

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет прикладної математики

Кафедра програмного забезпечення комп'ютерних систем

«На правах рукопису»

УДК 004.42:004.932

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

_____ Євгенія СУЛЕМА

«__» _____ 2025 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-науковою програмою «Інженерія програмного
забезпечення мультимедійних та інформаційно-пошукових систем»**

спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення

**на тему: «Метод та програмне забезпечення сегментації зображень
комп'ютерної томографії»**

Виконав:

студент II курсу, групи КП-31мн

Зверев Костянтин Васильович _____

Керівник:

Доцент кафедри ПЗКС, к.т.н.,

Шкурат Оксана Сергіївна _____

Консультант з нормоконтролю:

Доцент кафедри ПЗКС, к.т.н., доцент,

Онай Микола Володимирович _____

Рецензент:

Доцент кафедри СПСКС, к.т.н., доцент,

Тарасенко-Клятченко Оксана Володимирівна _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2025 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Факультет прикладної математики

Кафедра програмного забезпечення комп'ютерних систем

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 121 «Інженерія програмного забезпечення»

Освітньо-наукова програма «Інженерія програмного забезпечення
мультимедійних та інформаційно-пошукових систем»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Євгенія СУЛЕМА

«__» _____ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту**

Зверєву Костянтину Васильовичу

1. Тема дисертації «Метод та програмне забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії», науковий керівник дисертації Шкурат Оксана Сергіївна, к.т.н., затверджені наказом по університету № 1219-С від «21» березня 2025 р.
2. Термін подання студентом дисертації «19» травня 2025 р.
3. Об'єкт дослідження: процес сегментації цифрових зображень.
4. Предмет дослідження: методи, способи та програмні засоби сегментації цифрових зображень.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити:
 - ознайомитися з науковими роботами, у області сегментації цифрових зображень комп'ютерної томографії;
 - провести порівняльний аналіз розглянутих підходів, методів та алгоритмів сегментації зображень комп'ютерної томографії;
 - визначити напрям дослідження базуючись на раніше набутих знаннях;
 - сформулювати власний метод сегментації цифрових зображень комп'ютерної томографії;
 - визначити перелік технологій та інструментів розробки програмної реалізації запропонованого методу сегментації;
 - розробити програмну реалізацію запропонованого методу сегментації цифрових зображень комп'ютерної томографії;
 - провести тестування розробленого програмного забезпечення;
 - провести порівняльні випробування запропонованого методу та аналіз отриманих результатів.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:
- схема алгоритму роботи запропонованого методу сегментації зображень комп'ютерної томографії (плакат);
 - діаграма класів методу сегментації зображень комп'ютерної томографії (плакат);
 - діаграма послідовності розробленого методу сегментації зображень (плакат);
 - схема архітектури розробленої системи сегментації зображень (плакат);
 - схема архітектури компонентів хмарної платформи AWS (плакат);
 - діаграма діяльності розробленої системи сегментації зображень (плакат).
7. Орієнтовний перелік публікацій:
- тези доповіді «Алгоритмічно-програмний метод сегментації зображень комп'ютерної томографії»;
 - публікація статті у фаховому журналі за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення».

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормконтроль	Онай М.В., доцент кафедри ПЗКС		

9. Дата видачі завдання «10» жовтня 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Грунтовне ознайомлення з предметною галуззю	17.12.2023	
2.	Визначення структури магістерської дисертації; вивчення літератури, пошук додаткової літератури, патентний пошук	13.03.2024	
3.	Робота над першим розділом магістерської дисертації; проведення наукового дослідження	15.09.2024	
4.	Проведення наукового дослідження; робота над другим розділом магістерської дисертації; розроблення програмного забезпечення	05.10.2024	
5.	Проведення наукового дослідження; підготовка матеріалів доповіді на конференції ПМК-2024	15.10.2024	
6.	Проведення наукового дослідження; робота над третім розділом магістерської дисертації; робота над статтею за результатами наукового дослідження;	10.03.2025	
7.	Завершення роботи над основною частиною магістерської дисертації;	20.04.2025	
8.	Оформлення текстової та графічної частини магістерської дисертації	30.04.2025	

