
4. Постобробка та візуалізація: Поліпшення результатів аналізу та підготовка зображень для перегляду.
5. Збереження результатів: Збереження оброблених зображень та результатів аналізу в базі даних.

Потоки даних:

- Зображення від користувача до системи
- Оброблені зображення до бази даних
- Результати аналізу до медичного працівника

3. DFD Рівень 2 (рис.2.11). Деталізація окремих процесів, наприклад, аналізу зображень.

Процес «Аналіз зображень» включає:

1. Виявлення контурів опіків: Використання алгоритмів для ідентифікації областей з опіками.
2. Класифікація типу та ступеня опіків: Застосування моделей машинного навчання для визначення типу та ступеня опіків.
3. Аналіз текстури та кольору: Додатковий аналіз для уточнення діагнозу.

Потоки даних:

- Результати виявлення контурів до класифікації
- Результати класифікації та аналізу текстури до постобробки

Користувач (медичний працівник) -> [Система обробки зображень] -> База даних зображень

Рисунок 2.9 –Контекстна діаграма (Level 0 DFD)

Джерело: побудовано автором

```

1. Завантаження зображень
-> 2. Попередня обробка зображень
-> 3. Аналіз зображень
    -> 4. Постобробка та візуалізація
    -> 5. Збереження результатів
  
```

Рисунок 2.10 – DFD Рівень 1

Джерело: побудовано автором

```

3.1 Виявлення контурів опіків
-> 3.2 Класифікація типу та ступеня опіків
    -> 3.3 Аналіз текстури та кольору
  
```

Рисунок 2.11 – DFD Рівень 2 для процесу «Аналіз зображень»

Джерело: побудовано автором

Схематичне відображення процесу обробки даних, реалізоване з використанням DFD-методології (рис. 2.12), демонструє ключові етапи роботи медичного спеціаліста. У ролі керівного механізму, медичний працівник представлений як основний блок, що здійснює ряд операцій: ініціює відкриття растрового файлу зображення; застосовує спеціалізовані методи обробки до зображення; відтворює та аналізує результати цих методів; оцінює кінцеву якість обробленого зображення. Як результат, отримується оптимізоване зображення, яке слугує основою для медичного діагностування [1].

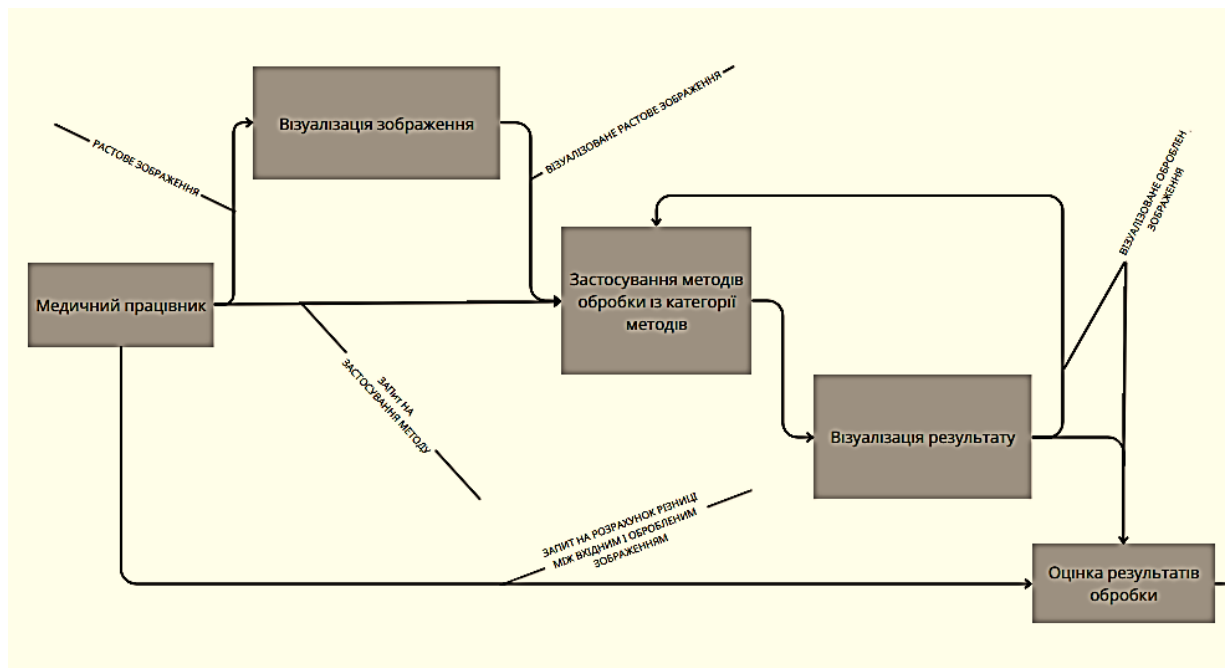


Рисунок 2.12 – DFD-діаграма потоку даних для обробки медичних зображень
Джерело: побудовано автором

2.7 Розробка інтерфейсу для обробки медичних зображень

Під час обробки медичних зображень, особливо при діагностуванні опіків, важливо розробити інтерфейс, який би забезпечував всебічну функціональність та розширені можливості редагування. Одночасно, слід уникати перевантаження користувача зайвими елементами управління, такими як меню, кнопки, графіка та текст. Основна ціль полягає у створенні інтуїтивно зрозумілого та ефективного графічного інтерфейсу (рис. 2.13).



Рисунок 2.13 – Мінімалістичний дизайн графічного інтерфейсу користувача

Джерело: побудовано автором

Для досягнення високої ефективності та зручності, графічний інтерфейс має бути розроблений з дотриманням принципів чіткості та інтуїтивності. Він повинен бути легким для освоєння, дозволяючи користувачам без зусиль навігувати серед його функцій, уникаючи складних меню та непотрібної ієрархії [2].

Ефективне використання екранного простору є ключовим, тому необхідно мінімізувати кількість зайвих елементів, графіки та тексту. Елементи інтерфейсу мають бути розміщені логічно та зручно, щоб користувачі могли швидко знаходити потрібні опції [15].

При створенні інтерфейсу слід враховувати специфіку цільової аудиторії. Для новачків інтерфейс може бути спрощений з додатковими поясненнями та підтримкою, тоді як для досвідчених користувачів можуть бути передбачені розширені функції та швидкий доступ до них [14].

Загалом, проектування графічного інтерфейсу має бути спрямоване на знаходження оптимального балансу між функціональністю та простотою використання, забезпечуючи необхідні інструменти без перевантаження користувача та забезпечуючи ефективну роботу з редактором [14].

2.8 Алгоритм аналізу біомедичних зображень

Виходячи з вимог, та на основі аналізу існуючих аналогів, була розроблена структура системи текстурного аналізу зображень, яка представлена на рисунку 2.14. Блок попереднього оброблення зображення використовується для модифікації характеристик зображення таким чином, щоб під час кількісного аналізу виділення необхідних об'єктів або фаз могло бути здійснено найбільш оптимальним чином.



Рисунок 2.14 – Послідовність аналізу зображень

Джерело: побудовано автором

Загальна структурна схема гібридної інтелектуальної системи аналізу біомедичних зображень наведена в додатку Б. Для попереднього оброблення зображень використовуються різні методи фільтрації, які можна умовно розділити на чотири групи:

1. Зміна яскравості і контрастності зображень - дані методи перетворення змінюють характеристики яскравості зображення, що відбивається на гістограмі яскравості. Це дозволяє покращити візуальне сприйняття та полегшує подальший аналіз.

2. Фільтри вирівнювання - забезпечують вирівнювання зображень з точки зору яскравості і кольору. Вони необхідні у випадках, коли є дефекти

освітлювальної системи або оптики мікроскопа, що призводить до нерівномірного фону зображень.

