

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

Патра Володмир Миколайович

**«Алгоритми виділення та опису структурних
мікрооб'єктів біомедичних зображень / Algorithm for
selection and description of structural elements on
biomedical images»**

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

Виконав студент групи КІм-21
В.М. Патра

Науковий керівник:
к.т.н., доц. Ю.М. Батько

Кваліфікаційну роботу допущено
до захисту:

" ____ " _____ 20____ р.

Завідувач кафедри
_____Л. О. Дубчак

Тернопіль – 2024

АНОТАЦІЯ

Патра В.М. Алгоритми виділення та опису структурних мікрооб'єктів біомедичних зображень. – Рукопис.

Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня «магістр» за спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія», освітньо-професійна програма. Західноукраїнський національний університет, Тернопіль, 2024.

Робота написана обсягом 87 сторінка і містить 14 ілюстрацій, 1 таблицю, 2 додатків та 50 джерел за переліком посилань. Метою роботи є розробка алгоритму виділення та опису структурних мікрооб'єктів біомедичних зображень.

Методи досліджень. Для розв'язання поставлених задач у кваліфікаційній роботі використано методи: попередньої обробки цифрових зображень (для оцінки та обчислення параметрів біомедичних зображень); алгоритми комп'ютерного зору (для виділення мікрооб'єктів); об'єктно-орієнтованого програмування (для програмної реалізації запропонованої структури програмної системи).

Результати дослідження: алгоритм виділення та опису мікрооб'єктів на цифрових зображеннях, програмний додаток автоматизованої обробки біомедичних зображень.

Результати роботи можуть бути використані в створенні складних систем обробки, опису та синтезу цифрових зображень, медичних системах, системах діагностики тощо.

Орієнтовні напрямки розвитку досліджень: розроблення алгоритмів сегментації менш чутливих до зовнішніх шумів, створення нових програмних засобів та моделей для навчання.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: БІОМЕДИЧНІ ЗОБРАЖЕННЯ, СЕГМЕНТАЦІЯ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, СИСТЕМИ ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ.

ANNOTATION

Patra V.M. Algorithms for the selection and description of structural microobjects in biomedical images. - Manuscript.

Qualification work for obtaining the educational degree "Master" in specialty 123 "Computer Engineering", educational and professional program. West Ukrainian National University, Ternopil, 2024.

The work is 87 pages long and contains 14 illustrations, 1 tables, 2 applications and 50 sources for references. The aim is to develop an algorithm for the selection and description of structural microobjects of biomedical images.

Research methods. To solve the tasks set in the qualification work, the following methods were used: pre-processing of digital images (for evaluating and calculating the parameters of biomedical images); computer vision algorithms (for selecting microobjects); object-oriented programming (for software implementation of the proposed structure of the software system).

Research results: an algorithm for selecting and describing microobjects in digital images, a software application for automated processing of biomedical images.

The results of the work can be used in the creation of complex systems for processing, describing and synthesizing digital images, medical systems, diagnostic systems, etc.

The main directions of research development are: development of segmentation algorithms less sensitive to external noise, creation of new software tools and models for training.

KEYWORDS: BIOMEDICAL IMAGES, SEGMENTATION, COMPUTER VISION, DIGITAL IMAGE PROCESSING SYSTEMS..

ЗМІСТ

Вступ.....	5
1 Технології отримання та аналізу цифрових біомедичних зображень	8
1.1 Цифрові кольорові біомедичні зображення зображення.....	8
1.2 Основні визначення та поняття комп'ютерного зору.....	19
1.3 Програмні засоби обробки біомедичних зображень.....	21
1.4 Постановка задач дослідження.....	27
1.5 Висновки до розділу	28
2 Методи та алгоритми обробки біомедичних зображень.....	29
2.1 Алгоритми виділення мікрооб'єктів на біомедичних зображеннях.....	29
2.2 Архітектури штучних нейронних мереж.....	37
2.3 Алгоритм виділення мікрооб'єктів на біомедичному зображенні	46
2.4 Висновки до розділу	48
3 Програма автоматизованого аналізу та опису біомедичних зображень	49
3.1 Архітектура та користувацький інтерфейс програмної системи	49
3.2 Програмні функції обробки біомедичних зображень	60
3.3 Тестування та аналіз реалізованого програмного модуля	65
3.4 Висновки до розділу	70
Висновки	71
Список використаної літератури	72
Додаток А Лістинг головного класу програми аналізу біомедичних зображень	Помилка! Закладку не визначено.
Додаток Б Світлокопії виданих публікацій ..	Помилка! Закладку не визначено.

ВСТУП

Актуальність роботи. Сучасні технології відіграють вирішальну роль у розвитку медичної науки та практики. Однією з таких технологій, яка значно змінила підходи до діагностики, лікування та наукових досліджень, є використання цифрових зображень. Ці зображення, що отримуються за допомогою рентгенівських апаратів, комп'ютерних та магнітно-резонансних томографів, ультразвукових сканерів та інших методів візуалізації, дозволяють медичним працівникам і дослідникам отримувати точні, детальні та доступні для подальшої обробки дані.

Цифрові зображення в медицині мають ряд переваг. Вони дозволяють отримувати високу роздільну здатність, що дає змогу детально розглядати органи та тканини пацієнта. Це особливо важливо в дослідженнях, де кожна деталь може мати вирішальне значення для виявлення патології. Крім того, цифрові зображення легко зберігаються, що дозволяє лікарям і дослідникам зберігати історію стану пацієнта та порівнювати дані з різних етапів лікування або розвитку захворювання. Завдяки цифровим технологіям можна швидко передавати зображення через комп'ютерні системи, що полегшує консультації та співпрацю між медичними установами, а також прискорює прийняття рішень.

Важливим аспектом є використання цифрових зображень для наукових досліджень. Вони дозволяють виявляти захворювання на ранніх стадіях, коли симптоми ще не проявляються або не є достатньо виразними для традиційних методів діагностики. Це дозволяє проводити ранню діагностику таких захворювань, як рак, серцево-судинні хвороби, нейродегенеративні розлади та багато інших, що значно підвищує ймовірність успішного лікування. Цифрові зображення також дають змогу оцінювати ефективність лікування в реальному часі. Вони використовуються для моніторингу змін в стані пацієнта в процесі терапії, що дозволяє лікарям коригувати лікування залежно від отриманих результатів.

Одним з основних недоліків використання цифрових зображень в медицині є висока вартість апаратури, необхідної для отримання високоякісних зображень, а також витрати на утримання та оновлення технологій. Це може створювати труднощі для медичних установ, особливо в умовах обмежених ресурсів. Отже необхідно розробити та впроваджувати технології які б дозволяли отримувати високоякісні зображення з використанням простих апаратних засобів, або програмних систем які дозволяли б отримувати ознаки не пімідні при відуальному аналізу. Тому задача розробки та дослідження алгоритму опису структурних мікрооб'єктів біомедичних зображень є актуальною.

Метою роботи є розробка алгоритму виділення та опису структурних мікрооб'єктів біомедичних зображень.

Для досягнення даної мети ставились наступні завдання:

- проаналізувати технології створення провести класифікацію біомедичних цифрових зображень;
- дослідити методи та алгоритми комп'ютерного зору;
- провести аналітичний огляд систем обробки біомедичних зображень;
- проаналізувати алгоритми розпізнавання цифрових зображень;
- розробити алгоритм виділення характерних ознак елементів біомедичних зображень;
- реалізувати програмний засіб обробки та опису біомедичних зображень, провести його тестування та порівняння з аналогами.

Об'єкт дослідження – процес обробки біомедичних цифрових зображень.

Предмет дослідження – методи і алгоритми розпізнавання кольорових біомедичних зображень.

Наукова новизна одержаних результатів визначається наступним чином:

- здійснено аналітичне дослідження та класифікацію структурних елементів біомедичних зображень на основі огляду їх характеристичних ознак, що сформувати множину максимально інформативних ознак мікрооб'єктів на біомедичних зображеннях;

- розроблено алгоритм виділення та опису мікрооб'єктів на біомедичних зображеннях на основі обчислення їх характеристичних ознак, що дозволило розробити структуру програмної системи аналізу біомедичних зображень.

Практична цінність одержаних результатів полягає в тому, що:

- запропоновано основні принципи подоводи внутрішньої архітектури програмної системи обробки біомедичних зображень на основі модульного та об'єктно-орієнтованого підходів, що дозволило здійснити програмну реалізацію систему автоматизованого опрацювання біомедичних зображень;

- здійснено програмну реалізацію системи автоматизованої обробки біомедичних зображень на основі нових алгоритмів та внутрішньої архітектури, що дозволило провести її тестування та порівняння отриманих результатів з системами аналогічного типу.

Публікації та апробація до випускної кваліфікаційної роботи. За результатами наукових досліджень, проведених у випускній кваліфікаційній роботі, підготовлено тези доповіді «Аналіз алгоритмів сегментації цифрових зображень» обсягом 2 сторінки на X Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених і студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі», а також «Алгоритм обробки та аналізу біомедичного зображення» обсягом 2 сторінки на X Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених і студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі».

В першому розділі досліджено та проведено класифікацію основних форматів та типів біомедичних зображень, виділено їх основні характеристики. Проведено аналіз технологій комп'ютерного зору та можливість їх використання в медичній галузі.

В другому розділі було розглянуто технології, методи та алгоритми розпізнавання біомедичних зображень та підходи до навчання систем з елементами штучного інтелекту.

Третій розділ кваліфікаційної роботи містить описи та приклади програмної реалізації запропонованого алгоритму та системи опрацювання цифрових біомедичних зображень.

1 ТЕХНОЛОГІЇ ОТРИМАННЯ ТА АНАЛІЗУ ЦИФОВИХ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Цифрові кольорові біомедичні зображення зображення

Цифрові зображення відіграють необхідну роль у повсякденному житті. Обробка медичних зображень стосується обробки зображень за допомогою комп'ютера. Ця обробка включає багато типів методів і операцій, таких як отримання, зберігання, презентація та передача зображень.

Зображення – це функція, яка означає вимірювання таких характеристик, як освітлення або колір зображення. Цифрові зображення мають декілька переваг, таких як швидша та дешевша обробка, легке зберігання та передача даних, негайна оцінка якості, багаторазове копіювання з резервом якості, швидке та дешеве відтворення та адаптація до використання. Недоліками цифрових зображень є використання авторських прав, неможливість змінити розмір із збереженням якості, потреба у великому обсязі пам'яті та потреба у швидшому процесорі для маніпуляцій.

Техніка обробки зображень – це використання комп'ютера для обробки цифрового зображення. Ця техніка має багато переваг, таких як еластичність, адаптивність, зберігання даних і зв'язок. Із зростанням кількості різноманітних технік зміни розміру зображення зображення можна ефективно зберігати. Ця техніка має багато наборів правил для синхронного виконання в зображеннях. Двовимірні та тривимірні зображення можна обробляти в кількох вимірах. Методи обробки зображень з'явилися в 1960-х роках. Ці методи використовувалися в різних сферах, таких як космос, клінічні цілі, мистецтво та покращення зображення на телебаченні. У 1970-х роках із розвитком комп'ютерних систем вартість обробки зображень ставала все меншою. У 2000-х роках обробка зображень стала швидшою, дешевшою та простішою.

Медична візуалізація – це процес створення видимих зображень внутрішніх структур організму для наукових і медичних досліджень і лікування,

а також видиме зображення функції внутрішніх тканин. Цей процес продовжує ідентифікацію та лікування. Цей процес створює базу даних про регулярну структуру та функції органів, щоб полегшити розпізнавання аномалій. Цей процес включає як органічне, так і радіологічне зображення, яке використовує електромагнітну енергію (рентгенівські та гамма-промені), ультразвук, магнетику, осцилографи, теплове та ізотопне зображення тощо.

Медична візуалізація створює зображення внутрішніх структур тіла без інвазивних процедур. Ці зображення були створені за допомогою швидких процесорів і шляхом арифметичного та логічного перетворення енергії в сигнали. Потім ці сигнали перетворюються в цифрові зображення. Ці сигнали представляють різні типи тканин всередині тіла.

Зображення відповідає локалізованому вимірюванню фізичного сигналу об'єкта у просторі, як правило, у двох вимірах (2D) або в трьох вимірах (3D). Таким чином, досліджується частина простору, яка називається «полем зору». Це поле зору може стосуватися всього організму (зображення «всього тіла») або бути націленим на частину організму. Термін «об'єкт» використовується тут як в оптиці, де спостерігаємо зображення об'єкта. У медичній візуалізації об'єктом спостереження є тіло або частина тіла людини. Тепер це зображення цифрове або оцифроване майже для всіх методів медичної візуалізації (рентгенівські плівки на основі солей срібла, які використовувалися раніше, зараз зникли; так само, як цифрова фотографія замінила старі фотоплівки). Тому зберігаємо вимірювання фізичних сигналів у ящиках у пам'яті комп'ютера. Оскільки кількість пам'яті є кінцевою тобто знати значення сигналу в кожній точці простору є проблемною задачею, то проводять розділення матеріального об'єкту на маленькі правильні елементи, які називаються вокселями (елементами об'єму). Сигнали, виміряні у вокселях, розташовані в невеликих прямокутниках двовимірного зображення (у невеликих тривимірних паралелепіпедах), які називаються пікселями (елементами зображення). Таким чином, поняття вокселя стосується матеріального елемента, тоді як поняття пікселя стосується у більшій мірі самого цифрового зображення (рисунок 1.1).

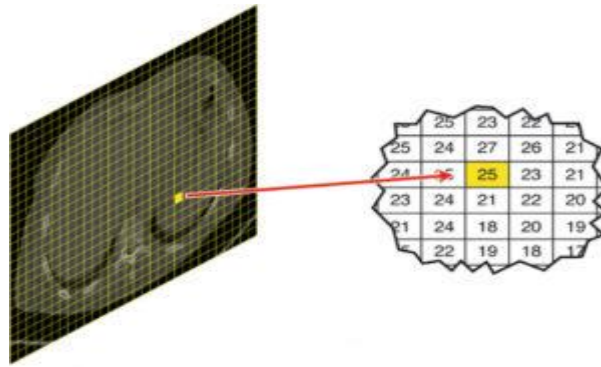


Рисунок 1.1 – Схема сканування об'єкта в цифрове зображення зображення

Тому сигнал є однорідним у межах пікселя на зображенні, тоді як він не є однорідним у межах вокселя досліджуваного об'єкта. Цей перехід від безперервного реального об'єкта до зображення, що складається з пікселів, тобто дискретного, називається аналого-цифровим перетворенням, може бути джерелом артефактів. Зокрема, якщо розмір пікселя занадто великий, ми ризикуємо втратити деякі деталі. Кількість пікселів у кожному вимірі називається матрицею. Наприклад, поле зору розміром 12,8 см, розділене на пікселі зі стороною 1 мм, матиме матрицю 128. Чим більша матриця, тим менший розмір пікселя, і тому теоретично можливо побачити на вхідному розбравженні більше деталей (рисунок 1.2). Матриця часто складається з чисел, що є степенями числа 2, це пояснюється особливостями роботи з обчисленнями обробки зображень. Подібним чином кількість пікселів в обох вимірах часто однакова.

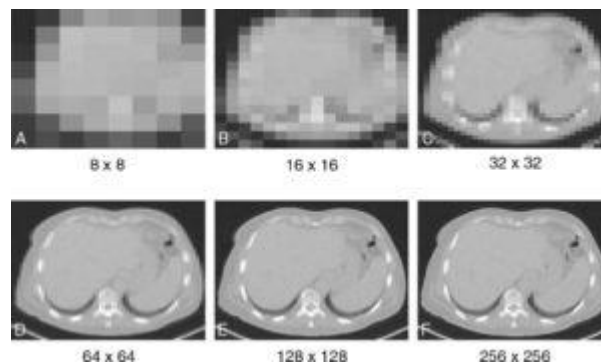


Рисунок 1.2 – Ефект матриці (мала матриця відповідає великим пікселям)

Просторова роздільна здатність – це здатність розрізняти тонкі структури на зображенні. Іншими словами, просторова роздільна здатність – це кількість пар ліній, які можна розрізнити на одиниці довжини зображення. Наприклад, якщо можна розрізнити дві точки на відстані 2 мм, але більше не можемо розрізнити точки ближче одна до одної, то можна сказати, що просторова роздільна здатність становить 0,5–1мм. У цьому випадку найчастіше визначають роздільну здатність в 2мм. Роздільна здатність, звичайно, залежить від розміру пікселів. Наприклад, якщо розмір пікселя становить 2 мм, найвища роздільна здатність, яку можна побачити, становить 0,25–1мм, тобто структури, розташовані на відстані 4 мм одна від одної (рисунок 1.3).

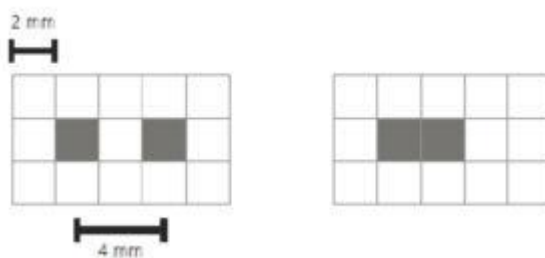


Рисунок 1.3 – Приклад просторової роздільної здатності

На рисунку 1.3 можна розрізнити лише два чорні пікселі, якщо між ними є білий піксель, на правій стороні наведено подібну ситуацію, але там є лише одна структура (В). Таким чином, найкраща просторова роздільна здатність становить 1(2 пікселя). Однак, якщо неможливо побачити більш високу роздільну здатність, ніж дозволяє розмір пікселя, останнє ще не все. Дійсно, якість інструменту формування зображення відіграє важливу роль, і якщо власна роздільна здатність пристрою низька, розрізання зображення на дуже дрібні пікселі нічого не вирішить. Приклад такої ситуації наведено на рисунку 1.4.

Розмір пікселя може обмежувати просторову роздільну здатність, але просторова роздільна здатність не є розміром пікселя, вона також залежить від якості пристрою для обробки зображень.

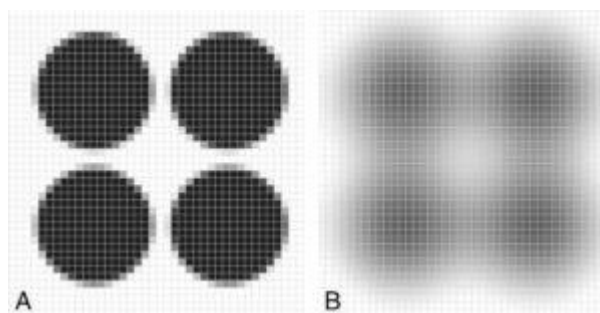


Рисунок 1.4 – Вплив роздільної здатності фотоапаратури на якість цифрового зображення

Коли структури менші, ніж дозволяє просторова роздільна здатність, вони можуть:

- не бути видимим;
- бути видимими, але розмитими;
- бути видимими, але з неправильним рівнем сигналу, шляхом усереднення за структурами навколо них.

У верхній частині просторової роздільної здатності достатньо для вимірювання сигналу з правильною інтенсивністю; внизу занадто низька просторова роздільна здатність призводить до усереднення найменших структур з їх оточенням (тут структури знаходяться на фоні з нульовим сигналом: тому рівень сигналу занижений): це ефект часткового об'єму.