Студент

Костянтин ЗВЕРЄВ

Науковий керівник

Оксана ШКУРАТ

РЕФЕРАТ

Актуальність теми. Зображення комп'ютерної томографії є одним з різновидів рентгенівських зображень і є широкоживаним типом цифрових зображень в медичній сфері, для аналізу та моніторингу стану здоров'я людини та на підприємствах, для контролю якості виготовлених товарів. Однією з характеристик зображення, котра ускладнює оброблення та аналіз зображень є низький рівень контрасту між об'єктами, що обмежує розпізнавання контурів та областей зі спільними характеристиками. Відповідно, завдання сегментації подібних даних є актуальним напрямком досліджень, адже подібні рішення є основою побудови систем моніторингу, аналізу та інтерпретації даних з зображень КТ. Оскільки наразі не існує універсального підходу до сегментації цифрових зображень, а методи залежать від вимог до точності, швидкодії та простоти інтеграції, то це підкреслює необхідність досліджень та формування нових підходів до сегментації зображень в різних сферах та галузях людської діяльності.

Об'єктом дослідження є процес сегментації цифрових зображень.

Предметом дослідження є методи, способи та програмні засоби сегментації цифрових зображень.

Метою дослідження є підвищення точності сегментації цифрових зображень комп'ютерної томографії.

Наукова новизна. Уперше запропоновано метод сегментації зображень комп'ютерної томографії, який ґрунтується на застосуванні методу CLANE, моделі глибинного навчання архітектури ResNet50 та ймовірнісної моделі зі зваженими параметрами для інтегрування знань з послідовності сегментованих зображень, що дозволяє збільшити точність сегментації за оцінками IoU, Dice та Recall понад 5.62%, 5.54% та 11.9%.

Практична значущість. Розроблений метод та програмне забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії може використовуватись медичними фахівцями як програмний застосунок з

графічним інтерфейсом для виділення об'єктів інтересу з зображення з метою підтримки прийняття рішень (Акт про впровадження результатів магістерської дисертації Зверева К.В. від 30.04.2025 р.).

Апробація роботи. Основні положення та результати виконаної роботи були представлені та обговорені на XVII науковій конференції магістрантів та аспірантів «Прикладна математика та комп'ютинг» ПМК-2024 (20-22 листопада 2024 р., м. Київ).

Стаття «Computed Tomography Image Segmentation Technology Based on Enhanced ResNet Architecture» у фаховому журналі «International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)».

Структура та обсяг роботи. Магістерська дисертація складається з вступу, чотирьох розділів, висновків та додатків.

У вступі зазначено інформацію щодо загальної характеристики роботи, проведено оцінку важливості визначеної проблеми та обґрунтовано актуальність даного напрямку досліджень.

У першому розділі виконано логіко-структурний аналіз проблеми, описано загальні напрямки модифікації кількісних характеристик зображення та методів сегментації за допомогою моделей нейронних мереж, та виконано формування наукової задачі сегментації зображень комп'ютерної томографії.

У другому розділі розглянуто основні концепції запропонованого методу сегментації та особливості будови окремих модулів і блоків архітектури моделі нейронної мережі та методів уточнення результатів.

У третьому розділі виконано аналіз технологій розроблення та особливостей реалізації окремих компонентів і модулів роботи системи. Зазначено будову та особливості архітектури компонентів хмарної платформи. Розглянуто особливості мережевої взаємодії компонентів системи та реалізації окремих архітектурних шаблонів.

У четвертому розділі виконано тестування розробленого програмного забезпечення, проведено аналіз результатів використання запропонованого

методу сегментації зображень комп'ютерної томографії. Запропоновано шляхи подальшої модифікації та удосконалення методу сегментації.

У висновках зазначено результати аналізу ефективності використання запропонованого методу сегментації зображень комп'ютерної томографії та програмного забезпечення, що його імплементує.