3. Фільтри згладжування - очищують зображення від шумів, що є важливим для покращення якості зображення та точності подальшого аналізу.

4. Фільтри деталізації - забезпечують перетворення границь, що може виражатися в підсиленні різкості, виділенні границь об'єктів (фаз) та деталізації об'єктів.

Для отримання кількісної інформації про об'єкти зображення необхідною умовою є їх виділення відносно фону або сторонніх елементів. Виділення та розпізнавання об'єктів зображення - найбільш критичний етап обробки зображення. Стандартні методи виділення об'єктів включають: виділення по яскравості; виділення за кольором; виділення по текстурних ознаках та ручне виділення.

Найбільш достовірною і точною методикою визначення параметрів є метод побудови узагальненої текстурної моделі об'єктів на зображенні. Структура підсистеми отримання досліджуваних параметрів зображена на рисунку 2.15.

Ці методи забезпечують комплексний підхід до аналізу біомедичних зображень, дозволяючи точно діагностувати та оцінювати стан пацієнтів, зокрема при діагностиці опіків.

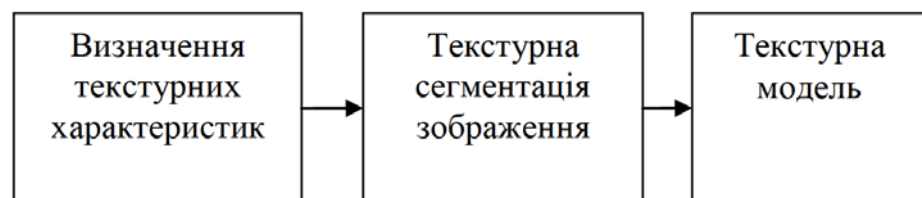


Рисунок 2.15 – Архітектура підсистеми виділення досліджуваних параметрів

Джерело: побудовано автором

Блок текстурної сегментації призначений для визначення окремих

областей на зображенні. У цьому блоці для визначення текстурних характеристик обчислюють набір текстурних ознак, які разом утворюють текстурну модель. На основі цієї текстурної моделі створюється поле текстурних ознак. Сегментація вхідного зображення здійснюється шляхом порогового розділення. Тільки після виділення необхідних об'єктів можливе їх подальше вимірювання.

Висновок до розділу 2

У другому розділі було: проведено важливість підготовки даних перед їх подачею в нейронну мережу, яку не можна недооцінювати, оскільки це безпосередньо впливає на якість навчання та точність прогнозів. Розробка прогнозної моделі вимагає ретельного вибору параметрів та архітектури, щоб забезпечити її здатність ефективно виконувати поставлені завдання. Архітектура мережі є фундаментом для глибинного навчання, і її оптимізація є ключовою для досягнення високої продуктивності. Використання конволюційних нейронних мереж (CNN) для аналізу медичних зображень показало свою ефективність, особливо у виявленні та класифікації опіків, завдяки їх здатності виявляти важливі особливості в зображеннях.

Окрім того, було створено концептуальну модель, що охоплює ключові функції та інтеракції користувачів з програмним інтерфейсом. Ця модель надає уявлення про загальну архітектуру редактора та визначає його основні елементи.

Додатково, було сконструйовано контекстну діаграму, яка відображає взаємодію редактора з його зовнішнім середовищем. Діаграма допомагає візуалізувати робочий контекст редактора та ідентифікувати зовнішні системи та учасників, які взаємодіють з ним.

Розбивка контекстної діаграми на частини виявила більш глибоку структуру редактора, виділивши окремі компоненти та підсистеми, що входять до його складу. Це забезпечує краще розуміння внутрішньої структури редактора та взаємозв'язків між його частинами.

3 РОЗРОБКА ТА ТЕСТУВАННЯ

3.1 Вибір мови програмування

Python є потужним інструментом для створення програмного забезпечення, призначеного для обробки медичних зображень, зокрема для діагностики опіків. Завдяки своїм численним перевагам, Python стає все більш популярним серед розробників у цій сфері.

Перш за все, Python відомий своїм простим і зрозумілим синтаксисом, що робить його легким для вивчення як для новачків, так і для досвідчених програмістів. Це дозволяє швидко розпочати розробку програмного забезпечення для обробки медичних зображень.

Багата екосистема Python включає в себе велику кількість сторонніх бібліотек і фреймворків, які значно полегшують обробку зображень. Наприклад, OpenCV, NumPy, SciPy, scikit-image та PyDICOM надають потужні інструменти для обробки, аналізу і візуалізації медичних зображень.

Швидкість розробки на Python забезпечується його вбудованими структурами даних і високорівневими функціями. Крім того, мова підтримує модульність і повторне використання коду, що сприяє ефективній розробці і підтримці проєктів.

Однією з важливих переваг Python є його платформна незалежність. Програмне забезпечення, написане на Python, може працювати на різних операційних системах, таких як Windows, macOS та різні дистрибутиви Linux, що робить його універсальним рішенням для обробки медичних зображень.

Python також може взаємодіяти з кодом, написаним на інших мовах програмування, таких як C++ чи Java, що дозволяє використовувати швидкість і ефективність низькорівневих мов разом з перевагами Python.

Завдяки потужним бібліотекам, таким як TensorFlow, PyTorch та scikit-learn, Python підтримує розробку алгоритмів машинного навчання та

штучного інтелекту. Це дозволяє застосовувати розширені методи обробки медичних зображень, такі як сегментація, класифікація і виявлення аномалій, що є надзвичайно корисним у діагностиці опіків.

Отже, Python є універсальним і потужним інструментом для розробки програмного забезпечення для обробки медичних зображень. Його простота, багата екосистема та підтримка спільноти розробників забезпечують зручність, продуктивність і можливість виконання складних завдань в області медичної діагностики.

3.2 Графічний інтерфейс

Розробка графічного інтерфейсу користувача (GUI) для програмного забезпечення, що обробляє медичні зображення, є важливим аспектом, оскільки це робить програму більш доступною та зручною для використання медичним персоналом. У Python існує декілька бібліотек, які значно полегшують створення GUI для таких програм. Розглянемо деякі з них:

1. Tkinter - є стандартною бібліотекою для створення GUI в Python. Вона проста у використанні і добре підходить для створення базових інтерфейсів. Завдяки Tkinter можна створити вікна, кнопки, меню, діалогові вікна та інші компоненти графічного інтерфейсу. Для обробки медичних зображень можна створювати окремі області для відображення зображень, області для введення даних і кнопки для запуску алгоритмів обробки.

2. PyQt/PySide - є обгортками для популярної бібліотеки Qt, яка дозволяє створювати потужні та гнучкі інтерфейси користувача. Ці бібліотеки підтримують багатоплатформену розробку і надають широкий набір віджетів та інструментів для створення складних інтерфейсів. Використовуючи PyQt або PySide, можна реалізувати інтерактивні візуалізації, інтегрувати графічні елементи для обробки зображень і створювати інтуїтивно зрозумілі інтерфейси для користувачів.

3. Kiv - є бібліотекою для створення мультисенсорних додатків з

графічним інтерфейсом, яка особливо підходить для мобільних пристроїв та планшетів. Вона підтримує різноманітні жести та мультитач, що може бути корисним для інтерактивної роботи з медичними зображеннями. Kivy надає можливість створювати адаптивні інтерфейси, які добре виглядають на різних пристроях.

4. wxPython - є бібліотекою, яка забезпечує доступ до графічного інтерфейсу на основі wxWidgets. Вона підтримує створення кросплатформених додатків з нативним виглядом і поведінкою. wxPython дозволяє створювати складні інтерфейси з багатьма елементами управління, що є корисним для програм, які потребують великої кількості налаштувань і інтерактивних елементів.