У сфері обробки сигналів і зображень шум відповідає випадковому явищу, яке додається до ідеального зображення. Ймовірно, найкращим підходом до розуміння шуму є розуміння того, що якщо кілька разів отримувати зображення одного й того самого об'єкта, нерухомого та незмінного, то не побачимо абсолютно однакового результату. Все це пояснюється наявністю шумів на цифрових зображеннях які виникають в процесі фотографування. Так само, кидаючи кубик кілька разів не отримуємо той самий результат, він є випадковим.

Як і будь-яке випадкове явище, шум характеризується стандартним відхиленням (квадратним коренем із дисперсії), яке позначається σ . Щоб кількісно визначити рівень шуму, зазвичай порівнюємо інтенсивність сигналу зі

стандартним відхиленням шуму, щоб визначити відношення сигнал/шум (SNR). Шум у зображенні може перешкоджати інтерпретації та, в крайньому випадку, зробити зображення зовсім нечитабельними. Наявність шуму також погіршить просторову роздільну здатність, оскільки може бути неможливо розрізнити надто малі структури на зображенні з дуже шумами (рисунок 1.5).

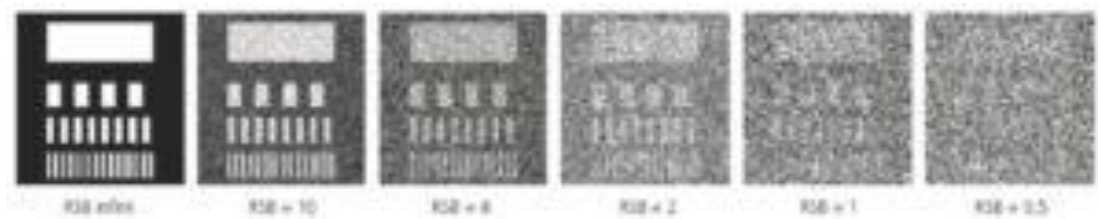


Рисунок 1.5 – Приклад впливів рівня зашумленості на якість цифрового зображення

Діагноз зазвичай встановлюється шляхом виявлення аномального сигналу від ураження в межах нормального органу. Таким чином, саме контраст між ними дозволяє поставити діагноз. Нормальний сигнал органу іноді називають французькою мовою «фоновий шум». Цей термін не дуже вдалий, тому що він стосується (випадкового) шуму, хоча тут це не шум. Більш доречним є англійський термін background. Якщо відзначаємо S_1 сигнал ураження та S_2 фоновий сигнал, контраст традиційно визначається як:

$$C = |S_1 - S_2| / |S_1 + S_2|.$$

Таким чином, сигнал 6 на фоні 2 дає контраст 0,5. Однак на цифровому зображенні легко змінити контраст за бажанням. У попередньому прикладі, якщо віднімаємо значення 4 із зображення, два попередні значення стають відповідно +2 і -2 з контрастом, який стає нескінченним. Тому цікавіше розглянути відношення контраст-шум (RCB):

$$RCB = C = |S_1 - S_2| / \sigma.$$

Згідно з домовленістю біомедичні зображення подаються однаково в рамках модальності, чи то в проекції, чи то в розрізах (рисунок 1.6):

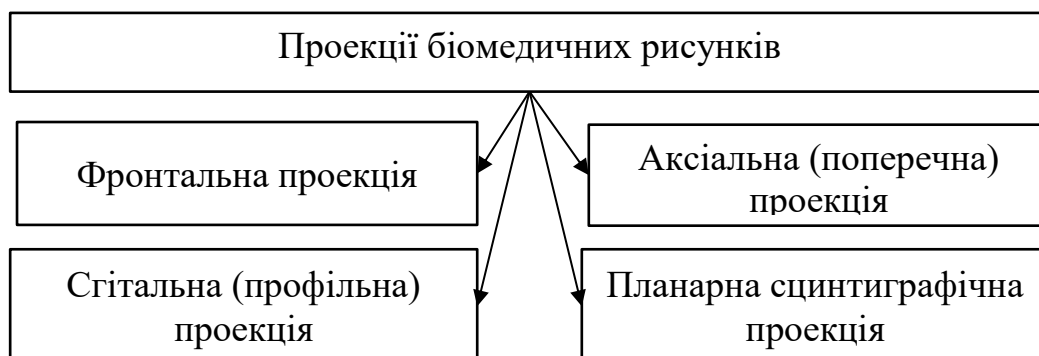


Рисунок 1.6 – Класичні проекції біомедичних рисунків

- у фронтальній проекції або в корональному (або фронтальному) розрізі права частина пацієнта представлена ліворуч екран (ніби лікар просто дивиться на пацієнта лобом);
- на аксіальному (або поперечному) знімку права пацієнта завжди розташована ліворуч від екрану (ніби лікар дивиться на пацієнта – лежачого на спині – з його ніг);
- у сагітальному або профільному вигляді зображення представляється передньою частиною пацієнта зліва від екрана (як би лікар дивився на пацієнта в лівому профілі (за винятком ультразвукових зображень, на яких полюсне зображення черепа пацієнта представлено ліворуч на екрані));
- планарні сцинтиграфічні зображення (проекції) завжди представлені так, якби спостерігач мав точку зору камери.

Оскільки біомедичні зображення відрізняються від простих цифрових зображень за принципом відображення внутрішньої інформації, то для їх створення необхідно використовувати спеціальне апаратне забезпечення та технології. На рисунку 1.7 наведено перелік сучасних технологій отримання цифрових біомедичних зображень, які використовуються для медичних досліджень та в процесі діагностування.

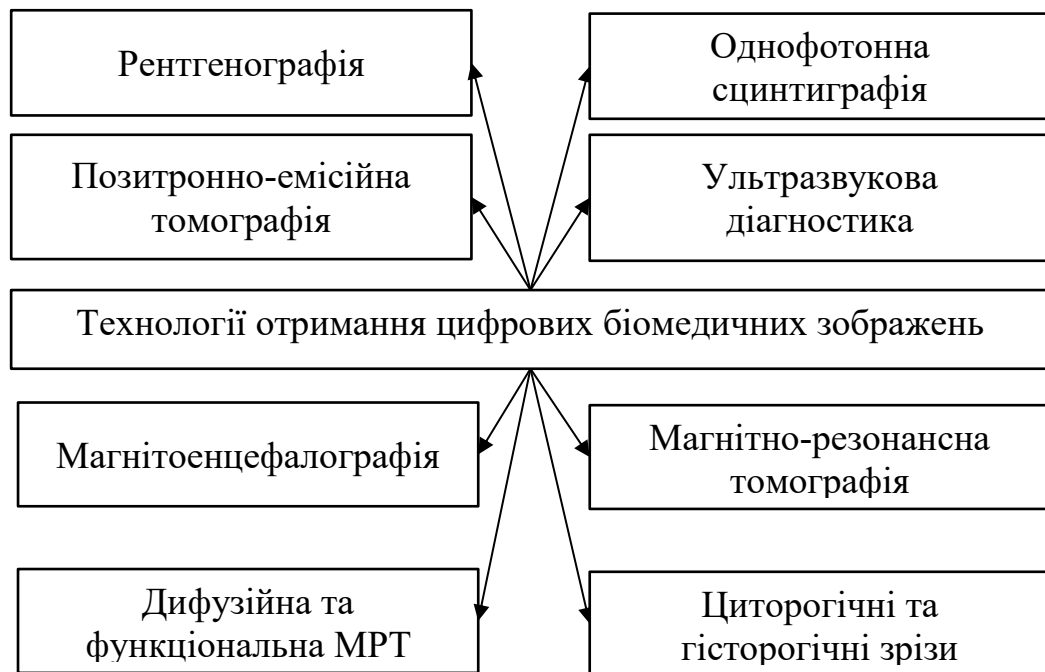


Рисунок 1.7 – Методи розпізнавання цифрових зображень

Рентгенографія заснована на використанні рентгенівських променів, які мають властивість більшою чи меншою мірою проходити через тканини в залежності від їх щільності. Таким чином, джерело рентгенівського випромінювання розміщується перед тілом, яке підлягає рентгенівському випромінюванню, а детектор розміщується позаду тіла. Випромінювані фотони проходять через тіло, більш-менш поглинаючись тканинами, які зустрічаються на їхньому шляху. Це дає змогу відрізнити кістки від м'язів на остаточному зображенні. Сканер заснований на тому ж принципі, що й радіологія, тобто використання джерела рентгенівського випромінювання та детектора з обох боків досліджуваного тіла. Він дає можливість отримувати 3D зображення завдяки одночасному обертанню джерела рентгенівського випромінювання та детектора навколо тіла. Проміжні 2D-проекції обробляються комп'ютером для отримання 3D-зображень.

Однофотонна сцинтиграфія заснована на використанні двох основних елементів: радіоактивного індикатора (який вводять пацієнту) та камери (чутливої до гамма-променів). Індикатор, позначений радіоактивним атомом, який випромінює фотони в усіх напрямках, прикріпиться спеціально до органу,

який потрібно проаналізувати. Випромінювані фотони проходять через тіло пацієнта до гамма-камери. Останній оснащений коліматором, який пропускає лише промені, паралельні передбаченим для цього просторам. Їх роль полягає в розмежуванні точок випромінювання фотонів. Гамма-камера обертається навколо пацієнта, щоб після комп'ютерної реконструкції отримати тривимірні зображення досліджуваного органу. Радіоактивні атоми, які використовуються для сцинтиграфічного зображення, мають короткий період напіврозпаду (6 годин для Тс, найбільш використовуваного ізотопу), і радіоактивність зникає після 10 періодів напіврозпаду.

Позитронно-емісійна томографія (ПЕТ) заснована на використанні індикатора, позначеного радіоактивним атомом фтору 18 або вуглецю 11, який випускає позитрони. Після внутрішньовенного введення в організм індикатор зв'язується зі своєю біологічною мішенню. Позитрони, випромінювані під час цієї асоціації, анігілюють з навколишніми електронами, випускаючи два фотони в діаметрально протилежних напрямках. Кільце детекторів, розміщених навколо пацієнта, захоплюватиме фотони по обидві сторони цільової області. Обробка всіх цих знімків призведе до реконструкції, якщо необхідно, 3D-зображення досліджуваної території. Радіоактивні атоми, які використовуються для ПЕТ, мають короткий період напіврозпаду (приблизно від 20 хвилин до 2 годин залежно від ізотопів), і більша частина радіоактивності зникає після 10 періодів напіврозпаду.

Ультразвукове дослідження – це медичний метод візуалізації, який заснований на впливі на тканини ультразвукових хвиль і отриманні їх відлуння. Ультразвукова система складається з екрана та датчика, що передає та приймає хвилі (так званий датчик). Під дією електричного струму мікрокераміка на поверхні зонда вібрує та випромінює ультразвукові хвилі. Ці хвилі проходять крізь тканини і відлунюють по-різному в залежності від їх щільності: чим щільніше тканина, тим сильніше відлуння. Хвилі повертаються до зонда, вібрують кераміку, що індукуює електричний струм, оброблений комп'ютером.

Таким чином, під час УЗД, яке проводиться при спостереженні вагітності, можна диференціювати скелет плода, його органи, навколоплідні води тощо.

Електроенцефалографія є однією з найстаріших технологій візуалізації. Він дозволяє швидко візуалізувати та локалізувати мозкову діяльність. Для цього він використовує різниці потенціалів ^[3], які створюються на рівні синапсів, проміжків між двома нейронами, де циркулюють нервові імпульси. Це переходить від одного нейрона до іншого завдяки вивільненню нейромедіаторів. Ці хімічні молекули створять електричну напругу між двома нейронами, яку можна виміряти за допомогою електродів, розміщених на шкірі голови пацієнта. Виявлений сигнал є результатом сигналів, випромінюваних усіма нейронами, присутніми в активованій області мозку.

Магнітоенцефалографія – це «пасивна» технологія візуалізації мозку, як і електроенцефалографія, оскільки вона заснована на захопленні магнітного поля, яке є результатом активності мозку. Циркуляція нервових імпульсів по нейронах еквівалентна циркуляції електричного сигналу по провідному дроту, тут по аксонах. Електричний струм створює магнітне поле, перпендикулярне напрямку його течії. Саме це дуже слабе магнітне поле, більш ніж у мільйон разів слабкіше магнітного поля Землі, буде вимірюватися за допомогою датчиків під назвою SQUID (надпровідний квантовий інтерференційний пристрій). Застосовуючи протилежний принцип, магнітне поле індукуює струм у котушці, цей струм потім аналізується для візуалізації зон активності мозку.

Магнітно-резонансна томографія заснована на магнітних властивостях молекул води, з яких складається понад 80% людського тіла. Молекули води, точніше її атоми водню, мають «магнітний момент», або спіні, який діє як магніт. Апарат МРТ полягає в створенні потужного магнітного поля (B_0) за допомогою котушки. Пацієнта поміщають у центр цього магнітного поля, і всі молекули води, присутні в тілі, орієнтуються уздовж B_0 . Антена, розміщена на досліджуваній частині тіла (тут голова), дозволить передавати і приймати певні частоти. Під час випромінювання індукована частота змусить молекули нахилитися в площині, перпендикулярній B_0 . Коли антена припиняє

випромінювання, молекули повертаються у вихідне положення, випромінюючи частоту, яку сприймає антена. Потім це обробляється як електричний сигнал і аналізується програмним забезпеченням. Сигнал відрізняється залежно від того, чи містять досліджувані тканини більше чи менше води.

Дифузійна МРТ базується на основних принципах МРТ, але зосереджується на русі молекул води, присутніх усередині нервових волокон (або аксонів). Ці волокна покриті мієліном, який складається переважно з ліпідів, які частково утримують молекули води всередині аксона. Ось чому за певний час молекули води, які рухаються безладно, пройдуть більшу відстань, коли вони рухаються в напрямку волокна. Аналіз МРТ дасть змогу візуалізувати шлях кожної з молекул і таким чином реконструювати мережу нервових волокон усередині мозку.

Функціональна МРТ дає змогу візуалізувати ділянки мозку, активовані стимулом, представленим або застосованим до суб'єкта. Наприклад, коли людину просять подивитися на зображення, активовані ділянки мозку отримують більше кисню через кров, ніж за відсутності подразника. Обмін киснем між кров'ю та нейронами змінює сигнал МРТ. Ця різниця в сигналі МРТ між станом спокою та стимуляцією аналізується комп'ютером. Зображення магнітно-резонансної томографії з посиленням сигналу відповідають ділянці мозку, яка бере участь у реакції на подразник.

Медичні зображення записуються у форматі зберігання й обміну, який називається комунікацією цифрових зображень у медицині (DICOM), який містить, окрім самого зображення, метадані, що його характеризують (ідентифікація пацієнта, дата й час отримання, тип пристрою, детальні параметри отримання, тощо). У медичних установах зображення тепер архівуються в мережевій системі під назвою Picture Archiving and Communication System (PACS), яка зазвичай також доступна кореспондентам.

Формат DICOM (Digital Imaging and COmmunication in Medicine) є стандартом, що використовується в медичному середовищі. Завдяки своїй структурі він дозволяє передавати цифрові медичні зображення через мережу.

Дійсно, цей формат має протоколи обміну та мережевий інтерфейс зв'язку, або OSI (взаємозв'язок відкритих систем), або TCP/IP (протокол керування передачею / Інтернет-протокол). Формат DICOM надає, з одного боку, цифрове зображення, а з іншого – текстову інформацію, що стосується проведеного обстеження. Потім зображення кодується на понад 4000 рівнів сірого на піксель. Можна виділити області, які лікар-спеціаліст бажає проаналізувати, зберігаючи лише частину інформації високої роздільної здатності.

1.2 Основні визначення та поняття комп'ютерного зору

Технології комп'ютерного зору дозволяють автоматизувати процеси обробки медичних зображень, покращувати точність діагностики, а також допомагати в проведенні складних наукових досліджень. Ці системи дозволяють аналізувати великі об'єми медичних даних, що значно підвищує ефективність клінічної практики та дослідницької роботи. Важливими аспектами впровадження таких технологій є точність і швидкість обробки, що дозволяє лікарям отримувати більш об'єктивні результати, а дослідникам – проводити новітні інтерпретації медичних зображень для розкриття нових знань у різних галузях медицини.

Комп'ютерний зір – це область штучного інтелекту, що передбачає розробку алгоритмів для аналізу, обробки та інтерпретації зображень і відео з метою їх автоматизованого розпізнавання. У медичній практиці комп'ютерний зір здебільшого застосовується для обробки медичних зображень: рентгенівські знімки, комп'ютерні томографії, магнітно-резонансні зображення, ультразвукові зображення та інші види візуальних даних. Оскільки обсяг медичних зображень, що генеруються в процесі діагностики та моніторингу пацієнтів, є надзвичайно великим, використання комп'ютерного зору дозволяє зменшити навантаження на медичний персонал, підвищуючи при цьому точність та швидкість аналізу.

Однією з основних переваг комп'ютерного зору в медицині є його здатність автоматично виявляти та класифікувати паталогічні зміни на зображеннях, що дозволяє знизити ймовірність людської помилки. Раннє виявлення різних патологій, таких як пухлини, крововиливи, ушкодження органів, може бути вирішальним для успішного лікування пацієнта. Наприклад, система комп'ютерного зору може аналізувати рентгенівські знімки та точно визначати наявність ознак пневмонії, раку легенів чи інших захворювань, що традиційно потребує часу та досвіду від лікаря. Більш того, штучний інтелект виявляє дуже дрібні зміни, які можуть бути пропущені при ручному перегляді зображень, що робить його корисним інструментом для скринінгу та профілактики захворювань. Завдяки використанню методів глибокого навчання комп'ютерний зір може вивчати і розпізнавати складні паттерни в медичних зображеннях, що раніше було важко досягти навіть за допомогою традиційних методів обробки зображень. Алгоритми, навчання яких базується на великих наборах медичних даних, здатні з часом адаптуватися до нових випадків і все точніше проводити діагностичні оцінки. Такий підхід дозволяє зменшити суб'єктивність, яка може бути притаманна людському аналізу, і забезпечити більш стабільні результати.

Ще одним важливим напрямом застосування комп'ютерного зору в медичних дослідженнях є вивчення функціональних зображень органів, таких як мозок, серце та інші. Методи, які використовують комп'ютерний зір, можуть допомогти в моніторингу процесів, що відбуваються в цих органах, на основі зображень, отриманих за допомогою МРТ або функціональних КТ.

Важливим аспектом впровадження таких інновацій є інтеграція комп'ютерного зору в існуючі медичні системи. Для ефективного використання цих технологій необхідне створення потужних інфраструктур, здатних обробляти великі обсяги даних і забезпечити їх безпеку. Проблеми, пов'язані з конфіденційністю медичних даних, стають особливо актуальними в умовах широкого використання цифрових технологій. Необхідно розробляти ефективні засоби захисту інформації, щоб уникнути витоку або несанкціонованого доступу до особистих даних пацієнтів. Однак для максимізації потенціалу цих технологій

необхідно продовжувати розвивати алгоритми, вдосконалювати методи обробки зображень та забезпечувати відповідні стандарти безпеки. У майбутньому очікується, що ці технології стануть ще більш інтегрованими в повсякденну медичну практику, що дозволить покращити якість медичного обслуговування та значно знизити кількість помилок у процесі діагностики та лікування.