Робота виконана на 94 аркушах, містить 3 додатки та послання на список використаних літературних джерел з 31 найменувань. У роботі наведено 30 рисунків та 6 таблиць.

Ключові слова: інженерія програмного забезпечення, сегментація зображень, залишкові нейронні мережі, глибокі згорткові нейронні мережі, вирівнювання гістограми контрасту зображення, Atrous Spatial Pyramid Pooling, Conditional Random Fields.

ABSTRACT

Theme urgency. Computed tomography images are one of the varieties of X-ray images. They are a widely used type of digital image in the medical field for analysis and monitoring of human health and, at enterprises, for quality control of manufactured goods. One of the characteristics of the image that complicates image processing and analysis is the low level of contrast between objects, which limits the recognition of contours and areas with common characteristics. Accordingly, the task of segmenting such data is a relevant area of research because such solutions are the basis for building systems for monitoring, analyzing, and interpreting data from CT images. Since there is currently no universal approach to segmenting digital images, and the methods depend on the requirements for accuracy, speed, and ease of integration, this emphasizes the need for research and the formation of new approaches to image segmentation in various areas and branches of human activity.

The object of research is the process of segmentation of digital images.

The subject of research is methods, techniques and software for segmentation of digital images.

The research objective is to improve the segmentation accuracy of digital computed tomography images.

Scientific novelty. For the first time, a method for segmenting computed tomography images is proposed, which is based on the application of the CLAHE method, a deep learning model of the ResNet50 architecture, and a probabilistic model with weighted parameters to integrate knowledge from a sequence of segmented images, which allows increasing the segmentation accuracy by IoU, Dice, and Recall estimates by more than 5.62%, 5.54%, and 11.9%.

Practical value. The developed method and software for segmenting computed tomography images can be used by medical professionals as a software application with a graphical interface to select objects of interest from an image

in order to support decision-making (Act on the implementation of the results of the master's thesis of Zvieriev K. dated 30.04.2025).

Approbation. The main principles and results of the study were presented and discussed at the 17th Scientific Conference for students and postgraduates “Applied Mathematics and Computing” PMK-2024 (November 20-22, 2024, Kyiv).

The article “Computed Tomography Image Segmentation Technology Based on Enhanced ResNet Architecture” in professional journal “International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)”.

Structure and context of the thesis. The master thesis consists of the introduction, four chapters, conclusions and appendixes.

The introduction provides information on the general characteristics of the work, assesses the importance of the identified problem, and justifies the relevance of this area of research.

In the first section, a logical-structural analysis of the problem is performed, general directions for modifying quantitative image characteristics and segmentation methods using neural network models are described, and the scientific task of segmenting computed tomography images is formulated.

The second section considers the basic concepts of the proposed segmentation method, the features of the structure of individual modules and blocks of the neural network model architecture, and methods for refining the results.

The third section analyzes the development technologies and features of implementing individual components and modules of the system. The structure and features of the architecture of the cloud platform components are indicated. The features of the network interaction of the system components and the implementation of individual architectural templates are considered.

The developed software is tested in the fourth section, and the results of using the proposed segmentation method of computed tomography images are

analyzed. Ways of further modification and improvement of the method are proposed.

The conclusions indicate the analysis results of the effectiveness of the proposed segmentation method of computed tomography images and the software that implements it.

The work is completed on 94 sheets and contains 3 appendices and references to the list of used literary sources of 31 titles. The work contains 30 figures and 6 tables.

Keywords: software engineering, image segmentation, residual neural networks, deep convolutional neural networks, image contrast histogram equalization, Atrous Spatial Pyramid Pooling, Conditional Random Fields.