5. Dear PyGui - це новіша бібліотека для створення швидких і ефективних графічних інтерфейсів. Вона заснована на ImGui і надає можливість створювати інтерфейси з низьким рівнем затримки, що може бути важливим для обробки великих медичних зображень у реальному часі.

Інтеграція обробки медичних зображень у GUI

При створенні GUI для обробки медичних зображень, важливо інтегрувати бібліотеки обробки зображень, такі як OpenCV, scikit-image, або спеціалізовані бібліотеки, як-от pydicom, для роботи з DICOM-файлами. Це можна зробити за допомогою наступних підходів:

1. Використовувати елементи графічного інтерфейсу для відображення медичних зображень. Наприклад, у Tkinter можна використовувати Canvas або Label для відображення зображень, завантажених за допомогою OpenCV.

2. Створення інструментів для взаємодії з зображеннями, такі як масштабування, панорування, вимірювання і розмітка. Це може бути реалізовано за допомогою подій миші і клавіатури.

3. Інтеграція алгоритмів обробки та аналізу зображень у кнопки або меню графічного інтерфейсу. Наприклад, можна створити кнопки для запуску алгоритмів сегментації, фільтрації або виявлення аномалій.

4. Відображення результатів обробки зображень безпосередньо у графічному інтерфейсі. Це може включати накладання результатів на оригінальні зображення або відображення графіків та інших візуальних даних.

Загалом, розробка графічного інтерфейсу для обробки медичних зображень у Python є важливою складовою створення зручного та ефективного програмного забезпечення, яке може значно спростити роботу медичного персоналу та покращити якість діагностики.

Для проведення дослідження діагностики медичних зображень, зокрема з акцентом на опіки було розроблено інтерфейс Dicom Viewer (рис.3.1).

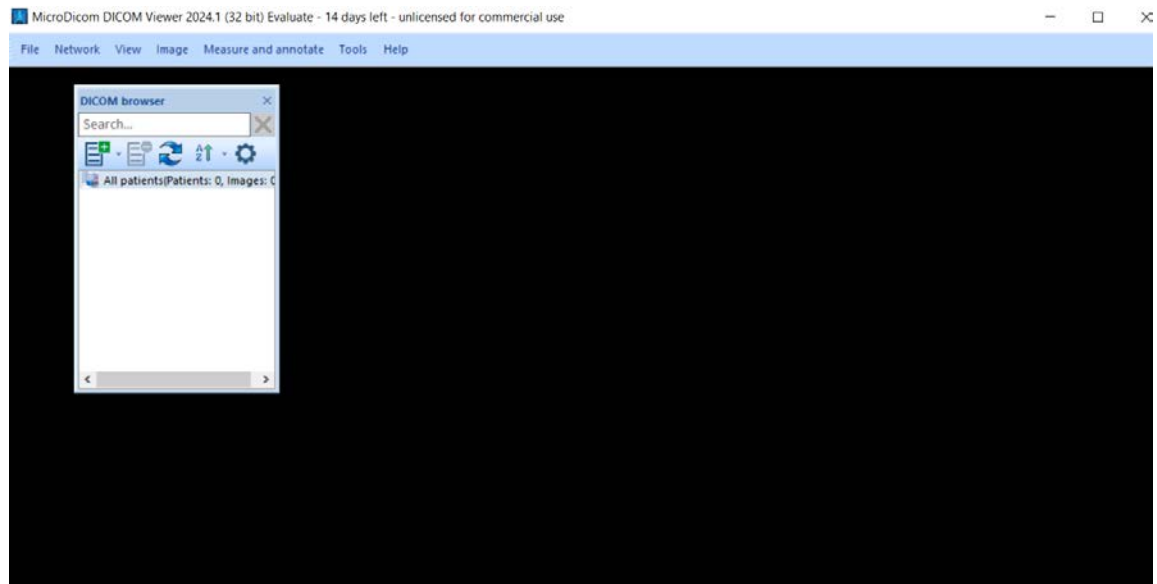


Рисунок 3.1. – Головне вікно

Він включає в себе чотири початкові клавiші, котрі зустрічають користувача, а саме: «Open Image», «Create Animation», «Convert», «Quit» (рис.3.2).

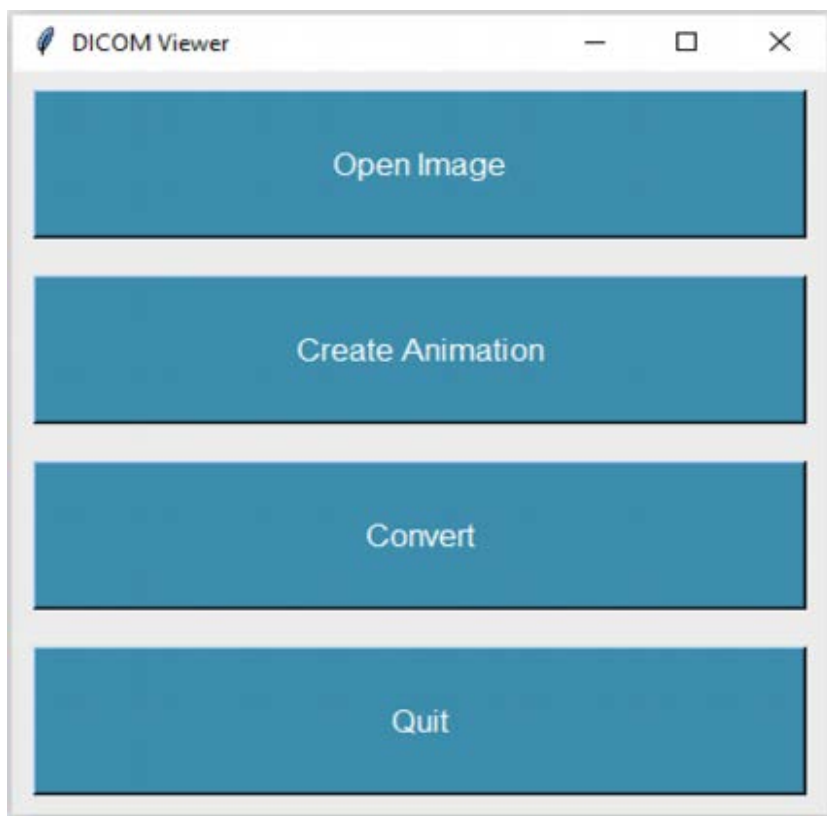


Рисунок 3.2. – Меню Dicom Viewer

Кожна з цих клавiш виконує певнi функцiї та вiдкриває iншi елементи iнтерфейсу, забезпечуючи iнтуїтивно зрозумiлий доступ до основних можливостей програми. Далi представлено короткий опис функцiоналу кожної з цих клавiш:

1. Open Image - дозволяє користувачу вiдкрити медичне зображення для подальшої обробки. При натисканнi на неї вiдкривається дiалогове вiкно для вибору файлу. Пiсля завантаження зображення воно вiдображається у головному вiкнi програми, а користувач отримує доступ до iнструментiв для обробки та аналізу.

2. Create Animation - ця функцiя дозволяє створювати анімацiї з набору медичних зображень. При натисканнi на кнопку вiдкривається iнтерфейс для вибору серiї зображень або вiдео. Користувач може налаштувати параметри анімацiї, такi як швидкiсть, порядок вiдображення кадрiв та iншi опцiї. Пiсля цього створена анімацiя вiдображається у вiкнi програми.

3. Convert – кнопка призначена для конвертації медичних зображень між різними форматами. Наприклад, можна перетворити DICOM-файл у стандартні графічні формати, такі як PNG, JPEG або TIFF. При натисканні на кнопку відкривається інтерфейс для вибору вихідного файлу та налаштування параметрів конвертації, після чого файл зберігається у вибраному форматі.

4. Quit - завершує роботу програми. При натисканні на неї користувачу може бути запропоновано зберегти поточні зміни або підтвердити вихід з програми. Після підтвердження програма закривається.