1.3 Програмні засоби обробки біомедичних зображень

Розвиток нових технологій, які забезпечують точність обробки великих обсягів складних даних, є основою прориву в доступних обчисленнях. Розробка алгоритму зробила аналіз зображень незамінним інструментом для клінічних досліджень і медичної практики. Сьогодні обробка зображень у медицині – це набагато більше, ніж просто можливість перегляду зображень. Завдяки можливостям програмного забезпечення для обробки медичних зображень медичні працівники можуть не лише виконувати різноманітні дії, пов'язані із зображеннями пацієнтів, але й включати їх у адміністративний робочий процес для підвищення ефективності. Зокрема, постачальники медичних послуг можуть: відстежувати зображення та ділитись пов'язаною інформацією, маніпулювати зображеннями, керувати зображеннями в рамках безперервної процедури медичного адміністратора тощо. Впровадження програмного забезпечення для аналізу медичних зображень приносить велику користь як медичним працівникам, так і пацієнтам як кінцевим користувачам.

Медична візуалізація надає діагностичну інформацію про такі захворювання, як рак, неврологічні, гінекологічні розлади та серцево-судинні захворювання. Включення таких медичних процедур візуалізації, як КТ, МРТ, УЗД, ПЕТ та ОФЕКТ до складання плану лікування, може зменшити потребу в операції, госпіталізації або тривалому лікуванні. Аналіз ринку показує, що його зростання зумовлене застосуванням систем автоматизованої діагностики. Хоча

основні обмеження пов'язані з бюджетними обмеженнями, але можливості, які надає хмарне програмне забезпечення для аналізу зображень, переважають виклики. Говорячи про виклики, слід зазначити, що ризики, пов'язані з хакерством, пов'язані з використанням обладнання та програмного забезпечення для обробки зображень, є одними з головних проблем постачальників медичних послуг.

Аналіз медичного зображення застосовується в усіх медичних відділеннях, наприклад, аналіз зображень дає змогу за допомогою даних, отриманих за допомогою дифузійної тензорної візуалізації (DTI) і функціонального магнітного резонансу (fMRI), виявити специфічну структуру та функцію мозку суб'єкта. У стоматологічній практиці існує безліч програмних середовищ для 3D-зображень зубів, а також для панорамного та позаротового перегляду, які можна миттєво обробляти та ділитися. Крім того, 54% постачальників медичних послуг стверджують, що вони інвестують у створення стратегій візуалізації, щоб використовувати архів зображень, щоб надати своїм клініцистам доступ до всіх видів діагностичних зображень за допомогою єдиного інтерфейсу. Також є доступ до зображень дерматології, ендоскопії, бронхоскопії, офтальмології та патології. Серед тих, які найчастіше згадуються, є зображення, пов'язані з радіологією, що пояснює причину прийняття рішень щодо отримання зображень для замовлення радіології 43% постачальників медичних послуг.

Зі зростанням розміру даних, накопичених у зображеннях, з'являються нові рішення для обробки даних для архівування даних із кількома типами даних, дослідження та обробки цих даних. У міру подальшого розвитку візуалізації завдяки отриманню даних про процес старіння та дослідженню генетики необхідно застосувати нову технологію для керування цією інформацією та розподілу цих ресурсів у комплексні результати.

Крім того, існує програмне забезпечення аналізу медичних зображень комбінованих модальностей. Наприклад, автоматизоване програмне забезпечення для ультразвукових зображень, що використовує загальний аналіз глибинного навчання, може допомогти успішно вирішити проблеми

класифікації раку молочної залози. У той час як діагностика за допомогою ультразвуку може бути трудомістким завданням для читання людиною, із застосуванням спеціального алгоритму аналізу зображення під час скринінгового обстеження діагностична точність підвищується.

Під час аналізу медичних зображень медичні умови та проблеми зі здоров'ям аналізуються різними способами візуалізації, що робить програмне забезпечення для аналізу медичних зображень основним компонентом діагностичних машин, які покращують і ідентифікують певні характеристики зображення. Це програмне забезпечення використовується для перегляду, навчання, зберігання та обміну медичними даними та підвищує ефективність обраного лікування. В даний час спостерігається перехід від менш складних 2D зрізів до 3D моделей. Зокрема, програмне забезпечення для 3D-медичних зображень розроблено для аналізу клінічного випадку за кілька простих кроків і представлено в програмному забезпеченні для діагностичних медичних зображень і 3D-симуляції, яке може взаємодіяти з 3D-моделлю пацієнтів, створеною шляхом імпорту КТ/КЛКТ/МРТ у форматі DICOM. 4D представляє наступний крок у візуалізації та надає розширені варіанти об'ємної КТ, МРТ, ПЕТ, ПЕТ/КТ, ОФЕКТ з роздільною здатністю за часом, необхідні медичним працівникам, зокрема, у променевій терапії.

Цифрові зображення та комунікація в медицині зробили революцію в галузі охорони здоров'я щодо скорочення операційних витрат, економії часу на адміністративних робочих процесах і водночас покращення результатів і результатів. DICOM надає програмне забезпечення за вимогою на кілька пристроїв, що забезпечує доступ в одному середовищі входу без встановлення додаткового програмного забезпечення. Щоб врахувати конкретні потреби клініки, функціональні можливості можна адаптувати так, щоб опції спільного доступу стали доступними. Великою перевагою формату є усунення потреби в USB/CD, VPN і паперових безплівкових зображеннях. Отримання, зберігання, отримання та обмін медичними зображеннями можна виконувати лише у форматі DICOM. Інші формати специфікацій даних, що застосовуються в аналізі

медичних зображень, включають: MINK, HIFTI, ECAT7 тощо (TIFF, Interfile, JPEG, PNG, BMP, GM, MRC, RAW).

Аналіз медичного зображення можна виконувати вручну та автоматично за допомогою штучних нейронних мереж. Програмне забезпечення для аналізу медичних зображень також застосовує алгоритми глибокого навчання для ефективнішої оцінки зображень і автоматизації аналізу. Можна очікувати, що інтраопераційна візуалізація для хірургічних застосувань, яка передбачає планування операції та передопераційне моделювання, створить тенденції в медичній візуалізації та, таким чином, розробці нового програмного забезпечення в цій галузі.

Програмне забезпечення для обробки медичних зображень інтенсифікує та покращує роботу аналізу медичного зображення. Обробка зображень працює з зображеннями (фотографіями та кадрами відео) як вхідними. Методи обробки зображень базуються на створенні зображень як двовимірних сигналів і застосуванні стандартних методів обробки сигналів для отримання виходу. Розвиток нових технологій, які забезпечують точність обробки великих обсягів складних даних, є основою прориву в доступних обчисленнях. Розробка алгоритму зробила аналіз зображень незамінним інструментом для клінічних досліджень і медичної практики. Сьогодні обробка зображень у медицині – це набагато більше, ніж просто можливість перегляду зображень. Завдяки можливостям програмного забезпечення для обробки медичних зображень медичні працівники можуть не лише виконувати різноманітні дії, пов'язані із зображеннями пацієнтів, але й включати їх у адміністративний робочий процес для підвищення ефективності.

Програмне забезпечення для обробки медичних зображень включає такі основні напрямки обробки: сегментація зображення, реєстрація зображення, візуалізація зображення (рисунок 1.8).

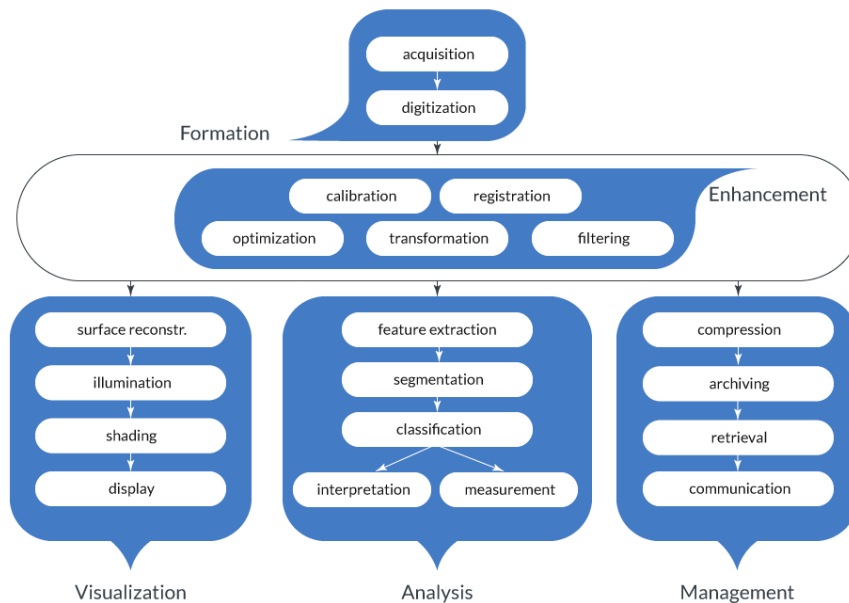


Рисунок 1.8 – Етапи обробки цифрових біомедичних зображень

Сегментація медичних зображень забезпечує автоматичне або напівавтоматичне визначення меж у межах 2D або 3D зображення. Через високу варіативність медичних зображень обробка зображень може бути складним завданням, а сегментація є ефективним рішенням для вирішення проблеми отримання точності виділення ознак разом із класифікацією даних, інтерпретацією та вимірюванням для глибокої діагностики. Програмне забезпечення для реєстрації медичних зображень знаходить все більше клінічного використання як допоміжний інструмент діагностики та застосування в керованій терапії. Існує кілька алгоритмів для реєстрації зображень, але в основі методу лежить максимізація ступеня подібності між трансформованим плаваючим зображенням і фіксованим еталонним зображенням. Отже, реєстрація мультимодальних зображень забезпечує їх вирівнювання. Застосування програмного забезпечення для візуалізації медичного зображення допомагає подолати обмеження традиційної діагностики. Візуалізація зображень на основі програмного забезпечення забезпечує легкість обробки зображень і дозволяє постачальникам медичних послуг визначати кількісні характеристики властивостей зображення та проекційних даних.

Загалом, програмне забезпечення для обробки зображень допомагає в широкому діапазоні областей, починаючи від виявлення аномалій до забезпечення засобів планування та оцінки хірургічного втручання. Серед засобів обробки медичних зображень можна навести такі наочні приклади:

ImageJ. Ця відкрита платформа для аналізу біомедичних зображень забезпечує широкий спектр операцій обробки зображень, які легко застосовувати до 2D і 3D зображень. Він охоплює базову обробку зображень (фільтрацію, визначення країв, повторну вибірку) і алгоритми аналізу зображень вищого рівня. Програми на основі ImageJ можуть відкривати звичайні файли двовимірних зображень і дані медичних зображень у форматі DICOM.

ITK-SNAP – це інструмент для навігації та сегментації 3D-даних медичних зображень, який використовує алгоритми автоматичної сегментації активних контурів і пропонує навігацію 3D-зображень у динамічному інтерфейсі під час відкриття кількох форматів файлів 3D-зображень, включаючи DICOM, NIfTI та Analyze.

Програмне забезпечення для керування медичними зображеннями працює в центрах візуалізації як засіб спрощення інфраструктури візуалізації на консолідованій платформі. Уніфікація такого типу дозволяє заощадити витрати на інфраструктуру та покращити потік зображень разом із досягненням максимальної сумісності, пропонуючи кілька варіантів перегляду зображень. Це дозволяє споживачам і постачальникам отримувати доступ до своїх файлів медичних зображень на будь-якому пристрої. Зрештою, він пропонує ефективні рішення для керування зображеннями пацієнтів із будь-якої модальності чи робочої станції за допомогою спеціальних систем роботів відповідно до існуючих правил, що дозволяє будь-якому одержувачу легко читати чи обробляти інформацію, що міститься.

У наш час складність медичних послуг диктує необхідність покладатися на точну діагностику. Для забезпечення достовірних результатів це можна забезпечити шляхом застосування комп'ютерного зору (CV) у медичній візуалізації, що забезпечує: покращення якості діагностики, виявлення стану

здоров'я на ранніх стадіях, зменшенням ймовірності неправильного діагностування.

Моделі комп'ютерного зору та машинного навчання розроблені для виконання дій, які колись вважалося здатними виконувати лише люди. Комп'ютерний зір за допомогою машинного навчання може виконувати класифікацію зображень, сегментацію, виявлення об'єктів, 3D-візуалізацію тощо. Загалом він має тенденцію виключати людські помилки та підвищувати позитивні результати в охороні здоров'я. Зокрема, автоматизований медичний аналіз зображень наборів даних очного дна сітківки дозволить медичним працівникам оцінювати ризики ускладнень для пацієнтів з діабетом тощо.

1.4 Постановка задач дослідження

Перйши розділ кваліфікаційної роботи присвячений аналізу та виділюнню технічних особливостей сьворення біомежичних зображень, виділення їх характеристичних ознак та аналізу технічних форматів для зберігання та передачі інформації у вигляді біомежичних зображень. Проведено аналізу основних понять та визначень технології комп'ютерного зору та вихначено основні напрямки його використання. Додатково було здійснено аналіз програмного забезпечення, яке використовується в процесі проведення медичних досліджень та діагностичних процедур. Проведений аналіз програмних засобів дозволив виділити основні процеси обробки біомедичних зображень, що виконуються в процесі їх оброки та аналізу. На основі отриманих даних в кваліфікаційній роботі було поставлено наступні завдання, перелік яких наведено нижче:

- проаналізувати технології створення провести класифікацію біомедичних цифрових зобаржень;
- дослідити методи та алгоритми комп'ютерного зору;

- провести аналітичний огляд програмних систем обробки біомедичних зображень;
- проаналізувати методи та алгоритми розпізнавання цифрових зображень;
- розробити алгоритм виділення характерних ознак елементів біомедичних зображень;
- реалізувати програмний засіб обробки та опису біомедичних зображень, провести його тестування та порівняння з аналогами.

1.5 Висновки до розділу

Проведено огляд технологій отримання біомедичних зображень на основі використання технологій рентгенографії, ультразвуку, світлової мікроскопії, що дозволило виділити основні особливості та характерні ознаки мікрооб'єктів на біомедичних зображеннях.

Досліджено методи та алгоритми технології комп'ютерного зображення на основі аналізу особливостей використання та сфер застосування, що дозволило виділити основні алгоритми для аналізу та розпізнавання цифрових біомедичних зображень.

Здійснено аналіз програмних систем для автоматизації проведення медичних досліджень на основі аналізу технологій обробки цифрових зображень, що дозволило виділити основні схеми проведення процесів аналізу, опису та розпізнавання мікроелементів на цифрових зображеннях.

2 МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Алгоритми виділення мікрооб'єктів на біомедичних зображеннях

Сегментація зображень є фундаментальною дисципліною у візуальних обчисленнях та анотаціях зображень у штучному інтелекті. Вона полягає в поділі зображення на значущі та чіткі області. Ця техніка має життєво важливе значення в галузі візуального штучного інтелекту, оскільки дозволяє комп'ютерним системам точно й ефективно розуміти й аналізувати візуальну інформацію. Розбиваючи зображення на когерентні сегменти, сегментація зображення полегшує виконання різноманітних завдань, таких як розпізнавання об'єктів, виявлення країв і аналіз візерунків.

Сегментація зображення – це техніка, яка використовується у візуальних обчисленнях для поділу зображення на різні регіони або сегменти, що полегшує виявлення об'єктів, виконання завдань класифікації та застосування в таких областях, як комп'ютерне бачення, аналіз медичних зображення, робототехніка тощо.

Його суттєва роль у візуальному штучному інтелекті полягає в його здатності забезпечувати структуроване та змістовне представлення візуальної інформації, дозволяючи комп'ютерним системам розуміти своє візуальне середовище та взаємодіяти з ним більш складними способами. Розбиваючи зображення на когерентні сегменти, сегментація зображення дає змогу ідентифікувати та диференціювати різні елементи, присутні у візуальній сцені, такі як об'єкти, контури та текстури. Така точна сегментація є фундаментальною для багатьох програм візуального штучного інтелекту, включаючи розпізнавання об'єктів, виявлення шаблонів, відеоспостереження, автономну навігацію, комп'ютерну діагностику та багато іншого.

Існує кілька підходів і технік, які використовуються для сегментації зображення. Кожна техніка сегментації зображень передбачає ряд спеціальних операцій для обробки та аналізу зображень. Кожна з них адаптована до певних

умов і пропонує певні переваги та обмеження. Вибір методу часто залежить від характеристик зображення, вимог до точності та продуктивності, а також обмежень обробки в реальному часі, де це можливо.

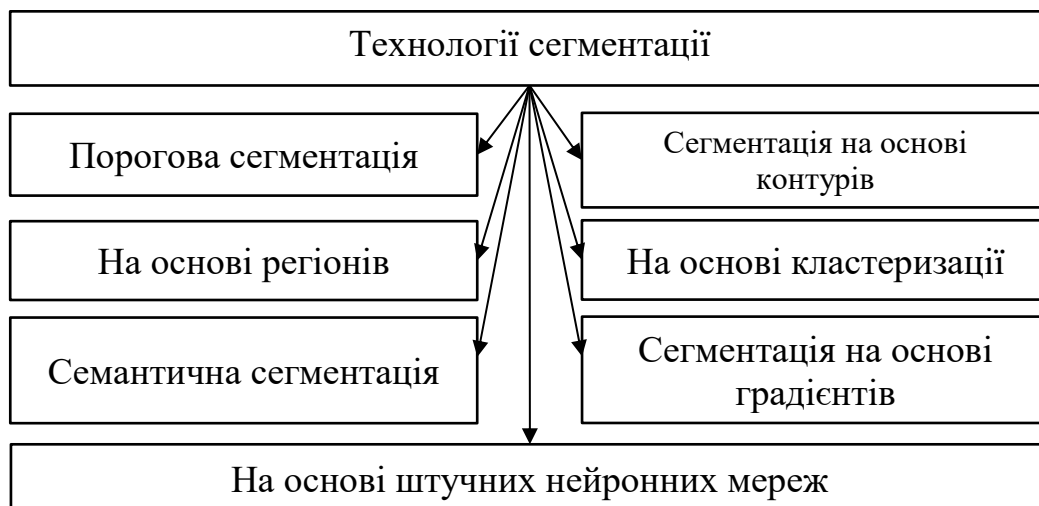


Рисунок 2.1 – Технології виділення елементів цифрових зображень на основі їх сегментації

Порогове значення є одним із найпростіших і найбільш часто використовуваних методів сегментації зображень. Його фундаментальний принцип ґрунтується на визначенні порогового значення, вище якого пікселі вважаються належними об'єкту інтересу, а нижче якого вони класифікуються як належні до фону (рисунок 2.1).