ЗМІСТ

СПИСОК ТЕРМІНІВ, СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ	4
ВСТУП.....	6
1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ	8
1.1. Вивчення проблематики та логіко-структурний аналіз	8
1.2. Дослідження існуючих підходів	10
1.3. Огляд існуючих рішень	15
1.4. Наукова постановка задачі	22
1.5. Висновки до першого розділу	23
2. РОЗРОБЛЕНИЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ	24
2.1. Опис розробленого методу.....	24
2.2. Покращення на основі модифікації вхідних даних	25
2.3. Покращення на основі моделі нейронної мережі	27
2.4. Уточнення результатів сегментації нейронної мережі.....	31
2.5. Обґрунтування вибору набору вхідних даних	37
2.6. Висновки до другого розділу	38
3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ	39
3.1. Функційний аналіз системи	39
3.2. Обґрунтування вибору типу програмного забезпечення	43
3.3. Архітектура системи та компонентів хмарної платформи	46
3.4. Опис засобів розроблення	51
3.5. Особливості програмної реалізації.....	60
3.6. Висновки до третього розділу.....	71
4. АНАЛІЗ МЕТОДУ СЕГМЕНТАЦІЇ ТА РОЗРОБЛЕНОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	72
4.1. Тестування системи	72
4.2. Демонстрація розробленого програмного забезпечення	76

4.3. Оцінка ефективності методу	79
4.4. Аналіз результатів та подальша робота	85
4.5. Висновки до четвертого розділу	86
ВИСНОВКИ.....	87
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ.....	89
ДОДАТКИ.....	94

СПИСОК ТЕРМІНІВ, СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ

API – Application Programming Interface – набір правил і протоколів, який дозволяє різним програмам обмінюватися даними та функціями.

ASPP – Atrous Spatial Pyramid Pooling – метод у нейромережах, що використовує згортки з різною розрідженістю для виділення ознак на кількох масштабах.

CNN – Convolutional Neural Network – тип глибокої нейромережі, що ефективно обробляє зображення шляхом виявлення просторових шаблонів.

DL – Deep Learning – розділ машинного навчання, що базується на нейронних мережах із великою кількістю шарів для автоматичного виявлення ознак у даних.

DOM – Document Object Model – структура вебдокумента, що представляє HTML як дерево елементів для зручного керування за допомогою JavaScript.

Encoder-Decoder – структура нейромережі, де енкодер стискає вхідні дані, а декодер реконструює або трансформує їх.

Features – числові або описові параметри, що використовуються для навчання моделей або аналізу даних.

FC – Fully Connected – тип шару в нейронній мережі, де кожен нейрон підключений до всіх нейронів попереднього шару.

FCN – Fully Convolutional Network – архітектура, яка використовує лише згорткові шари, застосовується для сегментації зображень.

GMM – Gaussian Mixture Model – статистична модель, яка описує розподіл даних як суму кількох нормальних розподілів.

GPU – Graphics Processing Unit – комп'ютерна схема, оптимізована для обробки великої кількості паралельних обчислень, зокрема в комп'ютерному зорі та DL.

HTTP – HyperText Transfer Protocol – протокол, що використовується для обміну даними між веббраузером і вебсервером.

SPA – Single Page Application – вебзастосунок, що динамічно оновлює вміст без повного перезавантаження сторінки.

Браузер – програма для перегляду вебсайтів, яка обробляє HTML, CSS та JavaScript і відображає сторінки користувачеві у зручному вигляді.

Високорівневі ознаки – абстрактні та складні характеристики, які модель виявляє на пізніх етапах обробки, після багатьох шарів у нейронній мережі.

Вебсервер – програмне забезпечення або пристрій, що отримує запити від клієнтів і повертає відповідний контент, наприклад HTML-сторінки або файли.

Гістограма – графічне зображення розподілу значень у вибірці, часто використовується для аналізу яскравості пікселів у зображеннях.

Градiєнт – вектор, що вказує напрямок і швидкість найбільшого зростання функції; використовується для оновлення ваг у нейромережах.

Диліація – морфологічна операція над зображенням, яка збільшує розміри об'єктів, заповнюючи розриви й роблячи контури більш виразними.

Інтернет – глобальна система об'єднаних комп'ютерних мереж, яка дозволяє обмінюватися даними, файлами та забезпечує доступ до вебресурсів.

Комп'ютерний зір – галузь штучного інтелекту, яка дозволяє машинам розпізнавати, аналізувати та інтерпретувати графічні дані.

Контейнер – ізольоване середовище, що включає програму з усіма необхідними залежностями.