Далі представлено фрагмент коду реалізації на Python з використанням бібліотеки Tkinter.

```
import tkinter as tk
from tkinter import filedialog, messagebox

def open_image():
    file_path = filedialog.askopenfilename(title="Open Image",
filetypes=[("DICOM Files", "*.dcm"), ("All Files", "*.*)])
    if file_path:
        # Додати код для завантаження і відображення зображення
        print(f"Відкрито файл: {file_path}")

def create_animation():
    # Додати код для створення анімації з набору зображень
    print("Створення анімації")
```

Даний фрагмент коду, показує базову структуру графічного інтерфейсу на Tkinter з чотирма кнопками, кожна з яких виконує свою функцію. Кожна кнопка викликає відповідну функцію для виконання дій, таких як відкриття зображення, створення анімації, конвертація файлів та завершення роботи програми.

Для початку роботи із зображенням користувачеві потрібно вибрати

відповідний пункт і натиснути на кнопку. Наприклад, якщо необхідно обробити зображення, слід натиснути «Open Image». Після цього відкриється меню вибору файлів формату DCM (рис. 3.3).

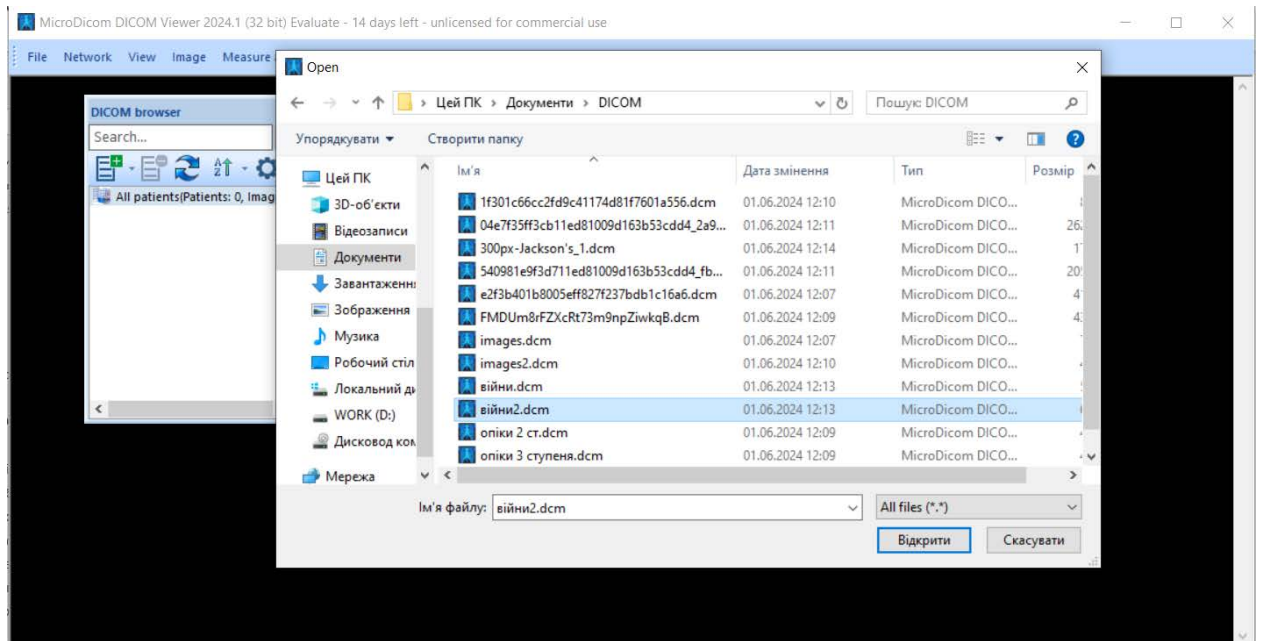


Рисунок 3.3 – Меню вибору зображення

На зображенні представлено меню вибору файлу, що дозволяє користувачеві відкрити медичні зображення у форматі DICOM. Це меню з'являється після натискання кнопки «Open Image», де користувач може вибрати потрібний файл для подальшої обробки або перегляду.

3.3 Функціонал

Створення DICOM Viewer з функцією виділення області опіку на основі певних характеристик вимагає кілька кроків, включаючи завантаження DICOM-зображення, обробку зображення для виявлення області опіку, а також створення графічного інтерфейсу для взаємодії з користувачем.

Для реалізації такого функціоналу можна використовувати бібліотеки `pydicom`, `opencv`, та `tkinter`. У наступному фрагменті коду було створено простий DICOM Viewer, який зможе завантажувати DICOM-файли, виявляти

області опіків на основі порогових значень і відображати результат.

```
import tkinter as tk
from tkinter import filedialog, messagebox
from tkinter import Canvas
import pydicom
import numpy as np
import cv2
from PIL import Image, ImageTk

class DicomViewer(tk.Tk):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.title("DICOM Viewer")

        self.open_button = tk.Button(self, text="Open Image",
command=self.open_image)
        self.open_button.pack(pady=10)

        self.canvas = Canvas(self, width=512, height=512)
        self.canvas.pack()

        self.dcm_image = None
        self.processed_image = None

    def open_image(self):
        file_path = filedialog.askopenfilename(title="Open Image",
filetypes=[("DICOM Files", "*.dcm"), ("All Files", "*.*")])
        if file_path:
            self.load_dicom(file_path)

    def load_dicom(self, file_path):
        dataset = pydicom.dcmread(file_path)
        image = dataset.pixel_array

        # Normalize the image to 8-bit
        image = cv2.normalize(image, None, 0, 255,
cv2.NORM_MINMAX).astype(np.uint8)

        self.dcm_image = image
        self.display_image(image)
        self.detect_burn_area(image)
```

Опис коду

1. Імпорт бібліотек. Імпортуються необхідні бібліотеки tkinter, pydicom, numpy, opencv та PIL.
2. Клас DicomViewer. Створюється клас для графічного інтерфейсу,

який включає функції для завантаження, відображення та обробки зображень.

3. Завантаження DICOM-файлів. Метод `open_image` відкриває діалогове вікно для вибору DICOM-файлу.

4. Обробка зображення. Метод `detect_burn_area` виконує просте порогове значення для виявлення областей опіків та відображає контури на зображенні.

5. Відображення зображення. Метод `display_image` відображає зображення на канвасі.

На рис. 3.4, представлено руку з опіком, першого або другого ступеня, із почервонінням та набряком на шкірі. Вимірювання на зображенні відзначені двома жовтими лініями з довжинами в пікселях: одна довжиною 67.82 px, а інша - 70.53 px. Дане вимірювання вказує на розмір пошкодженої ділянки.



Рисунок 3.4 – Опік на тильній стороні руки з вимірюваннями ураженої ділянки

На зображенні (3.5) видно передпліччя з великим опіком, що характеризується почервонінням і можливим набряком. Виконані вимірювання відзначені жовтими лініями з довжинами в пікселях: одна довжиною 162.61 px, а інша - 210.66 px.