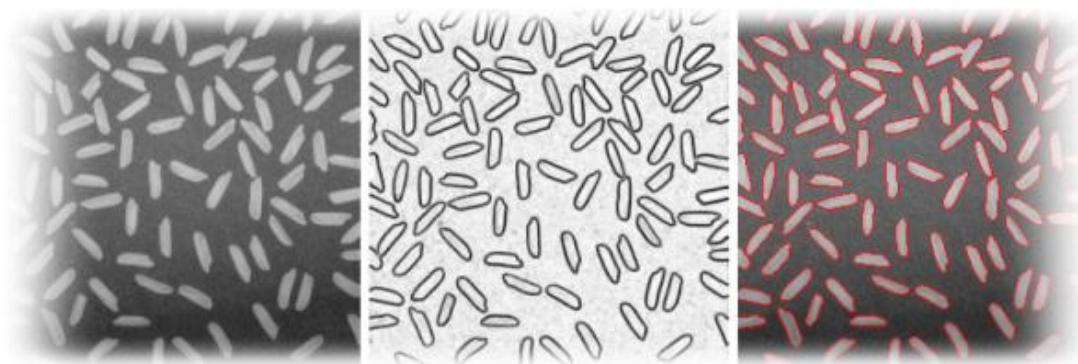


Рисунок 2.1 – Приклад виділення мікрооб'єктів на основі порогової сегментації

Першим кроком у визначенні порогу є вибір відповідного порогового значення. Це значення можна визначити емпірично, досліджуючи гістограму зображення, щоб визначити рівні яскравості, кольору або інтенсивності, які чітко відокремлюють пікселі об'єкта від пікселів фону. Крім того, для автоматичного визначення порогу можна використовувати більш просунуті методи, такі як метод Оцу, який мінімізує дисперсію всередині класу. Після встановлення порогового значення кожен піксель зображення порівнюється з пороговим значенням. Пікселі, значення яких перевищує порогове значення, призначаються об'єкту інтересу, тоді як пікселі, значення яких нижче порогового значення, призначаються фону. Цей процес класифікації виконується для кожного пікселя зображення, що призводить до бінарної сегментації, де пікселі або «активовані» (належать до об'єкта), або «дезактивовані» (належать до фону). Порогове значення можна застосовувати глобально, коли єдине порогове значення використовується для всього зображення, або локально, коли різні порогові значення застосовуються до різних областей зображення залежно від їхніх локальних характеристик. Наприклад, глобальне порогове значення може бути ефективним для сегментації зображень із рівномірним контрастом між об'єктом і фоном. З іншого боку, локальне порогове значення може бути більш придатним для зображень із змінами яскравості або контрасту. Після сегментації можна використовувати методи постобробки для покращення якості результатів. Це може бути видалення шуму, об'єднання сусідніх областей або заповнення прогалів у контурах об'єктів.

Методи на основі країв у сегментації зображення є важливими для визначення меж між об'єктами та фоном на зображенні. Ці методи можна використовувати для виділення різких переходів у значеннях інтенсивності та точного визначення контурів об'єктів з високою точністю. Методи, засновані на контурах, використовують різкі переходи або значні зміни в кольорі зображення, яскравості чи значеннях текстури для визначення контурів. Контури зазвичай відповідають значним варіаціям цих властивостей, що робить їх чіткими та ідентифікованими.

Оператори градієнта, такі як фільтр Собеля, фільтр Превітта або фільтр Робертса, зазвичай використовуються для виявлення контурів на зображенні. Ці оператори обчислюють градієнти зображення, тобто зміни яскравості або інтенсивності пікселів, і виділяють області, де ці зміни найбільш виражені, які загалом відповідають контурам. Canny Contour Detector – один із найпопулярніших і успішних алгоритмів виявлення контурів. Щоб виявити контури з високою точністю та низькою чутливістю до шуму, він використовує кілька кроків, зокрема:

- шумозаглушення;
- розрахунок градієнта;
- усунення локальних немаксимумів;
- реалізація гістерезисного порога.

Після визначення контурів можна використовувати різні методи для вибору тих, які є найбільш відповідними або значущими для конкретного завдання сегментації. Це може включати застосування критеріїв якості, таких як довжина контуру, кривизна чи когерентність, або використання методів злиття для об'єднання сусідніх сегментів контуру.

Сегментація на основі регіонів – це потужний і універсальний підхід до сегментації зображень на однорідні регіони. Цей метод автоматично виявляє та групує подібні пікселі в когерентні області. Це полегшує розуміння та аналіз візуальних даних у багатьох сферах застосування. Цей метод передбачає вибір одного або кількох початкових пікселів, які називаються «початковими елементами», а потім поступове збільшення регіонів шляхом додавання сусідніх пікселів, які мають подібні характеристики. Процес триває, доки всі пікселі не будуть призначені певній області або доки не буде досягнуто попередньо визначених критеріїв зупинки. Регіональний ріст чутливий до початкових умов і на нього може впливати вибір насіння та критерії зростання.

Методи кластеризації групують пікселі зображення в кластери або однорідні групи на основі їхньої подібності в просторі ознак, як-от колір, текстура чи яскравість. Найпоширенішим алгоритмом кластеризації є алгоритм

K-means, який розбиває дані на заздалегідь визначену кількість кластерів, мінімізуючи дисперсію всередині кластера. Інші методи кластеризації, такі як ієрархічна висхідна кластеризація або спектральна кластеризація, також можуть використовуватися залежно від конкретних вимог до сегментації.

Алгоритми активної області (моделі активних контурів), також відомі як «змій», алгоритми активної області використовують деформовані контури для сегментації зображень на однорідні області. Активні контури спочатку розміщуються близько до країв цікавих об'єктів, а потім деформуються, щоб відповідати фактичним контурам об'єкта шляхом мінімізації енергетичної функції, визначеної користувачем. Змійки можна використовувати для сегментації об'єктів зі складними або погано визначеними межами, але вони можуть бути чутливими до шумів і артефактів на зображенні.

Адаптивна порогова сегментація є ефективним підходом для сегментації зображень із різними рівнями контрастності або неоднорідними умовами освітлення. Це дозволяє сегментувати регіони з більшою точністю та кращою адаптацією до місцевих варіацій. Як такий, він особливо корисний у сценаріях, коли умови отримання зображення є змінними або непередбачуваними. Спочатку зображення ділиться на локальні зони або блоки фіксованого або змінного розміру. Кожна зона містить набір пікселів, які оброблятимуться разом для визначення відповідного порогу сегментації. Для кожної локальної області обчислюється поріг сегментації відповідно до локальних характеристик зображення. Це може бути середній або середній рівень сірого пікселів у цій області. Цей метод також може використовувати більш складні методи, засновані на локальних статистичних розподілах. Після обчислення локальних порогів кожна зона сегментується за допомогою власного адаптивного порогу. Пікселі класифікуються як належні до об'єкта або фону відповідно до їхньої інтенсивності відносно порогу локальної зони, до якої вони належать. Після сегментації кожної зони результати часто об'єднуються, щоб отримати узгоджену сегментацію всього зображення. Це може включати етапи постобробки для усунення артефактів і невідповідностей між різними зонами.

Активні контури використовуються в різноманітних програмах, включаючи сегментацію медичних зображень, виявлення об'єктів у природних зображеннях, розпізнавання образів і комп'ютерне бачення. Їхня гнучкість і здатність адаптуватися до складних контурів робить їх цінним інструментом для сегментації зображень у ситуаціях, коли інші методи сегментації можуть бути неефективними або неточними. Початковий контур розташовується близько до контуру об'єкта, що цікавить зображення. Цей контур може бути визначений користувачем вручну або ініціалізований автоматично за допомогою таких методів, як виявлення країв або локалізація точки інтересу. Коли початковий контур на місці, він ітеративно деформується, щоб відповідати фактичним контурам об'єкта на зображенні. Це досягається шляхом мінімізації енергетичної функції, визначеної користувачем. Останній враховує як узгодженість контуру, так і його відповідність характеристикам зображення, таким як градієнти яскравості або властивості текстури. Контурна деформація досягається шляхом оптимізації енергетичної функції за допомогою чисельних методів оптимізації, таких як градієнтний спуск або методи оптимізації на основі послідовних ітерацій. Мета полягає в тому, щоб знайти конфігурацію контуру, яка мінімізує загальну енергію, щоб вона найкраще відповідала контурам об'єктів на зображенні. Деформація контуру триває, доки не буде досягнуто певних попередньо визначених критеріїв зупинки, наприклад збіжність алгоритму або стабілізація контуру. У цей момент отримується остаточний контур, який можна використовувати для сегментації цікавого об'єкта на зображенні.

Сегментація на основі машинного навчання пропонує кілька переваг, зокрема підвищену точність, можливість узагальнювати невидимі дані та адаптацію до різноманітних завдань сегментації. Такі інструменти, як Python, Pillow і OpenCV, зазвичай використовуються для навчання комп'ютерного зору та сегментації зображень. Однак він часто вимагає великого набору даних для навчання та значних обчислювальних ресурсів для навчання моделі, але забезпечує видатну продуктивність у багатьох програмах сегментації зображень.

Будується навчальний набір даних, включаючи пари зображень і відповідні маски сегментації. Зображення можна попередньо обробити, якщо необхідно нормалізувати значення пікселів або збільшити розмір набору даних. Далі, архітектура згорткової нейронної мережі (CNN) розроблена для виконання завдання сегментації. До популярних архітектур належать U-Net, FCN і Mask R-CNN, які спеціально розроблені для сегментації зображень. Потім нейронна мережа навчається на навчальному наборі даних, щоб навчитися автоматично сегментувати зображення. Під час навчання мережа коригує свої ваги та параметри. Для цього він використовує такі методи оптимізації, як зворотне поширення помилок, щоб мінімізувати різницю між масками сегментації, передбаченими мережею, і фактичними масками сегментації. Після навчання модель оцінюється за допомогою перевірного набору даних, щоб оцінити її продуктивність і, якщо необхідно, налаштувати гіперпараметри. Це може включати такі методи, як налаштування швидкості навчання, розширення даних або регуляризація для покращення продуктивності моделі. Після навчання модель можна використовувати для сегментації нових зображень у реальному часі. Подаючи зображення в модель, вона автоматично генерує маску сегментації, яка визначає цікаві регіони зображення.

Семантична сегментація забезпечує тонке, точне розуміння вмісту зображення. Саме це робить його таким корисним у багатьох сферах, включаючи комп'ютерне зір, штучний інтелект та аналіз зображень. Створюється навчальний набір даних, включаючи анотовані зображення, де кожен піксель позначено відповідним семантичним класом. Ці анотації можуть бути виконані вручну людьми-анотаторами або автоматично за допомогою комп'ютерних методів обробки зображень. Потім будується згорткова нейронна мережа (CNN), спеціально розроблена для семантичної сегментації. Популярні архітектури включають мережі повністю згорткової сегментації (FCN), глибокі залишкові нейронні мережі (ResNet) або кодери-декодери. Нейронна мережа навчається на анотованому навчальному наборі даних, щоб навчитися пов'язувати кожен піксель зображення з відповідним семантичним класом. Під час навчання мережа

коригує свої ваги та параметри за допомогою методів оптимізації, таких як градієнтний спуск, щоб мінімізувати різницю між прогнозами мережі та фактичними анотаціями. Після навчання модель оцінюється в наборі даних перевірки, щоб оцінити її продуктивність з точки зору точності, запам'ятовування та інших показників ефективності сегментації. За потреби можна застосувати методи оптимізації для покращення продуктивності моделі. Після навчання модель можна використовувати для сегментації нових зображень у реальному часі, призначаючи кожному пікселю зображення передбачений семантичний клас. Це забезпечує точну, детальну сегментацію вмісту зображення, що корисно в багатьох програмах, таких як автономне водіння, відеоспостереження, картографування та багато інших.

Сегментація зображень має безліч застосувань у різних сферах штучного інтелекту. Сегментація зображення використовується для розрізнення та ізоляції різних об'єктів на зображенні. Ця здатність має вирішальне значення для автоматичного розпізнавання об'єктів, коли системам штучного інтелекту потрібно ідентифікувати конкретні об'єкти в складній сцені. Наприклад, у програмах відеоспостереження сегментація зображення дає змогу виявляти та відстежувати рухомі об'єкти, такі як транспортні засоби чи люди, що важливо для безпеки та спостереження. У медицині сегментація зображення використовується для аналізу медичних зображень, таких як КТ і МРТ. Сегментація зображення допомагає медичним працівникам діагностувати захворювання, планувати лікування та оцінювати прогрес пацієнтів з більшою точністю. Зокрема, шляхом ідентифікації та диференціації анатомічних структур, уражень або аномалій. У комп'ютерному зорі сегментація зображення використовується для виділення важливих візуальних характеристик із зображень, таких як контури, текстури або області інтересу. Потім цю інформацію можна використовувати для таких завдань, як розпізнавання обличчя, реконструкція 3D-об'єктів або доповнена реальність. У промисловості та робототехніці сегментація зображення використовується для керування роботами та машинами в таких завданнях, як складання, перевірка якості або

маніпулювання об'єктами. Сегментуючи зображення робочої сцени, системи штучного інтелекту можуть ідентифікувати та точно локалізувати елементи, з якими роботи повинні взаємодіяти, забезпечуючи ефективну автоматизацію промислових процесів.

2.2 Архітектури штучних нейронних мереж

Завдяки розвитку згорткових нейронних мереж класифікація зображень досягла значного прогресу з точки зору продуктивності. До появи згорткових нейронних мереж найпоширенішими методами автоматичної класифікації зображень були алгоритми:

- найближчі сусіди (англійською k-Nearest Neighbors, k-NN);
- опорні векторні машини або роздільники з широкими полями (Support Vector Machine, SVM);
- випадкові ліси (англ. Random Forest).

Штучний інтелект – це використання методів і технік, що дозволяють симулювати людський інтелект. Штучний нейрон – це набір математичних операцій. Перш за все, вага та зміщення застосовуються афінним чином до вхідного значення: в аналізі зображення це значення пікселя. Потім до проміжного результату застосовується функція активації для представлення даних у просторі даних цієї функції. Часто ця функція активації є нелінійною, оскільки вона дає змогу представляти складні дані, де лінійна комбінація не працює.

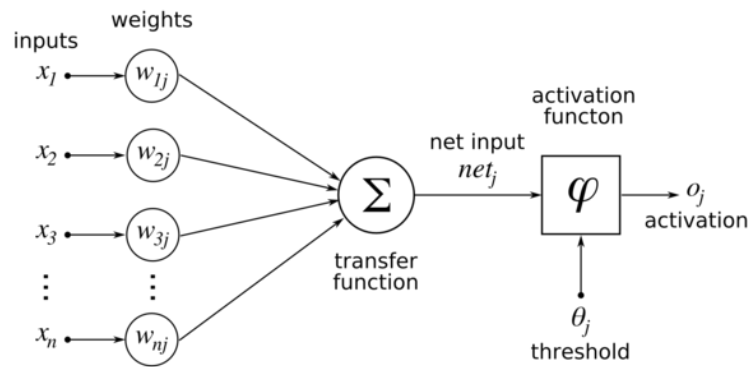


Рисунок 2.2 – Структура штучного нейрона

Архітектура згорткової нейронної мережі формується послідовністю блоків обробки для вилучення характеристик, що відрізняють клас, що належить зображенню, від інших. Блок обробки складається з одного або кількох:

- шари згортки (CONV), які обробляють дані з рецептивного поля;
- шари коригування (ReLU), які часто неправильно називають «ReLU» щодо функції активації (блок лінійного випрямлення);
- об'єднання шарів (POOL), що дозволяє стискати інформацію за рахунок зменшення розміру проміжного зображення (часто шляхом субдискретизації).

Блоки обробки тривають до кінцевих рівнів мережі, які виконують класифікацію зображення та обчислення похибки між прогнозом і цільовим значенням:

- «повністю підключений» (FC) рівень, який є рівнем персептронного типу;
- шар втрат (LOSS).

Спосіб, яким рівні згортки, корекції та об'єднання пов'язані між собою в блоках обробки, а також блоки обробки між ними, робить мережеву архітектуру унікальною.

Ядро згортки має розмір плитки, часто 3*3 або 5*5. Аналізована область (рецептивне поле) дещо більша за серцевину, оскільки додається сходинка; так що рецептивні поля перекриваються. Ця підказка дозволяє отримати краще представлення зображення та покращити послідовність його обробки. Аналіз характеристик зображення за допомогою ядра згортки є операцією фільтрації з

асоціацією вагових коефіцієнтів для кожного пікселя. Застосування фільтра до зображення називається згорткою. Після згортки виходить карта ознак, яка є абстрактним зображенням. Її значення залежать від параметрів застосованого ядра згортки і значень пікселів вхідного зображення. Шар згортки – це стек згорток. Дійсно, зображення проходить через кілька ядер згортки, які створюють кілька вихідних карт ознак. Кожне ядро згортки має параметри, специфічні для інформації, яку шукають у зображенні (наприклад ядро згортки типу фільтра Собела має параметри, що дозволяють шукати контури на зображенні).

Вибір параметрів ядра згортки залежить від розв'язуваної задачі. При методах глибокого навчання ці параметри автоматично вивчаються алгоритмом із навчальних даних. Зокрема, завдяки техніці градієнтного зворотного поширення, яка дозволяє регулювати параметри відповідно до значення градієнта функції втрат. Функція втрат обчислює похибку між прогнозованим значенням і цільовим значенням (рисунок 2.3).

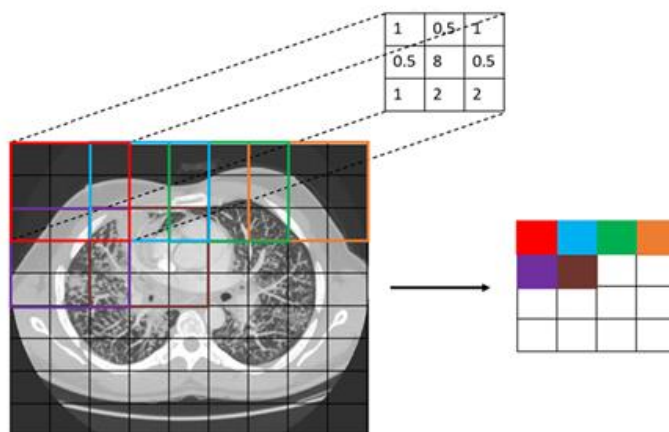


Рисунок 2.3 – Приклад обробки цифрового зображення на основі згортки вікном 3x3

Рівень корекції або активації – це застосування нелінійної функції до карт функцій, виведених із шару згортки. Роблячи дані нелінійними, це полегшує виділення складних ознак, які неможливо змодельовати за допомогою лінійної комбінації алгоритму регресії.

Найбільш використовувані нелінійні функції:

сигмоподібна або логістична:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}};$$

гіперболічний тангенс:

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1.$$

Як правило, шар об'єднання регулярно вставляється між шарами корекції та згортки. Завдяки зменшенню розміру карт функцій, а отже, і кількості мережевих параметрів, це прискорює час обчислення та зменшує ризик переобладнання. Найбільш поширеною операцією об'єднання є максимальна: $\text{MaxPool}(2*2, 2)$. Вона ефективніша за середнє значення, оскільки максимізує вагу сильних активацій. Вона застосовується до виходу попереднього шару як фільтр згортки розміром $(2*2)$ і рухається з кроком 2. На виході шару об'єднання виходить карта ознак, стиснута в 4 рази.

Шар FC знаходиться в кінці мережі. Це дозволяє класифікувати зображення за характеристиками, отриманими послідовністю блоків обробки. Він повноцінний, тому що всі входи шару підключені до його вихідних нейронів. Вони мають доступ до всієї вхідної інформації. Кожен нейрон присвоює зображенню значення ймовірності приналежності до класу і серед C можливих класів. На відміну від фази виділення ознак, де нейрони обробки незалежні один від одного і мають доступ лише до інформації з рецептивного поля, яке вони обробляють.

Рівень втрат є останнім рівнем мережі. Він обчислює похибку між прогнозом мережі та фактичним значенням. Під час завдання класифікації випадкова змінна є дискретною, оскільки вона може приймати лише значення 0 або 1, що представляє приналежність (1) чи ні (0) до класу. Ось чому

найпоширенішою і найбільш прийнятною функцією втрат є функція крос-ентропії. Це походить із поля теорії інформації та вимірює загальну різницю між двома розподілами ймовірностей (прогнозування моделі та реальність) для випадкової величини або набору подій.

Проведемо аналіз найбільш визнаних та ефективних архітектур для класифікації медичних зображень (рисунок 2.4).