Пулінг – операція в згорткових нейромережах, яка зменшує розміри вхідних даних і допомагає узагальнити виявлені ознаки, наприклад, шляхом вибору максимуму.

ВСТУП

На даний час, такі аспекти взаємодії людини з цифровими системами як аналіз, розпізнавання та дослідження зображень є все більш невід'ємною частиною більшості галузей людської діяльності на промислових виробництвах, в медицині та космічних технологіях. Одним з перспективних напрямків досліджень є аналіз медичних зображень комп'ютерної та магнітно резонансної томографії. Стрімкий розвиток автоматизованих систем на основі технологій штучного інтелекту, надає можливість пришвидшення даних процесів знижуючи рівень суб'єктивності отриманих результатів.

Зображення комп'ютерної томографії мають широке використання в медичній галузі для діагностики захворювань та моніторингу стану здоров'я пацієнтів. Оскільки даний тип зображень є різновидом рентгенівських зображень, то вони містять детальну інформацію про окремі органи, їх структури та взаємозв'язки між об'єктами зображення. Попри існуючі переваги в деталізації зображень, існують і значні недоліки їх застосування для розпізнавання об'єктів, адже різне апаратне забезпечення, що формує відповідні зображення має різні рівні деталізації та контрасту. Дана особливість в значній мірі ускладнює розробку відповідних систем сегментації та аналізу зображень комп'ютерної томографії, за рахунок значних відмінностей в представленні зображень та окремих особливостей розвитку органів людини і їх патологій.

Наразі існує широкий перелік методів сегментації, котрі відрізняються за рівнем швидкодії, точності, автоматичності та складності до реалізації і імплементації. Враховуючи стрімкий розвиток нейромережевих рішень на основі згорткових шарів, котрі формують узагальнені підходи аналізу даних, на даний час не існує універсальних підходів до вирішення завдання сегментації, адже кожен з різновидів зображень та окремих об'єктів інтересу потребує детального дослідження компонентів та структур.

В свою чергу, комбіновані рішення сегментації зображень комп'ютерної томографії мають все більше прикладних застосувань, адже надають можливість побудови алгоритму для послідовного уточнення результатів сегментації з попередніх кроків.

Метою даної роботи є дослідження, оцінка та розроблення методу сегментації медичних зображень комп'ютерної томографії. Для вирішення визначеного завдання та досягнення мети було розглянуто власний метод сегментації, котрий містить три головні кроки, а саме: попереднє оброблення вхідних зображень системи, для адаптивного вирівнювання гістограми контрасту; нейромережева сегментація зображення та після оброблення результатів, для підвищення рівня точності сегментації. Розроблений метод було реалізовано як частину відповідного програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії.

Для перевірки та демонстрації результатів запропоновано методу сегментації зображень комп'ютерної томографії було розроблено відповідне програмне забезпечення на основі клієнт-серверної архітектури вебзастосунку. Дана система надає можливість використовувати метод за рахунок взаємодії з окремими графічними компонентами інтерфейсу користувача. Також, для забезпечення функцій масштабованості системи було виконано створення і налаштування відповідних компонентів сервісів хмарної платформи.

1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

1.1. Вивчення проблематики та логіко-структурний аналіз

Враховуючи сучасні тенденції розвитку інформаційних систем збереження, оброблення та аналізування даних, побудова програмних рішень для роботи з медичними зображеннями є актуальним завданням для розвитку та автоматизації окремих напрямків та всієї медичної галузі.

Для багатьох дослідників, розробників та науковців по всьому світу вирішення задач розпізнавання, пошуку та сегментації об'єктів на медичних зображеннях є головним напрямком вдосконалення і формування наукових здобутків та новітніх технічних рішень.

Зображення комп'ютерної томографії, що є одним з різновидів рентгенівських зображень, містять детальну інформацію про органи та структуру тіла людини. Також даний тип зображень надає можливість виявляти наявність та відслідковувати динаміку розвитку різноманітних захворювань або ж сторонніх об'єктів, адже вони впливають на структуру органів і їх частин та змінюють їх відповідне представлення [1].