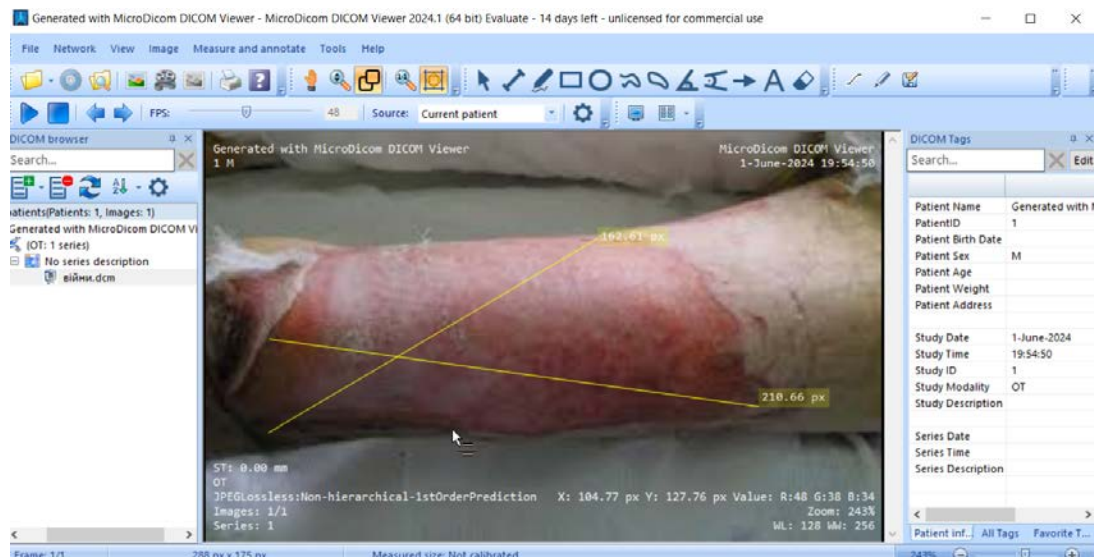


Рисунок 3.5 – Вимірювання площі опіку на передпліччі

На даному рисунку видно опік шкіри за ознаками: виражене почервоніння, що вказує на запалення та пошкодження тканини; набряк, що супроводжується болем та уражена ділянка має неправильні краї, що свідчить про нерівномірний опік.



Рисунок 3.6 – Тепловізійне зображення опіку з вимірюванням ураженої ділянки

На зображенні видно ділянки уражень, які є результатом опіків. Чітко виділено межі двох ділянок, що вимірюються у пікселях:

- Перша ділянка ураження (зліва) має розмір 62.73 пікселя.
- Друга ділянка ураження (праворуч) має розмір 73.93 пікселя.

Ці ділянки обведені жовтою лінією. Межі уражень мають нерівну форму, що характерно для опіків. Одна частина ураження розташована нижче інша і відокремлена більш здоровою тканиною. Загальний стан шкіри в цих областях виглядає пошкодженим, можливо, є набряк та некроз тканин.

3.4 Оцінка якості зображення DICOM Viewer для можливості діагностики опіків

У рамках даного дослідження була проведена оцінка якості зображення DICOM Viewer для можливості діагностики опіків. Було враховано кілька ключових аспектів, які визначають ефективність програмного забезпечення для даних цілей.

- ✓ Просторовий та контрастний дозвіл. Дослідження показало, що для діагностики опіків необхідний високий просторовий та контрастний дозвіл. Це дозволяє чітко візуалізувати різні шари шкіри, межі опіку та його глибину.
- ✓ Рівень сірих та кольорова палітра. Аналіз використання різних палітр для зображення показав, що відповідні кольорові схеми можуть значно покращити візуалізацію уражень.
- ✓ Можливості збільшення та масштабу. Оцінка функцій збільшення та масштабу виявила їх критичне значення для детального огляду уражень.
- ✓ Функції анотацій та вимірювань. Інструменти для анотацій та вимірювань виявилися важливими для точного визначення розмірів та меж уражених ділянок.
- ✓ Сумісність з різними форматами. Програмне забезпечення повинно підтримувати стандартні формати DICOM і мати можливість працювати з іншими медичними зображеннями (наприклад, знімки з КТ, МРТ).
- ✓ Інтерфейс користувача. Зручність та інтуїтивність інтерфейсу

користувача були оцінені як важливі для ефективного використання DICOM Viewer.

✓ Технічна підтримка та оновлення. Наявність технічної підтримки та регулярних оновлень забезпечує актуальність та ефективність використання програмного забезпечення.

Отже, оцінка якості зображення у DICOM Viewer для діагностики опіків виявилася комплексною та враховувала всі зазначені аспекти. Це дозволило забезпечити точну та ефективну діагностику, що є критично важливим для подальшого лікування пацієнтів з опіками.

Висновок до розділу 3

Розділ три демонструє розроблене програмне забезпечення у дії, описує функціонал. Також було взято до уваги та досліджено необхідну для розробки бібліотеку `pydicom`.

Програмне забезпечення включає наступні основні функції:

1. Користувач може легко завантажити медичні зображення у форматі DICOM, після чого зображення автоматично відображаються в інтерфейсі програми.

2. Програма дозволяє користувачам робити анотації на зображеннях, виділяти певні ділянки для детальнішого аналізу та вимірювати відстані та площі уражених ділянок.

3. Всі зроблені вимірювання та анотації можуть бути збережені для подальшого аналізу або документування. Це дозволяє лікарям та дослідникам мати повний доступ до історії пацієнта та змін у стані його здоров'я.

4. Програмне забезпечення розроблено таким чином, щоб його можна було інтегрувати з іншими медичними системами, такими як електронні медичні картки (EMR) або системи зберігання та передачі зображень (PACS).

Бібліотека `pydicom` забезпечує необхідний інструментарій для роботи з

DICOM-файлами, включаючи завантаження, збереження, маніпулювання даними та їх відображення.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було здійснено розробку веб-системи для аналізу медичних зображень, що включає інтеграцію сучасних методів глибинного навчання та детальну роботу з форматом DICOM. Основні висновки можна сформулювати наступним чином:

1. На початку роботи було підтверджено актуальність розробки ПЗ для аналізу медичних зображень, зокрема для діагностики та моніторингу опікових уражень. Проблема, яку вирішує дана система, є вкрай важливою для медичної спільноти.

2. Було чітко сформульовано основні завдання та мету створення системи, включаючи розробку інтерфейсу користувача, інтеграцію методів глибинного навчання для аналізу зображень та забезпечення зручного доступу до медичних даних.

3. Було проведено детальний аналіз існуючих систем обробки медичних зображень, таких як Dicom library, Dicom Viewer та 3D Slicer. На основі цього аналізу було визначено сильні та слабкі сторони кожної системи, що дозволило сформулювати оптимальні вимоги до нової розробки.

4. У другому розділі роботи розглянуто основні етапи та методи обробки зображень, зокрема підготовка даних для нейронних мереж, побудова прогностичних моделей та застосування глибинного навчання для діагностики опіків на базі CNN. Розроблено концептуальну модель обробки медичних зображень та DFD-діаграму компонентів. Було розглянуто алгоритми та проведена програмна реалізація роботи з зображеннями отриманими і збереженими у форматі DICOM. Мовою реалізації алгоритмів обрано Python.

5. У третьому розділі було детально описано процес вибору мови програмування, розробки графічного інтерфейсу та функціоналу системи. Також було продемонстровано програмне забезпечення в дії, описано його функціональні можливості та проведено тестування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Білінський, Й. Й. Методи та система оброблення слабоконтрастних зображень для оцінювання показників мікрокапілярів кінцівок людини : монографія. Й. Й. Білінський, П. М. Ратушний. Вінниця : ВНТУ, 2012. 122 с.
2. Візуалізація та обробка медичних зображень формату DICOM засобами Python. Б.О. Решетило, В.В. Лотиш, О.К. Яковенко. Міжвузівський збірник «Наукові нотатки». Луцьк, 2021, №72. С. 63-73.
3. Галаган Р.М., Андреєв С.М., Петрик В.Ф., Баженов В.Г., Лисенко Ю.Ю. Виявлення дефектів бетонних конструкцій на основі аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Том 34 (73), № 2. с. 138-144.
4. Конспект лекцій з вивчення дисципліни «Обробка біомедичних зображень та реконструкція об'єктів» для студентів спеціальності 163 - Біомедична інженерія освітня програма Інтелектуальні штучні імпланти та медичні апарати в біоінженерії / Уклад. Л.Г. Коваль. – Вінниця : ВНТУ, 2020. 59 с.
5. Лавер В.О., Левчук О.М. Обробка зображень: навч.-метод. посіб. В.О. Лавер, О.М. Левчук. Ужгород: вид-во ПП «АУТДОР - ШАРК», 2021. 51с.
6. Мельник В. М., Муляр Н. В. Автоматична сегментація напівтонових зображень методом ЦДОВ. Science and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences. 2018. Vol. 19, Issue 171. С. 43–46.
7. Муравйов О. В. Автоматизація методу термографічної діагностики патологій організму людини. О. В. Муравйов, В. Ф. Петрик, Ю. Ю. Лисенко, Г. А. Богдан, А. В. Наконечная. Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. 2022. №1. С. 47-53.
8. Опіки. Класифікація, клініка. Перша допомога при різних видах опіку. Ураження світловим випромінюванням ядерного вибуху. Опіки, викликані запалювальними сумішами : метод. вказ. до практ. занять та самост. роботи

студентів 3-го курсу II та IV мед. фак-тів з дисципліни «Загальна хірургія» .упоряд. В. О. Сипливий, В. В. Доценко, Г. Д. Петренко та ін. Харків : ХНМУ, 2020. 20 с.