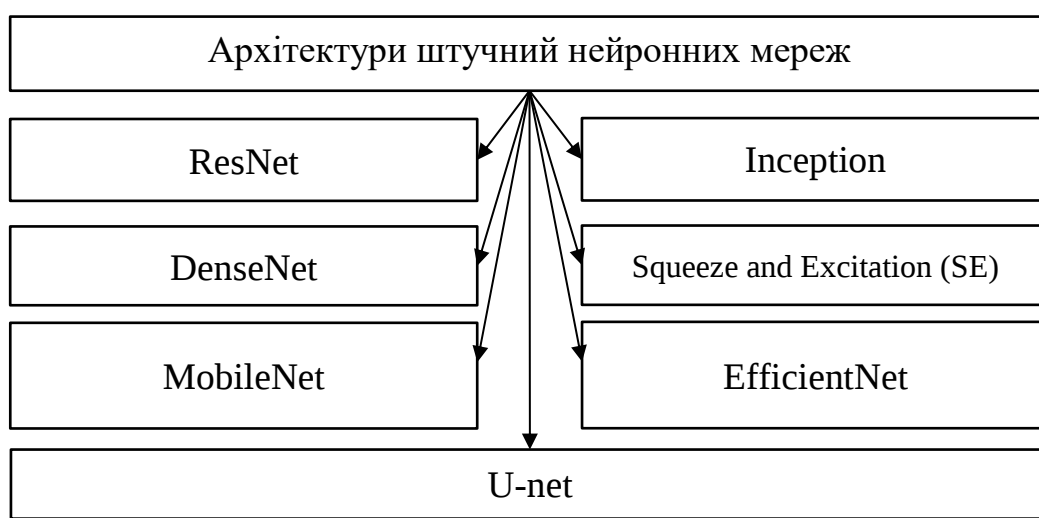


Рисунок 2.4 – Архітектури штучний нейронних мереж для обробки цифрових біомедичних зображень

Моделі ResNet зробили величезний внесок у використання дуже глибоких нейронних мереж. Їх особливостями є те, що вони обмежили втрати градієнта в його найглибших шарах та додавання залишкового зв'язку між кожним шаром згортки (рисунок 2.5).

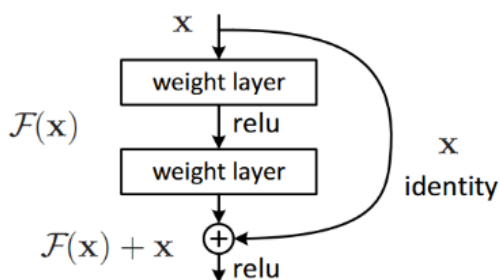


Рисунок 2.5 – Модель ResNet

Перевагами цих мереж є їхня здатність зменшувати градієнтний витік у нижніх шарах мережі та можливість їх масштабування по глибині. Останнє дозволяє налаштувати архітектуру відповідно до завдання класифікації, яке необхідно виконати. Незважаючи на те, що вони дорогі з точки зору обчислювальних ресурсів, вони дають дуже хороші характеристики класифікації на всіх рівнях деталізації зображення, навіть на найдрібніших, таких як легеневі вузлики або внутрішньочерепні крововиливи. Завдяки своїй модульній архітектурі вони належать до сімейства моделей під назвою «Мережа в мережі». Ці мережі являють собою набір мікроархітектури або блоків обробки. Цей набір дає змогу отримати макроархітектуру (тобто саму кінцеву мережу).

Архітектура Inception має на меті зменшити споживання ресурсів дуже глибокими згортковими нейронними мережами (dcnn), що є загальним для моделей мережі в мережі. Щоб зафіксувати мінливість набору даних, уникаючи різкого споживання ресурсів. Комбінуючи кілька фільтрів різного розміру на одному рівні мережі, можна отримувати інформацію різного масштабу. Однак ця методика передбачає збільшення споживання ресурсів, оскільки на цьому кроці обчислюється більша кількість параметрів, ніж якби був лише один фільтр. Щоб зменшити споживання ресурсів, пов'язаних із використанням кількох фільтрів, використовується математичний трюк для зменшення розміру зображення, яке аналізується фільтрами 3×3 і 5×5 , шляхом додавання кроку фільтрації 1×1 . Таким чином, згортка розміром 1×1 виконує операцію об'єднання значень пікселя в просторі розмірності зображення. Наприклад, якщо вхідне зображення має 3 канали (rgb), то після згортки 1×1 вихідне зображення матиме 1 канал. Зменшення розмірності дозволяє зберегти інформацію, зменшуючи при цьому витрати ресурсів під час наступного кроку згортки з фільтром розміру 3×3 . У медичній візуалізації архітектура Inception часто використовується для класифікації аномалій.

Швидко з'явилися похідні від цієї архітектури, такі як Xception або Inception-ResNet. Обидва дають хороші результати в класифікації медичних зображень (наприклад, класифікація КТ-зображень легенів для виявлення covid-

19 або зложісних легеневих вузликів). Xception замінює модулі Inception модулями згортки, що розділяються по глибині і додає залишкові посилення. Такий підхід дозволяє значно скоротити використання ресурсів під час розрахунку матриці, не змінюючи кількість параметрів. Inception-ResNet інтегрує залишкове посилення в модулі Inception і значно покращує продуктивність моделі в класифікації порівняно з попередніми версіями архітектури Inception (рисунок 2.6).

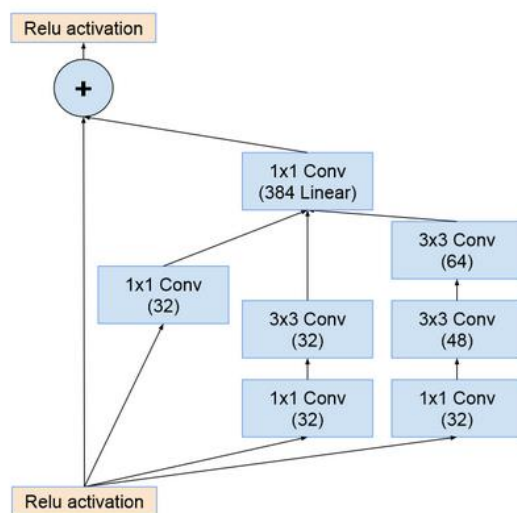
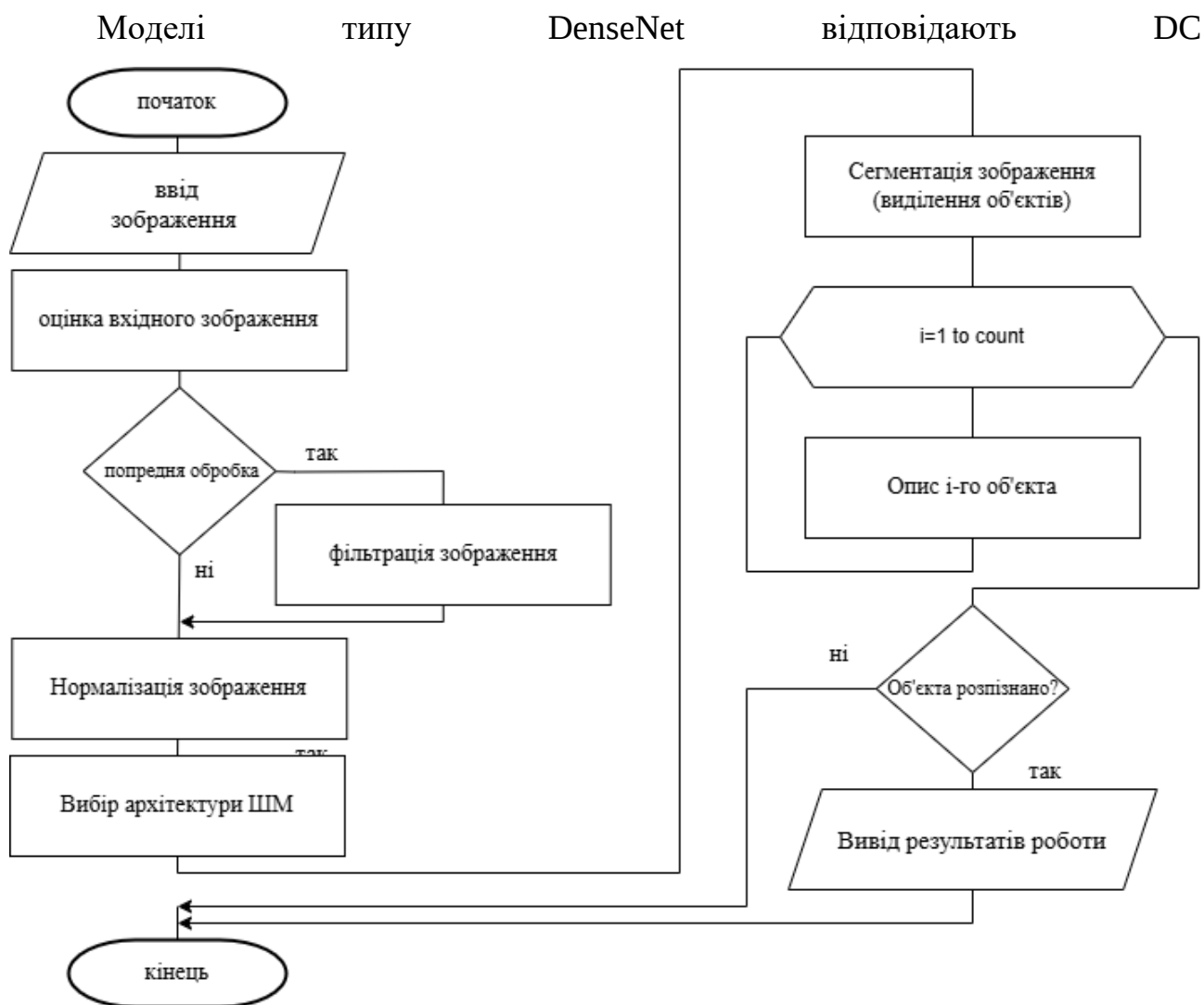


Рисунок 2.6 – Модель Inception-ResNet



NN. Кожен рівень мережі має як вхідні дані попередніх рівнів. Ця функція збільшує кількість мережевих з'єднань на L для традиційної CNN з L рівнів з одним з'єднанням між кожним рівнем до $[L(L-1)]/2$. Незважаючи на те, що архітектура DenseNet має подібний підхід до архітектури ResNet, з додаванням коротких зв'язків між шарами, вона суттєво відрізняється способом врахування інформації з попередніх рівнів: Архітектура DenseNet використовується як для класифікації патологій (наприклад, кісти підшлункової залози, або навіть тимоми рівня I і II згідно з класифікацією Masaoka-Koga), так і для мультиорганної сегментації коли він зібраний з іншими архітектурами, специфічними для цього завдання.

Моделі типу Squeeze and Excitation (SE) пропонують явно моделювати взаємозалежності між розмірами зображення, щоб покращити просторове

кодування його характеристик. Блоки обробки SE складаються з двох послідовних частин: стискання та збудження.

На етапі стискання із вихідної карти об'єктів шару згортки F_{tr} виконується перетворення F_{sq} об'єктів глобального середнього об'єднання (GaP). Графічно, початкові ширини та довжини карти ознак подрібнюються, щоб отримати ширину та довжину, що дорівнюють 1. Отримується згорнутий вектор об'єктів розміру $(1 \times 1 \times \text{кількість каналів карти ознак})$.

На етапі збудження з цього вектора обчислюється перетворення $F_{ex}(W)$ типу шару «повністю зв'язаний». Для кожного каналу асоціюється ваговий коефіцієнт, який потім активується нелінійною функцією, щоб отримати значення ймовірності вкладу каналу в мережеве завдання. На виході блоку SE отримуємо вихідну карту ознак шару згортки F_{tr} , зважену за важливістю каналів. Такий підхід дозволяє зосередити увагу мережі на репрезентативних каналах карти функцій (рисунок 2.7).

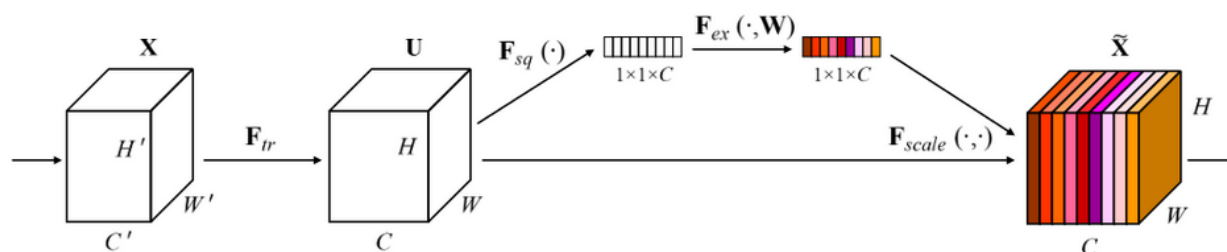


Рисунок 2.7 – Модель Squeeze and Excitation(SE)

Ця архітектура використовується в поєднанні з базовою архітектурою CNN, наприклад, типу ResNet. У медичній візуалізації його часто використовують для класифікації аномалій, таких як легеневі вузлики, де просторова інформація є високодискримінаційною.

Архітектура MobileNet, як і Xception, використовує згортки, що розділяються по глибині. Ці згортки є формою факторизованих згорток, де стандартна згортка розкладається на глибинну згортку, а згортка 1×1 називається поточною згорткою. Ця факторізація значно скорочує час обчислення та

розмір моделі. До цих згорток було додано два прості глобальні гіперпараметри, які забезпечують ефективний компроміс між затримкою та точністю: множник ширини (англійською мовою *width multiplier*) для більш точної моделі, множник роздільної здатності (англійською мовою *resolution multiplier*) для скороченого представлення. Цей тип моделі був розроблений для використання на портативному пристрої (смартфоні, планшеті) або у вбудованій системі. У медичній візуалізації це цікаво для використання в клінічній рутині для виявлення та класифікації аномалій, таких як злоякісні легеневі вузлики.

Підхід моделей EfficientNet полягає в тому, щоб запропонувати рівномірне масштабування 3-х вимірів CNN, що використовується як основа (MobileNet, ResNet). Для цього глибина, ширина та роздільна здатність мережі змінюються за допомогою складного коефіцієнта. Це результат задачі оптимізації, яка максимізує точність моделі з обмеженням обмеженого споживання ресурсів. Основними перевагами цих архітектур є отримання хороших характеристик узагальнення для класифікації, навіть невеликих анатомічних структур або невеликих аномалій використовуючи невелику кількість обчислювальних ресурсів за рахунок обмеження кількості параметрів мережі.

2.3 Алгоритм виділення мікрооб'єктів на біомедичному зображенні

Алгоритм виділення таких об'єктів зазвичай базується на кількох етапах обробки зображень. Перший етап – це попередня обробка зображення, метою якої є зменшення шуму та покращення контрасту. Для цього використовуються різні методи фільтрації, такі як медіанна фільтрація або Гауссів фільтр, які допомагають усунути шуми, що можуть заважати точному аналізу. Після попередньої обробки необхідно провести виділення окремих елементів на зображенні. Для цього застосовують методи, що дозволяють виділяти об'єкти на зображенні за різними ознаками (форма, розмір, інтенсивність кольору тощо).

Максимально ефективний результат надають методи машинного навчання які використані для автоматичного виявлення меж об'єктів, що полегшує процес їх подальшого аналізу. Після сегментації виконується етап постобробки, який включає у себе видалення непотрібних дрібних компонентів, що не є мікрооб'єктами, а також об'єднання чи розбиття сегментованих областей на більш точні одиничні об'єкти. Це дозволяє отримати чітке виділення потрібних елементів для подальшого аналізу.

Для більшої зручності аналізу запропонованого алгоритму його було представлено у вигляді блок схеми. Дана блок схема наведена на рикунку 2.8.

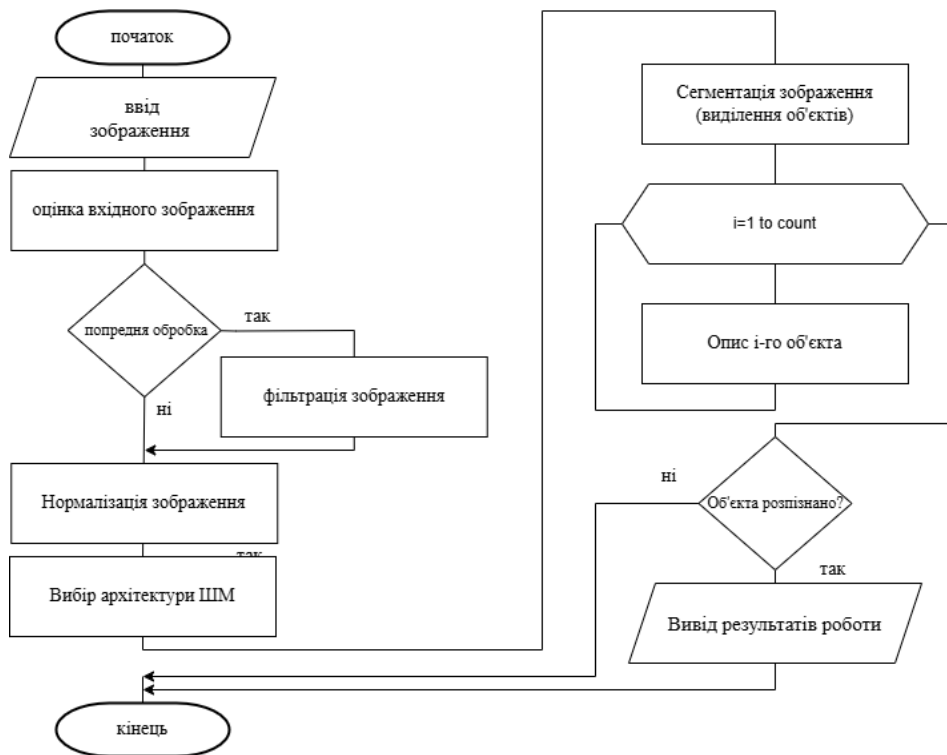


Рисунок 2.8 – Блок-схема алгоритму опису цифрових біомедичних зображень

Використання елементів штучного інтелекту дозволяє значно спростити етап розбиття вхідного зображення на окремі області з подальшим його описом. Використання інших підходів для розділення цифрових зображень (кластеризація, порогова обробка) результати з нижчим рівнем якості. Проте їх використання доцільно при умові опрацювання зображень з менш складною

внутрішньою структурою. Запропонований алгоритм має наступну послідовність кроків:

- 1) Отримання вхідного цифрового зображення I_m .
- 2) Попередня оцінка. Якщо зображення не містить шумів (невелику кількість), то перехід на крок 4.
- 3) Якщо вхідне зображення низької якості активація механізму фільтрації з метою покращення зображення.
- 4) Виконання нормалізації вхідного зображення для відповідності вхідним потребам алгоритму сегментації на основі штучних нейронних мереж.
- 5) Вибір архітектури штучної нейронної мережі, та встановлення параметрів її роботи.
- 6) Сегментація вхідного біомедичного зображення засобами ШНМ.
- 7) Аналіз результатів виділення мікрооб'єктів на біомедичному зображенні. Якщо результати незадовільні, то корекція параметрів роботи ШНМ та повернення на крок 6.
- 8) Обчислення характерних ознак мікрооб'єктів біомедичних зображень та формування загального опису цифрового зображення.
- 9) Вивід результатів та завершення процедури обробки зображення.

2.4 Висновки до розділу

Аналітичний огляд методів та алгоритмів сегментації цифрових зображень на основі аналізу результатів їх роботи дозволив виділити групу технологій для виділення мікрооб'єктів на цифрових біомедичних зображеннях;

Розроблено алгоритм виділення характерних ознак елементів біомедичних зображень на основі штучних нейронних мереж, що дозволило спроектувати внутрішню архітектуру системи автоматизованої обробки біомедичних зображень.

3 ПРОГРАМА АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ТА ОПИСУ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Архітектура та користувацький інтерфейс програмної системи

Розробка програмного забезпечення для аналізу біомедичних зображень є складним і багатогранним процесом, що вимагає врахування численних аспектів, від точності обробки даних до інтеграції з іншими медичними системами. Це завдання потребує висококваліфікованих фахівців у галузях програмування, медичних технологій, обробки зображень та штучного інтелекту. Однак кожен етап розробки програмного забезпечення має свої унікальні особливості та вимоги, які потрібно враховувати для створення ефективних та надійних рішень.

Біомедичні зображення мають кілька важливих особливостей, які визначають вимоги до програмного забезпечення для їх обробки. Однією з основних характеристик є великий обсяг даних, які часто можуть бути важкими для зберігання та обробки без спеціалізованих інструментів. Це зображення можуть мати високу роздільну здатність, містити тривимірні дані або бути багатоканальними (наприклад, зображення, отримані за допомогою МРТ, можуть включати в себе дані для різних анатомічних планів). Крім того, біомедичні зображення часто мають велику варіативність у якості, яка залежить від типу сканера, умов сканування та інших факторів. Погана якість зображення або наявність артефактів може ускладнити діагностику та обробку даних. Наприклад, на рентгенівських зображеннях можуть бути помітні різноманітні шуми або спотворення, а ультразвукові зображення можуть мати непостійне розділення через рух пацієнта або обмеження апарата.

Програмне забезпечення для аналізу біомедичних зображень повинно виконувати низку завдань, що забезпечують точність і надійність діагностики. Окрім необхідно забезпечити основні етапи для повного процесу обробки даних. **Попередня обробка зображень**, що отримуються з медичних апаратів необхідна для очищення та корекції. Наприклад, треба усунути шуми, вирівняти яскравість,

нормалізувати контраст або вирізати нерелевантні області. Для цього використовуються різноманітні фільтри та методи, зокрема, фільтри Гаусса, фільтри для усунення артефактів, а також методи для компенсації неоднорідного освітлення. Сегментація полягає в поділі зображення на різні області або структури, наприклад, виділення органів, пухлин або кровоносних судин. Це завдання є складним через варіативність розмірів, форми і контрастності різних об'єктів на зображенні. Для вирішення цього завдання часто застосовуються методи машинного навчання та штучних нейронних мереж, що дозволяють адаптивно підходити до різних типів зображень і забезпечувати високу точність. Після сегментації необхідно здійснити аналіз виявлених об'єктів. Наприклад, для виявлення пухлин або патологічних змін можна обчислювати їхні розміри, форму, об'єм та інші характеристики. Для цього використовуються різні алгоритми аналізу зображень, такі як методи класифікації або аналізу ознак, які можуть базуватися на статистичних методах або методах глибокого навчання. Результати обробки зображення повинні бути зрозуміло представлені лікарю. Це означає, що програмне забезпечення повинно дозволяти візуалізувати результати аналізу, показуючи зображення з виділеними патологічними зонами або іншими важливими елементами. Крім того, лікар повинен мати можливість перевірити правильність результатів і, якщо потрібно, коригувати їх.

Розробка програмного забезпечення для аналізу біомедичних зображень передбачає використання різноманітних технологій і методів, серед яких можна виокремити кілька основних напрямків. Обробка біомедичних зображень вимагає ефективних алгоритмів для виконання операцій з пікселями, таких як фільтрація, виділення контурів, зміна масштабу та інші. Для реалізації таких операцій використовуються бібліотеки, що забезпечують швидку обробку зображень, наприклад, OpenCV, ITK, SimpleITK. Завдяки розвитку штучного інтелекту та машинного навчання, програмне забезпечення для аналізу зображень стало набагато точнішим і ефективнішим. Глибоке навчання, зокрема, дозволяє створювати нейронні мережі для автоматичної сегментації та класифікації зображень. Для цього використовуються спеціалізовані

фреймворки, такі як TensorFlow, PyTorch, Keras. Особливо велике значення в аналізі біомедичних зображень мають згорткові нейронні мережі (CNN), які відмінно справляються з обробкою зображень, виявленням об'єктів на них та їх класифікацією. Програмне забезпечення для аналізу біомедичних зображень має бути інтегровано в загальну екосистему медичних інформаційних систем. Це включає електронні медичні картки (EMR), системи зберігання та управління зображеннями (PACS), а також системи телемедицини. Важливим аспектом є забезпечення сумісності з різними стандартами, такими як DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine), що є основним стандартом для медичних зображень.

Для створення ефективного програмного засобу для обробки та аналізу біомедичних зображень необхідно спроектувати гнучку архітектуру, що зможе вільно модифікуватись та налаштовуватись в залежності від поставлених перед нею задач. Окрім того дана архітектура повинна дозволити проводити процес реалізації окремих елементів не залежно від готовності інших структурних одиниць. На рисунку 3.1 наведено узагальнену структуру програмного додатку, що ілюструє основні програмні модулі, а також взаємозв'язку між ними.

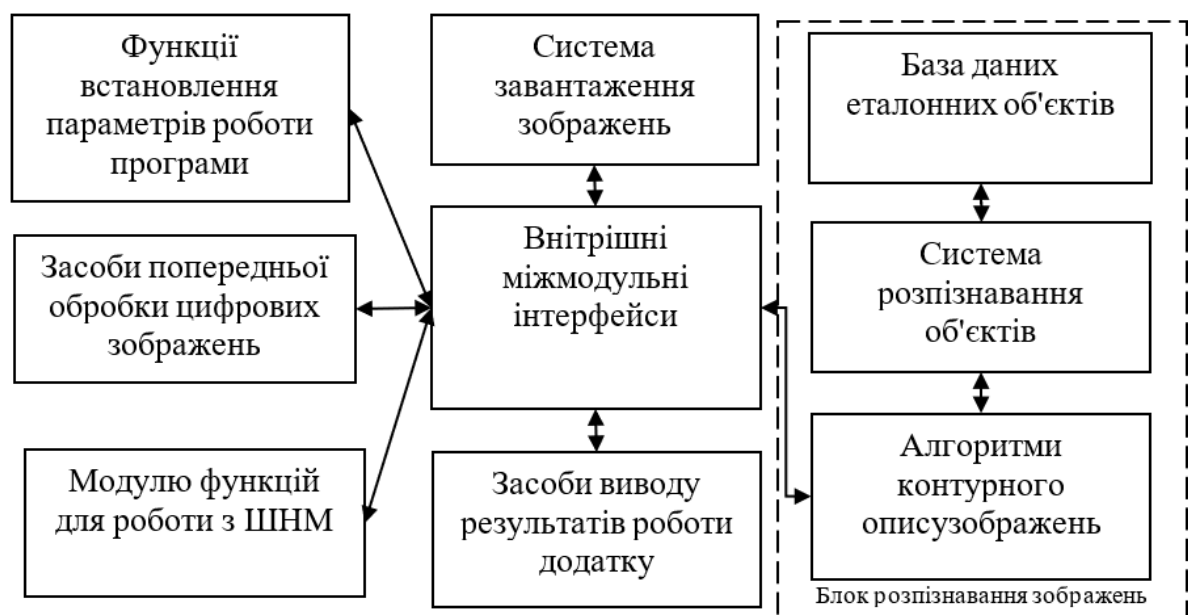


Рисунок 3.1 – Структура внутрішніх елементів програмного додатку обробки біомедичних зображень та взаємозв'язків між ними

Програмний додаток для обробки біомедичних зображень є складною системою, що складається з кількох взаємопов'язаних блоків. Згідно з описаною схемою, основні компоненти програми поділяються на дві частини: система обробки зображень (ліва частина схеми) та блок розпізнавання зображень (права частина схеми).

Блок встановлення параметрів роботи програми. Цей модуль відіграє ключову роль на етапі налаштування програми. Він відповідає за ініціалізацію та конфігурацію всіх важливих параметрів, необхідних для правильної роботи програми. За допомогою даного блоку користувач може налаштувати параметри обробки зображень (визначити рівень фільтрації шумів, вибрати алгоритм сегментації тощо), визначити конфігурацію режимів роботи програми (вибір між автоматичним або ручним режимом аналізу, встановити параметри для глибокого навчання або настроїти алгоритм класифікації). Даний модуль передає налаштування до системи завантаження зображень, де зображення обробляються в залежності від вибраних параметрів, а також взаємодіє із засобами попередньої обробки зображень для налаштування алгоритмів фільтрації та нормалізації.

Система завантаження зображень. Модуль завантаження зображень є важливою частиною програми, оскільки він забезпечує введення біомедичних даних у систему. Модуль дозволяє користувачам завантажувати різноманітні біомедичні зображення, отримані за допомогою різних апаратів джерел даних, проводить конвертації в єдиний формат для подальшої обробки. В результаті своєї роботи модуль передає зображення для подальшої обробки в засоби попередньої обробки, а також може взаємодіяти з базою даних еталонних об'єктів для перевірки якості завантажених зображень і порівняння з відомими зразками.

Модуль попередньої обробки цифрових зображень. Попередня обробка є важливим етапом, який підготує зображення до подальшого аналізу. Серед основних функцій даного модуля слід відмітити можливості фільтрації шумів та покращення якості зображень, нормалізація яскравості, контрасту, масштабу для забезпечення точнішого аналізу зображення приводяться до єдиного масштабу,

а також відкориговуються за яскравістю та контрастом, щоб полегшити виявлення деталей. Модуль обмінюється результатами попередньої обробки із внутрішніми міжмодульними інтерфейсами, які передають оброблені зображення до подальших блоків для аналізу. Інтегрується із системою завантаження зображень для отримання початкових даних і підготовки їх до сегментації.

Модуль функцій для роботи з ШНМ. Функціями даного модуля здійснюється сегментація об'єктів на основі нейронних мереж. Нейронні мережі використовуються для розділення зображення на окремі об'єкти (клітини, тканини, пухлини), що важливо для подальшого аналізу. Для уфективної роботи даного модуля йому необхідна активна взаємодія з іншими блоками архітектури для обміну результатами аналізу, а також він передає дані до блоку розпізнавання зображень для порівняння з еталонними об'єктами.

Внутрішні міжмодульні інтерфейси виконують важливу роль у забезпеченні взаємодії між різними частинами програми. Цей компонент гарантує безперешкодний обмін даними між системою обробки зображень і блоком розпізнавання об'єктів, забезпечуючи узгодженість форматів даних. Інтерфейси приймають дані з засобів попередньої обробки, системи завантаження та модуля штучного інтелекту і передають їх до системи розпізнавання об'єктів і виводу результатів. Вони забезпечують узгодженість між різними модулями програми, що дозволяє коректно обробляти і передавати дані.

Засоби виводу результатів роботи додатку відповідають за кінцеву презентацію результатів аналізу. Цей модуль забезпечує візуалізацію, де можуть бути представлені зображення з сегментованими ділянками, що містять виявлені патології або аномалії, а також графіки чи тривимірні моделі для полегшення сприйняття результатів. Програма також генерує текстові звіти, що містять детальну інформацію про виявлені об'єкти, їхні характеристики, розміри та форми. Отримані дані передаються через внутрішні міжмодульні інтерфейси, і

модуль виводу взаємодіє безпосередньо з функціями для роботи з штучним інтелектом для відображення результатів.

База даних еталонних об'єктів є важливою складовою частиною програми, оскільки вона забезпечує наявність еталонних зразків для порівняння результатів аналізу. Вона зберігає зображення здорових органів, структур і патологічних змін, що використовуються для перевірки точності розпізнавання. База також містить дані для тренування та валідації алгоритмів машинного навчання і нейронних мереж. Вона інтегрується з системою розпізнавання об'єктів для порівняння з еталонними зразками та перевірки результатів розпізнавання.

Система розпізнавання об'єктів відповідає за ідентифікацію біомедичних структур на зображеннях. Вона використовує методи машинного навчання для класифікації та виявлення патологій або аномалій, таких як пухлини. Крім того, система дозволяє здійснювати ручне порівняння з еталонними зразками для верифікації результатів автоматичного аналізу. Дані з внутрішніх міжмодульних інтерфейсів і алгоритмів контурного опису використовуються для точної ідентифікації об'єктів на зображеннях.

Алгоритми контурного опису зображень відповідають за точне визначення меж об'єктів на зображеннях. Вони здійснюють сегментацію, що дозволяє виділяти об'єкти для подальшого аналізу. Результати контурного опису передаються до системи розпізнавання об'єктів для точної ідентифікації патологій або інших медичних структур.

Структура програмного додатку для обробки біомедичних зображень є гнучкою та модульованою, що забезпечує високу ефективність і масштабованість системи. Всі блоки взаємодіють між собою через внутрішні інтерфейси, що дозволяє зберігати єдність і узгодженість на всіх етапах обробки зображень.

Для проведення оцінки запропонованої структури та з метою виявлення проблемних ситуацій в процесі реалізації програмного додатку було здійснено моделювання запропонованої архітектури за допомогою моделей UML. UML є стандартним інструментом для моделювання програмних систем, що робить

процес розробки більш стандартизованим і зрозумілим для всіх учасників проекту. Використання загальноприйнятих діаграм дозволяє розробникам, аналітикам і замовникам мати спільне уявлення про систему, що сприяє зменшенню ризику непорозумінь і спрощує комунікацію між усіма сторонами.

Для отримання цілісної оцінки моделювання проводилось у декілька етапів, на кожному з яких досліджувалась важлива для цілісної роботи компонента. Це важливо, оскільки на етапі проектування часто виникають складнощі в розумінні того, як різні частини системи повинні взаємодіяти між собою. Використання діаграм прецедентів дає можливість описати основні функціональні можливості системи з точки зору кінцевих користувачів, що дозволяє чітко зафіксувати вимоги до системи та узгодити їх із замовниками або кінцевими користувачами. На рисунку 3.2 наведено можливості взаємодії груп акторів «Користувач» з програмною системою.

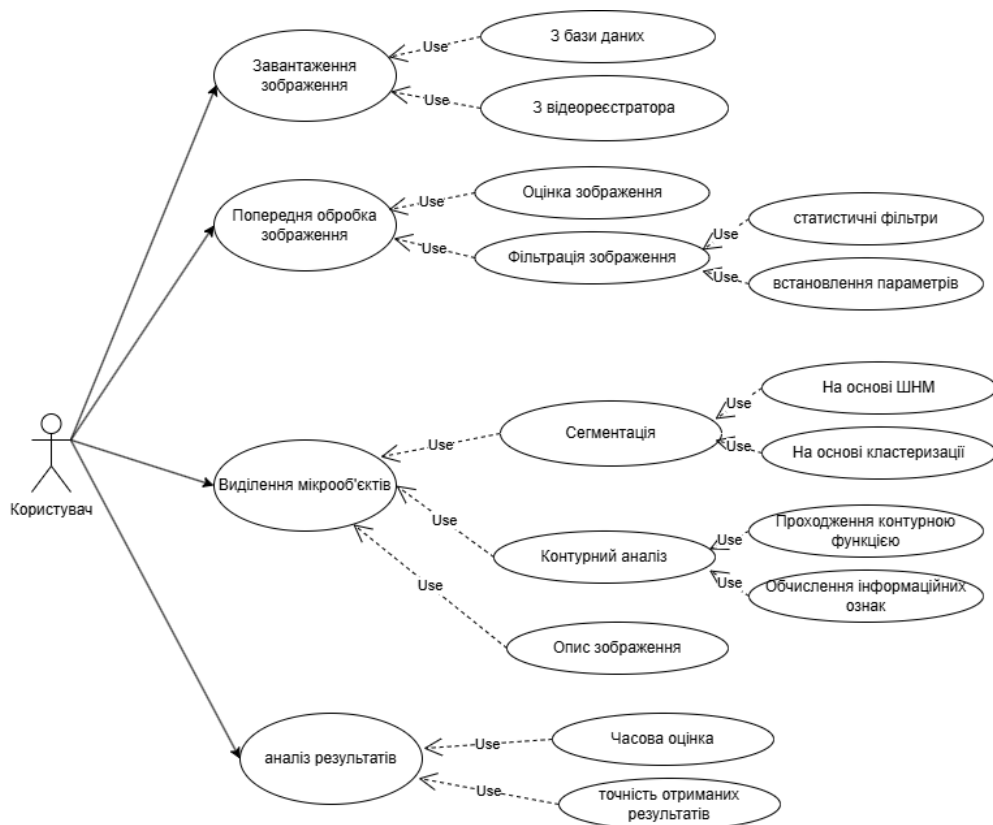


Рисунок 3.2 – Аналіз можливості взаємодії користувачів з програмною системою на основі діаграм прецедентів

Проведене моделювання дозволило проілюструвати та дослідити множину функціональних можливостей які надають системою для користувача при використанні системи обробки біомедичних зображень. Набір функцій є повним та дозволяє провести процес обробки зображення на усіх етапах процесу аналізу від завантаження до вирмевання звіту за результатами проведеного аналізу. Проте, в системі передбачені механізми для підвищення стійкості системи при некоректних діях користувачів. Програма може виконувати деякі операції з обробки біомедичного зображення в автоматичному режимі. Це з однієї сторони зменшує вплив користувача на кінцевий результат роботи, проте дозволяє використовувати систему користувачами з меншим досвідом роботи.

Діаграма послідовностей дозволяє детально описати, як різні компоненти системи взаємодіють між собою в часі. Це важливо для виявлення потенційних проблем, таких як затримки або неправильний порядок виконання операцій. Моделювання взаємодії компонентів дає змогу з'ясувати, які сервіси або об'єкти потрібно викликати і в якому порядку, що підвищує ефективність та знижує ймовірність помилок у роботі системи. З результати моделювання можна познайомитись на рисунку 3.3.

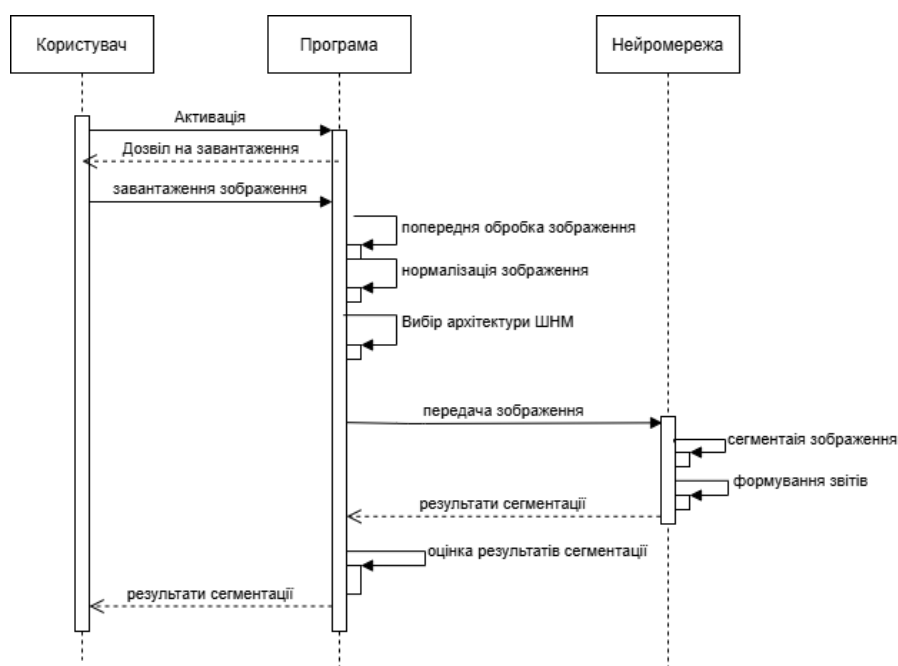


Рисунок 3.3 – Діаграма послідовності програмної системи

Використання діаграми послідовностей дозволило переконатись, що запропонована структура дозволяє виконувати весь процес обробки цифрових зображень у повній мірі, при чому в середині системи не будуть спостерігатись колізії в потоках даних. Використання регулюючого механізму у вигляді блоку контролю дозволило одночасно вирішити дві основні проблеми функціонування програмної системи. З одного боку, даний модуль дозволяє керувати послідовністю активації функції з інших модулів, що унеможливорює ситуацію некоректного запуску якогось з них. З іншого боку даний модуль контролює формати даних, що передаються між різними блоками, що дозволяє використовувати його для організації складних інтерфейсів між окремими частинами системи.