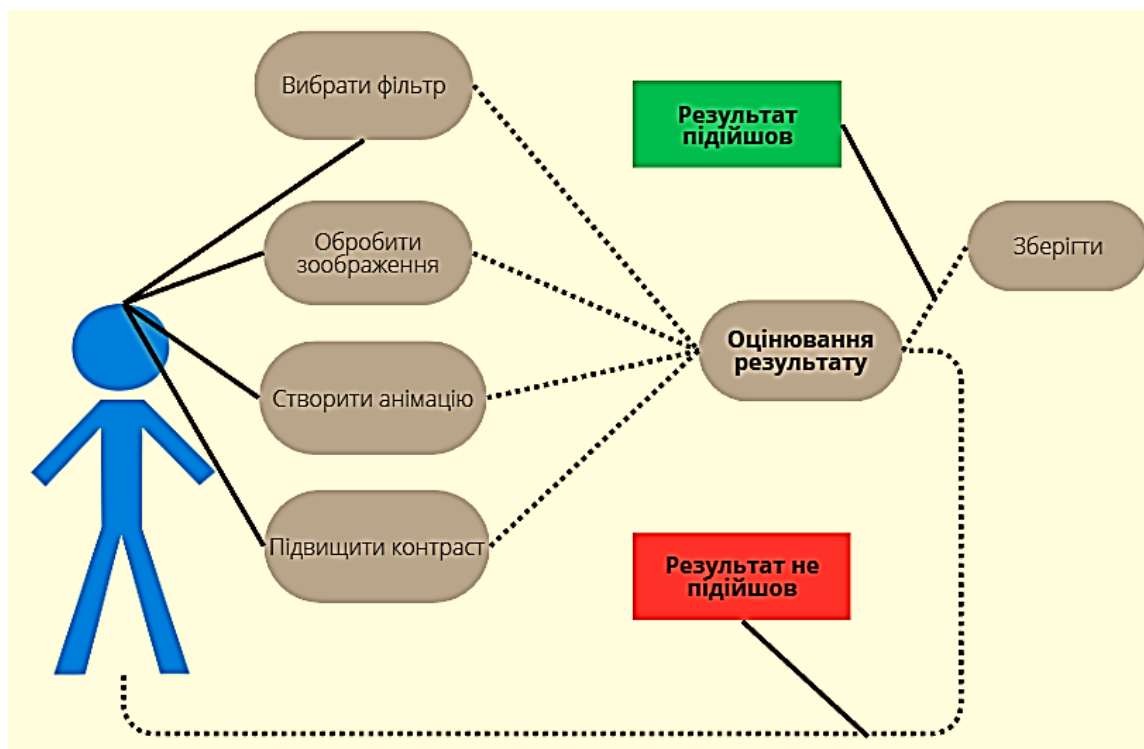
9. Стандарт DICOM URL: <http://dicom.nema.org> (дата звернення: 18.05.2024)
10. Сторожик Д. В. Комплексування зображень, як спосіб покращення якості бінарної сегментації. Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов. XV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень у приладобудуванні», 10-11 грудня. Київ, Україна. 2019. С. 290-293.
11. Сторожик Д. В. Комплексування мультиспектральних зображень, як метод підвищення їх інформативності при бінарній сегментації. Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов, А. Г. Протасов, В. Г. Баженов, Г. А. Богдан. Наукові вісті КПП. 2020. № 2. С. 82-87.
12. Янковська Д. О. Програмні засоби обробки медичних зображень : пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія / Д.О. Янковська ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2019. – 70 с.
13. A Simple Guide to the Versions of the Inception Network. URL: <https://towardsdatascience.com/a-simple-guide-to-the-versions-of-the-inception-network-7fc52b863202> (дата звернення: 20.05.2024)
14. Computer-Assisted Diagnostics for Burns | ISAC. URL: <https://ki.se/en/gph/computer-assisted-diagnostics-for-burns-isac> (дата звернення: 20.05.2024)
15. Geron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. 2017 574 с
16. Haskins G., Kruger U., Yan P. Deep learning in medical image registration: a survey. *Machine Vision and Applications*. 2020. Vol. 31, Issue 8. P.1–49 URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00138-020-01060-x> (дата звернення:

15.05.2024).

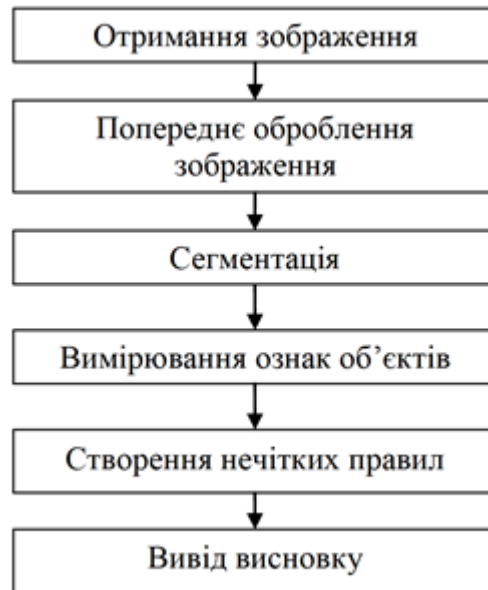
17. Kowsari K., Sali R., Ehsan L., Adorno W., Ali A., Seen Moore, Amadi B., Kelly P., Syed S., Brown D. HMIC: Hierarchical Medical Image Classification, A Deep Learning Approach. Information. 2020. Vol. 11, № 6. P. 318. URL: <https://www.mdpi.com/2078-2489/11/6/318> (дата звернення: 19.05.2024)
18. Lakhno, V. (2016). Creation of the adaptive cyber threat detection system on the basis of fuzzy feature clustering. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2(9(80)), 18–25. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2016.66015>
19. Singh S.P., Wang L., Gupta S., Goli H., Padmanabhan P., Gulyas B. 3D Deep Learning on Medical Images: A Review. Journal «Sensors». 2020. Vol. 20, № 18. P. 5097. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/18/5097> (дата звернення: 19.05.2024).
20. Sharma H., Sethia J., Bansal P., Gupta S. Feature Extraction and Classification of Chest X-Ray Images Using CNN to Detect Pneumonia. 2020 In: *Proceedings of the 10th international conference on cloud computing, data science & engineering(confluence)*. P. 227–231. URL: https://www.researchgate.net/publication/340552281_Feature_Extraction_and_Classification_of_Chest_X-Ray_Images_Using_CNN_to_Detect_Pneumonia (дата звернення: 15.04.2024)
21. Shukla N. Machine Learning with TensorFlow. 2018 272 с.
22. Ravishankar C. Image Processing and Acquisition using Python / C. Ravishankar, P. Sridevi., 2020. – 451 с
23. Wang S.H., Phillips P., Sui Y., Bin L., Yang M., Cheng H. Classification of Alzheimer's Disease Based on Eight-Layer Convolutional Neural Network with Leaky Rectified Linear Unit and Max Pooling. Journal of Medical Systems. 2018 Vol. 42, № 85. URL: <https://doi.org/10.1007/s10916-018-0932-7> (дата звернення: 19.05.2024)
24. Yakovenko O., Khanin O., Lotysh V., Clinical features of severe covid-19 with lethal outcome in volyn region residents. Ukr. Pulmonol. J. 2021; 2: 16–24.