Діаграма класів UML є важливим інструментом для опису статичної структури системи. Вона дає змогу чітко визначити, які класи будуть використовуватися в програмній системі, як вони взаємодіятимуть і які атрибути та методи вони матимуть. Це важливо для того, щоб мати добре організовану структуру коду, яка буде зручна для підтримки та розширення в майбутньому. Класові діаграми допомагають розробникам зрозуміти, як правильно спроектувати об'єкти, їх властивості і методи, що сприяє зниженню складності програмної системи. Набір спроектованих класів та взаємозв'язки між ними наведено на рисунку 3.4.

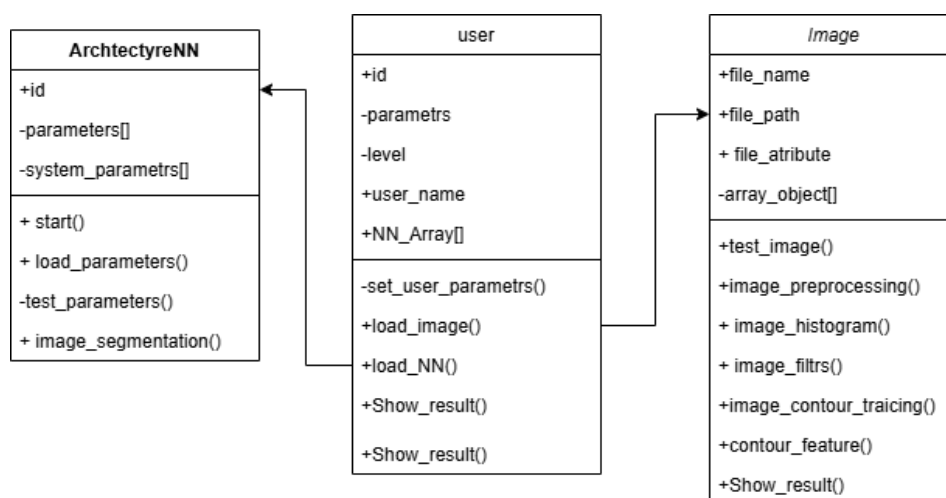


Рисунок 3.4 – Діаграма класів програмної розробки

Для реалізації програмної системи було обрано мову програмування Java, оскільки в ній вже є реалізовані набори класів які дозволяють виконувати рутинні операції по взаємодії користувача з системою, наприклад функції роботи з файлами, функції візуалізації даних, функції створення інтерфейсів тощо. Проте стандартні набори можуть вирішити тільки загальні завдання під час реалізації програмного дододатку, тому для вирішення специфічних завдань було спроектовано ряд додаткових класів. Запропоновані класи є спеціалізованими та призначені для організації роботи з цифровими біомедичними зображеннями та штучними нейронними мережами. Перший клас надає функціональні можливості для зберігання біомедичних зображень проведення над ними простих операцій, виділення інформативних ознак та створення повного опису вхідного зображення. За допомогою класу для опису архітектур нейронних мереж, який є абстрактним, можна створити множину похідних класів для опису різних архітектур. Даний підхід дозволяє стандартизувати інтерфейси для входу та виходу даних класів, при цьому в середині можна вільно модифікувати та налаштовувати самі реалізації конкретних архітектур програмних системи опрацювання цифрових біомедичних зображень.

Використання діаграм послідовностей, діаграм прецедентів та діаграм класів UML є необхідним для забезпечення ефективного, зручного та зрозумілого процесу проектування, реалізації та підтримки програмних систем. Ці діаграми сприяють чіткому розумінню вимог до системи, взаємодії між її компонентами, а також допомагають у забезпеченні модульності, масштабованості та високої якості програмного забезпечення.

Зобробка принципів взаємодії користувачів та програмних компонент є не менш важливою задачею в процесі проектування програмної системи. Зрічність засобів обміну інформацією між усіма сторонами дозволяє значно спростити процес виконання поставлених завдань та зменшити кількість неправильних команд які бують надходити від користувача до системи. Тому розробка зручного та практичного графічного інтерфейсу є актуальною та важливою задачею (рисунку 3.5).

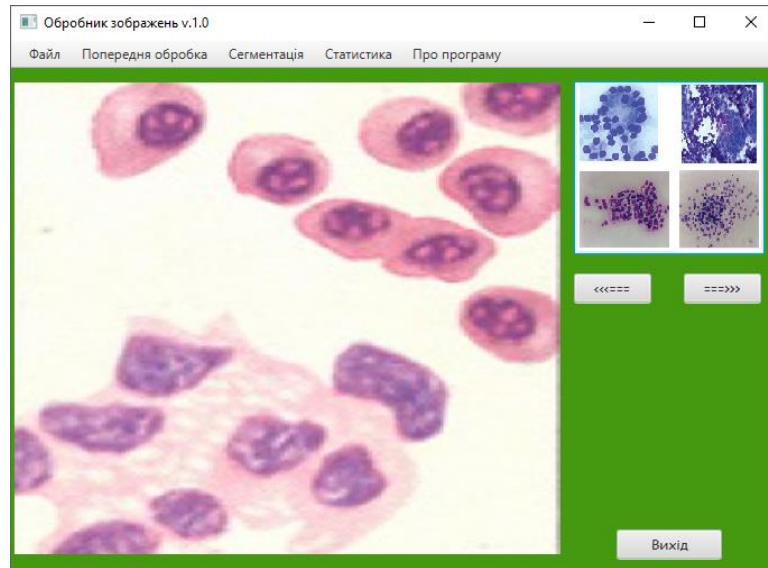


Рисунок 3.5 – Приклад графічного інтерфейса користувача системи обробки біомедичних зображень

Запропонований графічний інтерфейс базується на принципах мінімізації включення активних керуючих елементів на головному вікні програмної системи з метою максимізувати увагу користувача на цифрових зображеннях, а не на сторонніх елементах. Вікно розбите на декілька робочих областей, кожна з яких має свої функціональне призначення. Основна частина видимої частини робочого вікна виділена для візуалізації результатів роботи програмної системи. Там будуть відображатись активні біометричні зображення та результати їх опрацювання на кожному з кроків. Ліва частина призначена для організації роботи з базами даних зображень. Користувач може додавати туди зображення і вони будуть відображатись у вигляді набору мініатюр між яким можна буде переключатись. Активація основних функцій програми здійснюється за допомогою головного меню, яке має звичну для таких програм форму, що спрощує процес навчання з програмною розробкою. Запропонований інтерфейс є простим, зручним та швидким в опануванні. Він є подібним до більшості інтерфейсів програмних систем обробки цифрових зображень, тому користувачі, що мають досвід роботи з подібними програмами зможуть швидко її опанувати.

3.2 Програмні функції обробки біомедичних зображень

Програмна розробка містить ряд класів та методів, що використовують для виконання основної задачі, яка ставилася перед програмною розробкою. Розглянемо особливості реалізації деяких з них. Клас KMeans реалізує алгоритм кластеризації К-середніх для обробки зображень, зокрема для групування пікселів в два кластери на основі їх кольорових характеристик (RGB). Даний клас включає в себе наступний перелік основних атрибутів:

- `sourceImage`. Об'єкт, що представляє вихідне зображення, яке буде класифіковане. Це зображення зчитується з файлу чи безпосередньо як об'єкт `BufferedImage`.
- `bufferedImage`. Зображення після кластеризації, яке містить класифіковані пікселі, де кожен піксель належить одному з кластерів.
- `outputImage`. Вихідне зображення, яке може бути збережено після кластеризації. Це копія початкового зображення, до якого може бути застосована подальша обробка.
- `pixel_assignments`. Двовимірний масив, що зберігає інформацію про належність кожного пікселя до конкретного кластера. Це допомагає відстежувати, до якого з кластерів належить кожен піксель на зображенні.
- `WHITE`. змінна, яка представляє колір, що використовується для позначення фону або пікселів, що не належать до жодного з кластерів.

Для надання користувачеві можливості створення об'єктів даного класу в залежності від вхідної інформації реалізовано два різних конструктори. Конструктор по файлу ініціалізує об'єкт KMeans з файлу. Клас Image завантажує зображення з файлу, переданого як параметр, і викликає метод `kmeansHelper()`, який здійснює кластеризацію зображення. Конструктор по зображенню працює аналогічно, але замість файлу передається об'єкт `BufferedImage`, який вже містить зображення. Потім знову викликається метод `kmeansHelper()` для застосування кластеризації.

В даному класі біло реалізовано набір методів які дозволяють проводити процедуру обробки цифрового біомедичного зображення. Одним з основних методів є метод `kmeansHelper()`. За допомогою нього можна виконати ряд операці. Послідовність кроків, що реалізована в даному методі:

1. Отримання розмірів зображення;
2. Створення нової заготовки для зображення;
3. Запис кольорів пікселів у масив `rgb`;
4. Виклик методу `algorithm(rgb)`;
5. Запис оновлених значень у зображення;
6. Створення та запис результату.

Згідно наведеної послідовності крокі спочатку визначаються розміри зображення (ширина та висота), щоб підготувати двовимірний масив `rgb` для збереження значень кольорів пікселів зображення. Створюється нове зображення типу `BufferedImage`, яке буде містити результати кластеризації. За допомогою графіки зображення копіюється на нову створену поверхню. Для кожного пікселя зображення отримується його значення RGB і зберігається в масиві `rgb`, що дозволяє пізніше маніпулювати цими значеннями під час кластеризації. Далі здійснюється викликається внутрішнього методу `algorithm()`, який реалізує сам алгоритм К-середніх для кластеризації пікселів на основі їх кольорів. Цей метод оновлює значення масиву `rgb`, змінюючи кольори пікселів відповідно до результатів кластеризації. Після кластеризації, оновлені значення пікселів записуються назад у зображення `buffered`, що дозволяє візуалізувати результат кластеризації. В кінцевому результаті нове зображення збережеться в полі `bufferedImage`, а копія початкового зображення буде збережена в полі `outputImage` для можливості подальших операцій.

Метод `algorithm` реалізує один із варіантів кластеризації зображень, зокрема, застосовує алгоритм К-середніх (K-means), який є класичним методом кластеризації, що широко використовується для групування пікселів на основі їх кольорових характеристик (RGB). Метою цього алгоритму є групування пікселів

зображення в два кластери (за замовчуванням, оскільки параметр `NUMBER_OF_CLUSTERS` дорівнює 2) на основі їх схожості у кольорі.

На початковому етапі алгоритму визначаються два початкові кластери. Перший кластер встановлюється в центрі зображення, а другий кластер випадковим чином вибирається з пікселів, що відрізняються від першого. Це робиться через перевірку, щоб піксель, вибраний для другого кластера, не був таким же, як піксель першого кластера. Таким чином, кластери ініціалізуються на основі кольорів, вибраних із зображення. Після ініціалізації кластерів наступним кроком є присвоєння кожному пікселю зображення одного з кластерів. Для цього для кожного пікселя обчислюється відстань до кожного з кластерів. Відстань між пікселем і кластером визначається через евклідову метрику в просторі кольорів (RGBA). Кожен піксель порівнюється з кожним кластером за допомогою компонентів альфа (прозорість), червоного (R), зеленого (G) та синього (B). Піксель буде віднесений до того кластера, для якого відстань є найменшою. Після того як пікселі були розподілені між кластерами, необхідно оновити центри кластерів. Для кожного кластера обчислюються нові середні значення компонентів кольору (R, G, B, A) всіх пікселів, що належать до цього кластера. Це робиться шляхом обчислення середнього значення кожної компоненти (червоної, зеленої, синьої та альфа) серед пікселів, що належать до відповідного кластера. На основі нових середніх значень кожного з кластерів оновлюється їх представлення. Замість початкових значень кожен кластер набуває нового значення, яке відповідає середньому кольору пікселів, що були віднесені до нього. Процес кластеризації продовжується кілька ітерацій (до 100, як визначено параметром `max_iterations`). Після кожної ітерації перевіряється, чи змінилися центри кластерів порівняно з попередньою ітерацією. Якщо центри кластерів не змінилися або змінилися дуже мало, алгоритм вважається зійшовшимся, і роботу можна завершити. Якщо зміни є, то алгоритм продовжує виконувати ще одну ітерацію. Коли алгоритм завершується (або після максимальної кількості ітерацій), пікселі зображення переприсвоюються до їх відповідних кластерів. У випадку другого кластеру пікселі позначаються як

білий (значення WHITE), що, ймовірно, служить для виділення фонів або некорисних частин зображення, якщо кластеризація була проведена для виділення об'єктів на фоні. Наприкінці алгоритму виводяться значення RGB компонентів для кожного з кластерів, що допомагає користувачу побачити, як змінилися центри кластерів на кожній ітерації.

Метод `removeBackground()` відповідає за видалення фону з біомедичного зображення, або, в загальному, зображення, яке містить об'єкти, що потрібно відокремити від фону. Метод спочатку отримує розміри зображення, зчитує пікселі у вигляді RGB значень та зберігає ці значення в двовимірному масиві `rgb`. Кожен піксель зображення кодується як 32-бітове ціле число, де старші біти відповідають за компонент альфа (прозорість), а решта за кольорові компоненти: червоний, зелений та синій. Після того, як всі пікселі зображення зчитані, метод переходить до етапу модифікації значень пікселів. Тут важливою є умова, що якщо піксель не належить до об'єкта (його значення в масиві `pixel_assignments` дорівнює 0), його колір не змінюється. Якщо ж піксель належить до фону, його значення замінюється на білий (16777215 у форматі RGB). Останнім кроком є запис змінених значень RGB назад у зображення через метод `setRGB`.

```
public void removeBackground(BufferedImage image)
{
    outputI = new Image(image);
    int width = outputI.getBufferedImage().getWidth();
    int height = outputI.getBufferedImage().getHeight();
    int[][] rgb = new int[width][height];
    for(int w=0;w< outputI.getBufferedImage().getWidth(); w++){
        for(int h=0;h<outputI.getBufferedImage().getHeight(); h++){
            rgb[w][h] = outputI.getBufferedImage().getRGB(w, h); } }
    for(int i = 0; i < rgb.length; i++){
        for(int j = 0; j < rgb[0].length; ++j){
            if(pixel_assignments[i][j] == 0)
            {rgb[i][j] = clusters[pixel_assignments[i][j]];}
            else
                rgb[i][j] = 16777215;
        }
    }
    for(int w = 0; w < width; w++){
        for(int h = 0; h < height; h++){
            outputI.getBufferedImage().setRGB(w, h, rgb[w][h]); }}}}
```

Метод `crop(BufferedImage image)` призначений для обрізки зображення, тобто видалення зайвих частин зображення, що не містять корисної інформації. Цей метод використовує об'єкт `outputImage`, на основі переданого зображення. Спочатку метод визначає межі обрізки, використовуючи методи `getUp()`, `getDown()`, `getLeft()`, `getRight()`, що знаходять верхню, нижню, ліву та праву межі області зображення, яку потрібно зберегти. Після визначення цих меж метод викликає метод `crop` для об'єкта `outputImage`, щоб обрізати зображення відповідно до цих меж.

```
public void crop(BufferedImage image)
{
    outputImage.crop(WHITE);
    int up = outputImage.getUp(),
        down = outputImage.getDown(),
        left = outputImage.getLeft(),
        right = outputImage.getRight();
    outputImage = new Image(image);
    outputImage.crop(up, down, left, right);
}
```

Метод `crop()` є перевантаженою версією попереднього. Він викликається без аргументів і, за умовчанням, обрізає зображення, використовуючи стандартні значення для обрізки (ймовірно, обрізається білий фон або інші області, визначені внутрішньо в класі). Це дозволяє застосовувати обрізку без необхідності надавати додаткові параметри.

```
public void crop()
{
    outputImage.crop(WHITE);
}
```

У коді є кілька допоміжних функцій, які дозволяють отримувати окремі компоненти кольору з пікселя у форматі RGB. Функції `getRed()`, `getGreen()`, `getBlue()` і `getAlpha()` відповідають за виділення червоного, зеленого, синього та альфа-каналу (прозорість) з 32-бітового значення пікселя.

- `getRed(int pix)` витягує червоний компонент з 32-бітного числа. Для цього виконується бітовий зсув на 16 позицій, щоб перемістити червоний

компонент на перше місце, а потім застосовуються маски для отримання лише значення червоного кольору.

- `getGreen(int pix)` працює подібним чином, тільки для зеленого компонента, де застосовується зсув на 8 бітів.
- `getBlue(int pix)` отримує синій компонент без жодного зсуву.
- `getAlpha(int pix)` витягує значення прозорості (альфа-каналу), застосовуючи зсув на 24 біти.

```
private static int getRed(int pix)
{
    return (pix >> 16) & 0xFF;
}

private static int getGreen(int pix)
{
    return (pix >> 8) & 0xFF;
}

private static int getBlue(int pix)
{
    return pix & 0xFF;
}

private static int getAlpha(int pix)
{
    return (pix >> 24) & 0xFF;
}
```

Ці функції дозволяють програмі ефективно маніпулювати кольорами пікселів, а також можуть бути корисні для аналізу зображень, де потрібно змінювати або перевіряти окремі кольорові компоненти пікселів.

3.3 Тестування та аналіз реалізованого програмного модуля

Оцінка ефективності реалізованої програмної системи вимагає проведення ряду тестів та порівняння отриманих результатів з результатами програм аналогів. Для проведення підсумкових тестів було обрано робочу станцію з

середніми технічними характеристиками, які можна знайти на ринку. Використання апаратних складових з середніми характеристиками зобумовлени тим, щоб результати тестування були максимально залежними від запропонованих алгоритмів, а не потужності комп'ютерної техніки. Перелік апаратних складових комп'ютера для тестування наведено на рисунку 3.9.

Назва параметра	Значення
Процесор (CPU)	AMD Ryzen 5 5600G (6 ядер, 12 потоків, базова частота 3.9 ГГц, Turbo до 4.4 ГГц)
Оперативна пам'ять (RAM)	Kingston HyperX Fury 16GB (2x8GB) DDR4 3200 MHz
Система зберігання (вінчестер)	Samsung 970 EVO Plus 500GB NVMe SSD
Відеокарта (GPU)	Інтегрована графіка AMD Radeon Vega 7 (для AMD Ryzen 5 5600G)
Материнська плата	MSI B550-A PRO
Монітор	ASUS ProArt PA278QV 27" Full HD IPS
Операційна система	Windows 10 Pro
Клавіатура та мишка	Microsoft Wired Keyboard 600 та Microsoft Wired Mouse 100
Периферійні пристрої (камера)	Logitech C920 HD Pro Webcam
Живлення	Corsair CV450, 450W
Мережа	Realtek RTL8111H (Ethernet)
Вартість	1000\$

Рисунок 3.9 – Параметри робочої станції для тестування

Комп'ютер, оснащений процесором AMD Ryzen 5, являє собою потужне і ефективне рішення для різноманітних завдань, від повсякденної роботи до мультимедійного контенту. Його потужність дозволяє без проблем виконувати ресурсоємні операції, такі як редагування відео чи обробка зображень, а також забезпечує високий рівень продуктивності в багатозадачних сценаріях. 16 ГБ оперативної пам'яті достатньо для швидкого доступу до даних і багатозадачності. Це особливо важливо для плавної роботи в сучасних додатках, таких графічні редактори або офісні програми. Інтегрована графіка AMD Radeon забезпечує непогану графічну продуктивність для неігрових завдань, таких як перегляд відео, офісна робота або легкі графічні задачі.

Цей комп'ютер є збалансованою системою для користувачів, які потребують потужного, швидкого та надійного робочого середовища для професійної діяльності в сфері обробки цифрових зображень. Та може туди ефективно використаний на етапі тестування розробленої програмної системи.

Перед початком проведення тестових експериментів з наборами біомедичних зображень було проведено дослідження графічного інтерфейсу користувача та рівня зручності користування програмним додатком. Результати тестування були згруповані та наведені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Тестування програмного додатку аналізу зображень

Об'єкт перевірки	Суть перевірки	Результат
Тип та розмір шрифту	Чи всі шрифти графічного інтерфейсу мають однаковий тип та розмір?	так
Тип та розмір шрифту	Чи можна налаштовувати параметри шрифтів?	так
Колір	Чи всі шрифти мають однаковий колір?	так
Колір	Чи всі елементи графічного інтерфейсу мають однаковий колір?	частково
Обов'язкові поля	Чи присутні обов'язкові поля для заповнення?	ні
Обов'язкові поля	Чи виводиться повідомлення про обов'язкові поля для заповнення?	ні
Повідомлення	Чи програма показує повідомлення-підказки?	так
Повідомлення	Чи програма показує інформаційні повідомлення?	так
Повідомлення	Чи програма показує повідомлення про помилки?	так
Повідомлення	Чи програма показує повідомлення для підтвердження дій?	ні
Повідомлення	Чи програма показує повідомлення про помилки?	так
Меню	Всі пункти меню функціонують коректно?	так

Проведення тестових експериментів потребує наявності відповідних тестових вибірок цифрових зображень. Дані набори повинні максимально охопити варіативність вхідних зображень, та дозволити оцінити можливості роботи програмного забезпечення як з простими так і складними структурами на біомедичних зображеннях. Тому для проведення процедури тестування було сформовано три групи тестових вибірок, що відповідатимуть різним типам біомедичних зображень та чітко відрізнятимуться одне від одного.

В першу групу були виділені зображення які містять невелику кількість структурних елементів (до 5 шт), елементи чітко виділяють від фону зображення, екстремі елементи не пересікаються чи дотикаються між собою, на зображенні відсутні (мінімально присутні) сторонні артефакти (шуми).

Інша група зображень була згрупована на основі наступних критеріїв: зображення містять велику кількість структурних елементів (до 20шт), елементи мають різну форму та структуру, елементи можуть дотикатись один до одного, елементи візуально відрізняються від кольору фону, присутні зашумлені ділянки на цифровому зображенні.

В останню групу були зібрані цифрові зображення які містять велику кількість структурних елементів, елементи мають різну форму та структуру, елементи дотикаються/накладаються один на одного, високий рівень зашумленості.

Результати тестування показали, що зображення першої групи опрацьовувались в режимі реального часу, результати обробки зображень візуально не відрізняли від очікуваних, програма не видавала повідомлення про виникнення помилкових ситуацій. Про обробці зображень другої групи були помітні часові затримки, а результати роботи в окремих випадках мали незначні відмінності від очікуваних. Під час проведення окремих експериментів необхідна було втручання оператора для встановлення більш точних параметрів. Зображення останньої групи були найскладнішими з точки обробки, оскільки більшість параметрів їх структурних елементів були подібними, що значно ускладнювало процес обробки цифрових зображень. Отримані результати були

проаналізовані та представлені у вигляді графіків та діаграм. На рисунку 3.10 наведено час за які обробляються розображення другої групи в залежності від їх розмірів.

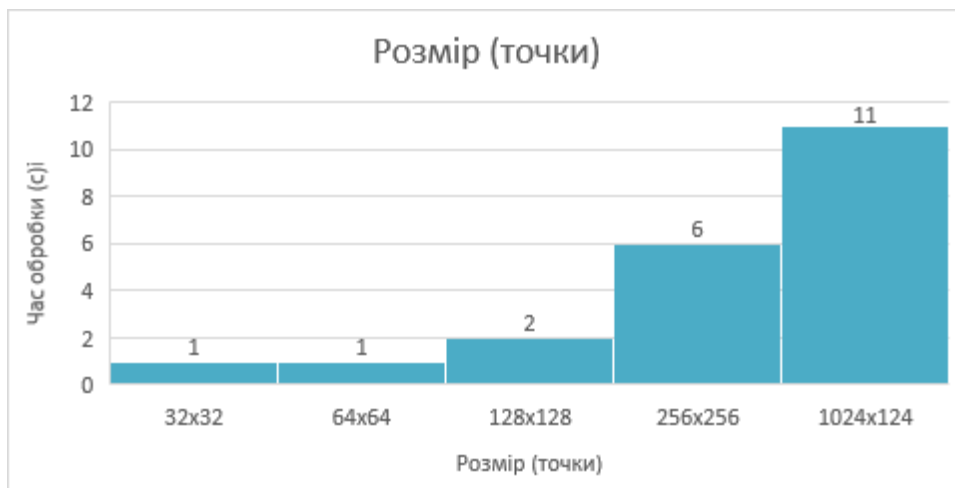


Рисунок 3.10 – Приклад аналізу витрат часу відносно розміру вхідного зображення

Іншим параметром для оцінки роботи програмного додатку було обрано точність виділення окремих елементів в залежності від рівня зашумленості та типу вхідного зображення. Як показали отримані дані, вплив шуму впливає на кожен з типів вхідного зображення. Результати наведено на рисунку 3.11.

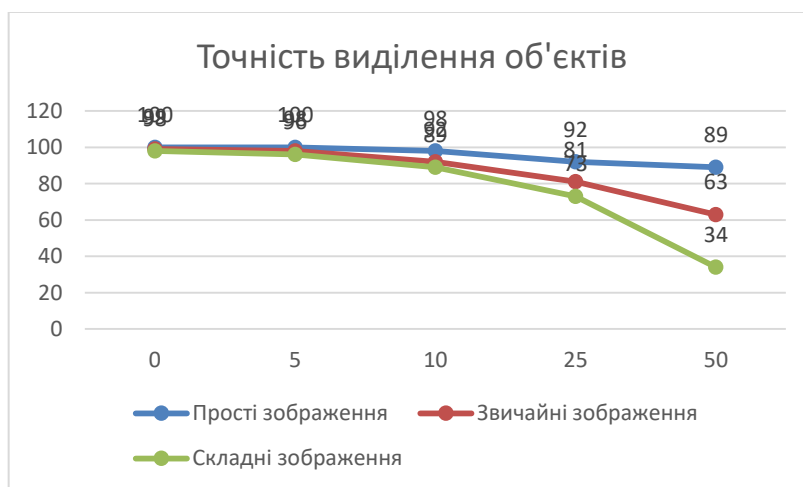


Рисунок 3.11 – Порівняння точності виділення мікрооб'єктів відносно типу вхідного зображення

Провдені моделювання за допомогою моделей UML та здійснене тестування на основі обробки цифрових біомедичних зображень різної складності дозволили зробити наступні висновки:

- запропоновані алгоритм виділення мікрооб'єктів є простим в реалізації та має високу швидкість роботи;
- за допомогою розробленого програмного забезпечення можна опрацьовувати зображень різного типу та складності;
- робота з системою аналізу біомедичних зображень є зручною, графічний інтерфейс є користувацько орієнтованим та не вимагає глибоких знань в сфері обробки зображень
- програма надає можливість зміни значення параметрів в процесі своєї роботи.

3.4 Висновки до розділу

Спроековано та проведено дослідження внутрішньої архітектури програмної розробки для аналізу та опису цифрових біомедичних зображень, що дозволило здійснити програмну реалізацію системи автоматизованої обробки біомедичних зображень з інтеграцією запропонованих алгоритмів.

Програмно реалізовано систему автоматизованої обробки біомедичних зображень на основі використання елементів штучного інтелекту та алгоритми обробки цифрових зображень, що дозволило здійснити тестові випробування обробки біомедичних зображень різного типу.

ВИСНОВКИ

В результаті проведених досліджень алгоритмів теорії комп'ютерного зору та обробки цифрових зображень, моделювання з використанням засобів мови UML та тестування на основі різних типів біомедичних зображень було зроблено наступні висновки:

1. Проведено огляд технологій отримання біомедичних зображень на основі використання технологій рентгенографії, ультразвуку, світлової мікроскопії, що дозволило виділити основні особливості та характерні ознаки мікрооб'єктів на біомедичних зображеннях.

2. Досліджено методи та алгоритми технології комп'ютерного зображення на основі аналізу особливостей використання та сфер застосування, що дозволило виділити основні алгоритми для аналізу та розпізнавання цифрових біомедичних зображень.

3. Здійснено аналіз програмних систем для автоматизації проведення медичних досліджень на основі аналізу технологій обробки цифрових зображень, що дозволило виділити основні схеми проведення процесів аналізу, опису та розпізнавання мікроелементів на цифрових зображеннях.

4. Аналітичний огляд методів та алгоритмів сегментації цифрових зображень на основі аналізу результатів їх роботи дозволив виділити групу технологій для виділення мікрооб'єктів на цифрових біомедичних зображеннях.

5. Розроблено алгоритм виділення характерних ознак елементів біомедичних зображень на основі штучних нейронних мереж, що дозволило спроектувати архітектуру системи автоматизованої обробки зображень.

6. Програмно реалізовано систему автоматизованої обробки біомедичних зображень на основі використання елементів штучного інтелекту та алгоритмів обробки цифрових зображень, що дозволило здійснити тестові випробування обробки біомедичних зображень різного типу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Шпак В.О., Патра В.М. Аналіз алгоритмів сегментації цифрових зображень. X Всеукраїнська науково-практична конференція «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ'24). 05 листопада 2024, Тернопіль, Україна. Тернопіль: ЗУНУ, 2024.
2. Патра В.М., Шпак В.О. Алгоритм обробки та аналізу біомедичного зображення. X Всеукраїнська науково-практична конференція «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ'24). 05 листопада 2024, Тернопіль, Україна. Тернопіль: ЗУНУ, 2024.
3. Дубчак Л. О., Гураль І. В. Методичні вказівки до оформлення курсових проектів, звітів про проходження практики, випускних кваліфікаційних робіт для студентів спеціальності «Комп'ютерна інженерія» / ред. О. М. Березький. Тернопіль : ТНЕУ, 2019. 33 с.
4. Дубчак Л. О., Мельник Г. М. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітнього ступеня “Магістр”. Спеціальність: 123 - Комп'ютерна інженерія. Магістерська програма — Комп'ютерна інженерія" / ред. О. М. Березький. Тернопіль: ЗУНУ, 2020. 32 с.
5. A. Arnab and P. H. Torr. Pixelwise instance segmentation with a dynamically instantiated network. In CVPR, 2017.
6. Badrinarayanan, V., Kendall, A., & Cipolla, R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 39(12), 2481-2495.
7. Berezsky O.M. Segmentation of Cytological and Histological Images of Breast Cancer Cells / O.M. Berezsky, Yu.M. Batko, G.M. Melnyk, S.O. Verbovy, L. Haida. - Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2015), 24-26 September 2015, Warsaw, Poland. – Warsaw, 2015. – V.1. – P. 287-292.

8. Berezsky O.M. Texture segmentation of biomedical images based on spatial moments / O.M. Berezsky, Yu.M. Batko, G.M. Melnyk. - Proceedings of the 4th International Scientific-Technical Conference "Computer Science and Information Technology 2009", (October 15-17, 2009, Lviv, Ukraine), "Tower and Co", - pp 42-45.
9. Bilonoh, B., Bodyanskiy, Y., Kolchygin, B., & Mashtalir, S. Tunable Activation Functions for Deep Neural Networks. In International Scientific Conference "Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence" 2023, pp. 624-633.
10. Bogucharskiy, S., & Mashtalir, V. Image segmentation via X-means under overlapping classes. In 2015 Xth International Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies"(CSIT) (pp. 45-47). IEEE.
11. Bogucharskiy, S., Mashtalir, V., & Mikhnova, O. Fuzzy JMeans image segmentation. In Advances in Data Science: proc. International Workshop and Networking Event, Poland, Holny Mejera (pp. 6-8).
12. Boonpook, W., Tan, Y., & Xu, B. Deep learning-based multifeature semantic segmentation in building extraction from images of UAV photogrammetry. International Journal of Remote Sensing, 42(1), 2021, 1-19.
13. Borowiec, M. L., Dikow, R. B., Frandsen, P. B., McKeeken, A., Valentini, G., & White, A. E. (2022). Deep learning as a tool for ecology and evolution. Methods in Ecology and Evolution, 13(8), 1640-1660.
14. Chen Chen. Deep learning for cardiac image segmentation: a review. Frontiers in cardiovascular medicine. –2020. –Vol. 7.
15. Chen, L. C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., & Yuille, A. L. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 40(4), 2023, 834-848.
16. Chowdhary, C. L., & Acharjya, D. P. Segmentation and feature extraction in medical imaging: a systematic review. Procedia Computer Science, 167, 2020, 26-29.

17.Chuanbo Wang Fully automatic wound segmentation with deep convolutional neural networks // Scientific reports. –2020. –Vol. 10, no.1.

18.Gonzalez, R.C.; Woods, R.E. Digital Image Processing; Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2008.

19.Gostick, J.T. Versatile and efficient pore network extraction method using marker-based watershed segmentation. Phys. Rev. E 2017, 96, 023307.

20.Graph-cut segmentation principle. URL: https://www.researchgate.net/figure/Graph-cut-segmentationprinciple_fig2_285228259 (дата звернення 11.09.2024).

21.Guotai Wang. Interactive medical image segmentation using deep learning with image-specific finetuning. IEEE transactions on medical imaging. –2018. –Vol. 37, no. 7. –P. 1562–1573.

22.H. Caesar, J. Uijlings, and V. Ferrari. COCO-Stuff: Thing and stuff classes in context. In CVPR, 2018. 75 10.L.-C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and A. L. Yuille. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs. PAMI, 2018.

23. He, J., Wu, P., Tong, Y., Zhang, X., Lei, M., & Gao, J. Bearing fault diagnosis via improved one-dimensional multi-scale dilated CNN. Sensors, 21(21), 2023, 7319.

24.Human Pose Estimation using Keypoint RCNN in PyTorch. URL: <https://learnopencv.com/human-pose-estimation-using-keypoint-rcnn-in-pytorch/> (дата звернення 14.11.2024).

25.Image Segmentation: 10 Concepts, 5 Use Cases and a Hands-on Guide. URL: <https://www.basic.ai/blog-post/image-segmentation:-10-concepts,-5-usecases-and-a-hands-on-guide-%7C-updated-2024#viewer-480aa> (дата звернення 14.11.2024).

26.Jianping Gou. Knowledge distillation:asurvey. International journal of computervision. –2021. –Vol. 129, no. 6. –P. 1789–1819.

27.Jin, X., Gu, Y., Intrinsic Hyperspectral Image Decomposition With DSM Cues. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60, - 2021.- 1-13.

28. Kornilov, A.S.; Safonov, I.V. An overview of watershed algorithm implementations in open source libraries. *J. Imaging* 2018, 4, 123.
29. Kucharski, A.; Fabijańska, A. CNN-watershed: A watershed transform with predicted markers for corneal endothelium image segmentation. *Biomed. Signal Process. Control* 2021, 68, 102805.
30. Lai M. Deep learning for medical image segmentation [электронный ресурс] URL: <https://arxiv.org/abs/1505.02000> (дата звернення 14.11.2024).
31. M. Bai and R. Urtasun. Deep watershed transform for instance segmentation. In *CVPR*, 2017.
32. Mashtalir, S., & Mashtalir, V. Spatio-temporal video segmentation. *Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data*, 2020, 161-210.
33. Mashtalir, V., & Bogucharskiy, S. Covering image segmentation via matrix X-means and J-means clustering. *Sensors & Transducers*, 195(12), 56- 61.
34. Mennatullah Siam. RTSeg: real-time semantic segmentation comparative study. 25th IEEE international conference on image processing, Athens, 7–10. 2018.
35. Mohammad Hesam Hesamian. Deep learning techniques for medical image segmentation: achievements and challenges. *Journal of digital imaging*. –2019. –Vol. 32, no. 4. –P. 582–596.
36. Olga Russakovsky. ImageNet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*. –2015. –Vol. 115, no. 3. –P. 211–252.
37. OpenCV projects – Image segmentation with Watershed algorithm. URL: <https://datahacker.rs/007-opencv-projects-image-segmentation-with-watershedalgorithm/> (дата звернення 17.10.2024).
38. Pomazan, V., Tvoroshenko, I., & Gorokhovatskyi, V. Handwritten character recognition models based on convolutional neural networks, 2023, 65-66.
39. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical image computing and computer-assisted intervention–MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III* 18, pp. 234-241.

40. Shervin Minaee. Image segmentation using deep learning: a survey. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. –2021. –P. 1.
41. Sultana, F., Sufian, A., & Dutta, P. Evolution of image segmentation using deep convolutional neural network: A survey. KnowledgeBased Systems, 2020.
42. Sun, Y., Hua, Y., Mou, L., Conditional GIS-Aware Network for Individual Building Segmentation in a VHR SAR Image. In 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. – 2021. - pp. 432-435.
43. Takikawa, T., Acuna, D., Jampani, V., & Fidler, S. Gated-scnn: Gated shape cnns for semantic segmentation. In Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2019. pp. 5229-5238.
44. Tapasvi B. A survey on semantic segmentation using deep learning techniques. Nternational journal of engineering research & technology. –Vol.9, no. 5.
45. Thakur, N., Bhattacharjee, E., Jain, R., Acharya, B., & Hu, Y. C. Deep learning-based parking occupancy detection framework using ResNet and VGG-16. Multimedia Tools and Applications, 83(1), 2023, 1941-1964.
46. Thresholding-Based Image Segmentation. URL: <https://paimo.jodymaroni.com/thresholding-based-image-segmentation/> (дата звернення 14.11.2024).
47. Tvoroshenko, I., Gorokhovatskyi, V., Kobylin, O., & Tvoroshenko, A. Application of deep learning methods for recognizing and classifying culinary dishes in images, 2023, 59-62.
48. Wu, H., Zhang, J., Huang, K., Liang, K., & Yu, Y. Fastfcn: Rethinking dilated convolution in the backbone for semantic segmentation. arXiv preprint arXiv:1903.11816. 2019.
49. Zhuang, L., Gao, L., Zhang, B., Fu, X., & Bioucas-Dias, J. M. Hyperspectral image denoising and anomaly detection based on low-rank and sparse representations. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60. – 2020 - 1-17.
50. Кобилін, О. А., & Творошенко, І. С. Методи цифрової обробки зображень, 2021, 72-75.