ДОДАТКИ

Додаток А
UML-діаграма

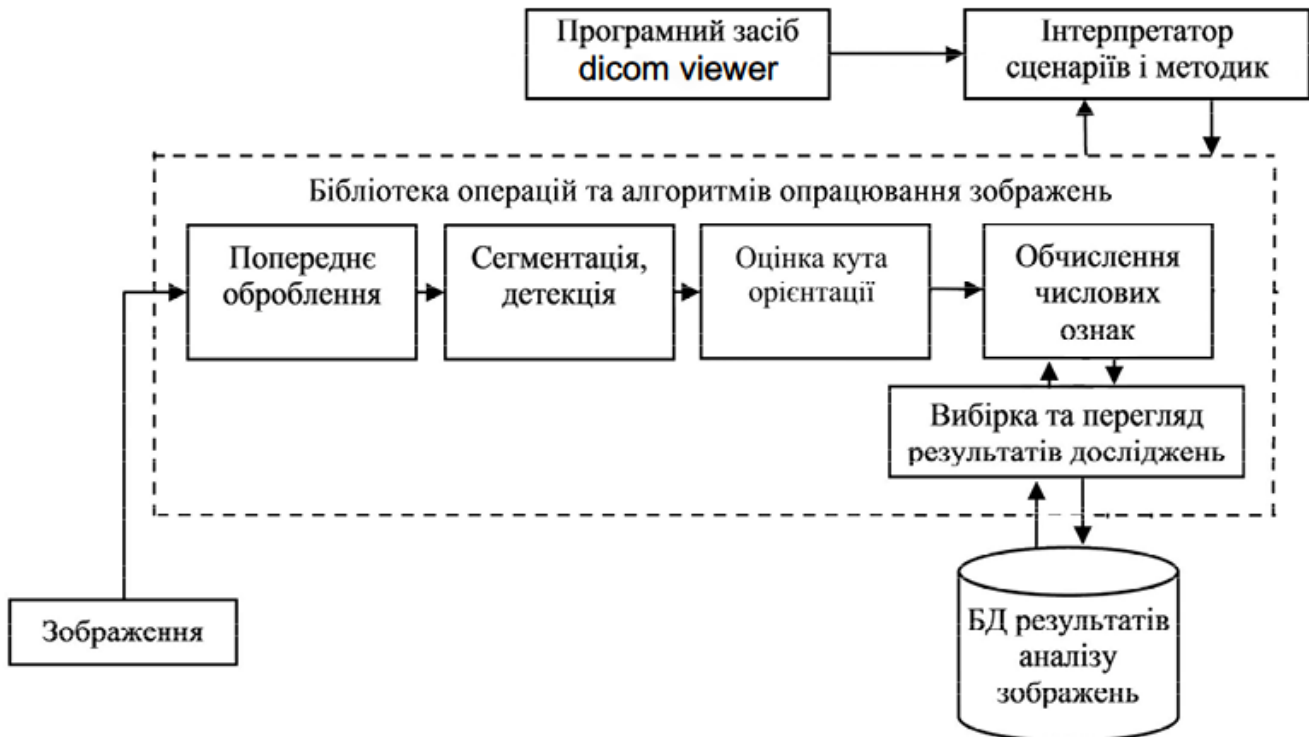


Додаток Б
Блок-схема послідовності аналізу зображень



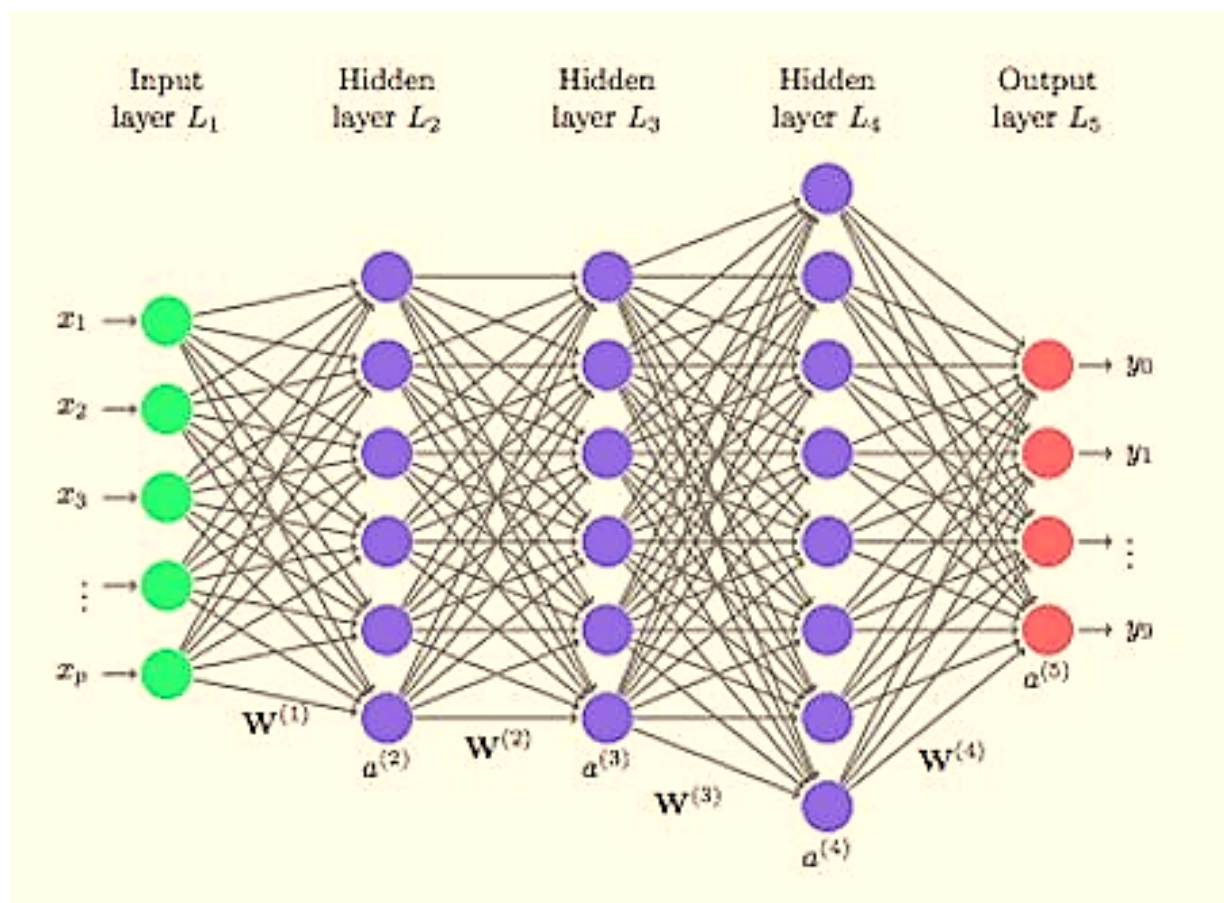
Додаток В

Алгоритм структурної системи аналізу біомедичних зображень



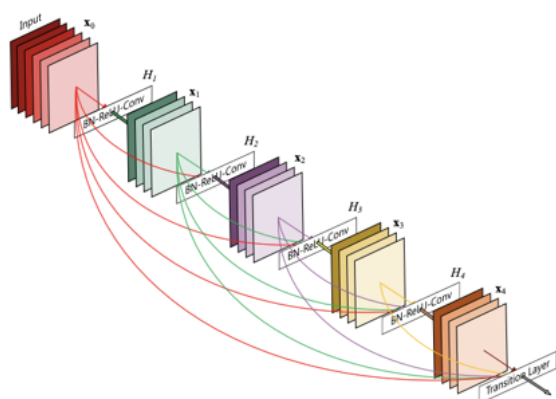
Додаток В

Схематичне зображення моделі глибокого навчання



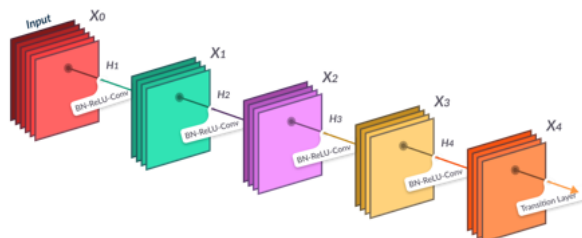
Додаток Г

Зображення роботи архітектури DenseNet



DenseNet Structure

$$a^{[l]} = g([a^{[0]}, a^{[1]}, a^{[2]}, \dots, a^{[l-1]}])$$

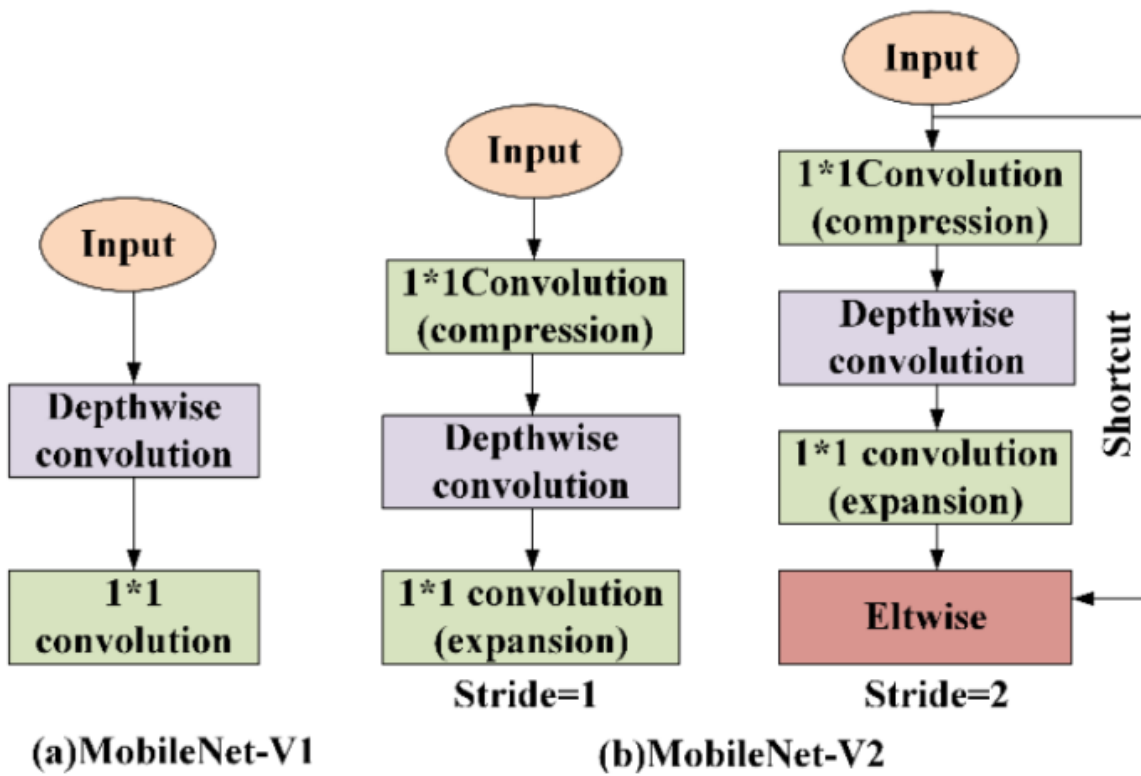


ResNet Structure

$$a^{[l]} = g(z^{[l+1]} + a^{[l]})$$

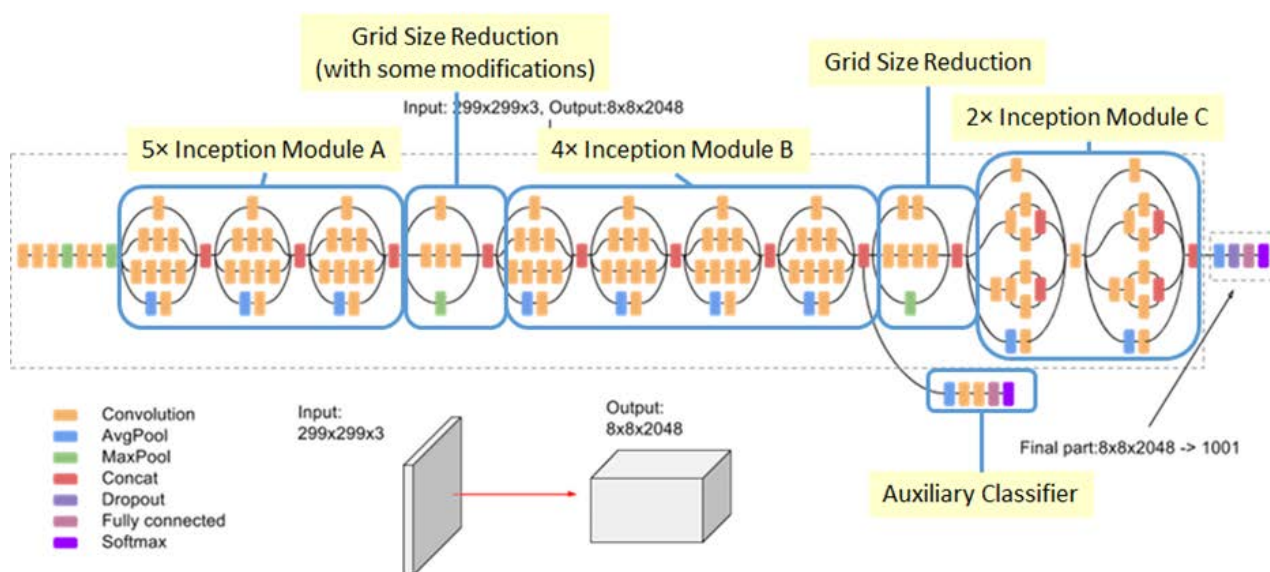
Додаток Д

Архітектура MobileNetV1 та MobileNetV2



Додаток Е

Модель InceptionNet



Додаток Ж
(обов'язковий)
ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ НА ПЛАГІАТ
БАКАЛАВРСЬКОЇ ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ

Назва роботи: «Система для оброблення та аналізу якості біомедичних зображень»

Тип роботи: бакалаврська дипломна робота

Підрозділ: кафедра БМІОЕС

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

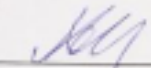
Показники звіту подібності:

Unicheck	
Оригінальність	96.51%
Схожість	3.49%

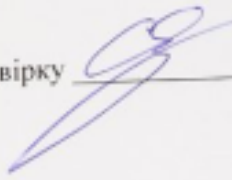
Аналіз звіту подібності (відмітити потрібне):

- ☐ 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 самостійності її автора. Роботу направити на доопрацювання.
- ☐ 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.

Заявляю, що ознайомлений з повним звітом подібності, який був згенерований системою щодо роботи

Автор  Шершун А.В.
(підпис)

Опис прийнятого рішення Робота допускається до захисту

Особа, відповідальна за перевірку  Тужанський С.С.
(підпис)