Враховуючи особливості будови організму людини та технологічну складність формування медичних зображень комп'ютерної томографії, побудова систем для їх обробки та аналізу є складним завданням, адже містить низку проблем, зазначимо їх головні аспекти:

- Надлишковість інформації в зображеннях комп'ютерної томографії органів людини, що породжує різницю результатів оцінки зображень різними фаховими спеціалістами.
- Складність розпізнавання контурів об'єктів, викликана індивідуальною різноманітністю розташування, розмірів та модифікацій органів людини на зображеннях.
- Часткова розмитість контурів або ж перспектива окремих об'єктів та ділянок на зображеннях, зумовлена різницею в апаратному устаткуванні та просторовому положенні тіла людини.

- Значний вплив додаткових рішень початкової модифікації зображень на формування кінцевих результатів роботи системи.
- Складність та різноманітність результатів системи в залежності від методів сегментації, що використовуються. Таким чином методи на основі нейронних мереж: є автоматизованими, мають кращу адаптивність до змін в зображеннях, проте потребують більші апаратні витрати з меншою швидкістю системи.

Оскільки, програмне забезпечення є лише допоміжним інструментом під час аналізу та дослідження об'єктів і статичних показників з медичних зображень, то визначена раніше проблема суб'єктивності експертної оцінки може бути виключена в межах реалізації дослідження. Подібні програмні рішення не мають можливості впливати на компетентності фахових спеціалістів, а є лише додатковим засобом аналізу.

На основі вище розглянутих проблем та викликів, щодо роботи з медичними зображеннями комп'ютерної томографії, сформуємо відповідне дерево проблем (рис. 1.1).



Рис. 1.1. Дерево проблем

1.2. Дослідження існуючих підходів

Для вирішення завдання сегментації зображень існує низка різноманітних підходів, котрі використовують окремі аспекти зображення для формування відповідних результатів. Перелік ключових характеристик зображення містить такі елементи як: різницю значень яскравості, текстурні і контурні особливості або ж подібність сусідніх пікселів зображення.

Можемо виокремити два головні напрямки, в вирішенні задач сегментації зображень комп'ютерної томографії [1, 2], а саме:

- Підходи, котрі використовують методи класичного комп'ютерного зору – це рішення, що потребують початкового визначення параметрів роботи та використовують різноманітні алгоритми і методи оброблення зображення.
- Підходи, котрі використовують моделі нейронних мереж – це рішення, що формують висновок, щодо приналежності пікселів зображення певному класу на основі виокремлення високорівневих ознак з оригінального зображення.

Також для підвищення точності та спрощення процесу оброблення в завданнях сегментації зображень, широко вживаними є методи цифрового покращення зображень. Дані методи пропонують рішення, для модифікації числових характеристик зображення, наприклад інтенсивності, що є важливим кроком, адже зображення комп'ютерної томографії не містять надто вираженого контрасту об'єктів. Дана особливість зображень КТ ускладнює визначення порогових параметрів налаштування алгоритмів та погіршує визначення ознак в глибоких нейронних мережах.

Широковживаними рішеннями цифрового покращення зображень є методи перетворення рівня сірого або ж вирівнювання гістограми. Дані методи є ефективними підходами для покращення контрасту зображення на основі використання лінійних, кусково-лінійних або ж логарифмічних перетворень, проте можуть негативно впливати на ділянки з високим рівнем інтенсивності на зображенні.

В свою чергу використання засобів вирівнювання гистограми, в основі якого знаходиться ймовірнісний розподіл рівнів сірого вхідного зображення, надає можливість підвищення контрасту деталей в ділянках з низьким рівнем інтенсивності та збереження деталей в ділянках з високим.

Детальніше розглянемо значені напрямки та особливості їх роботи і застосування, а також визначимо їх переваги та недоліки в вирішенні задач сегментації зображення.

1.2.1. Підходи на основі класичних методів комп'ютерного зору

Напрямки та методи, котрі можна розглядати класичними в галузі комп'ютерного зору не використовують складні залежності як в моделях нейронних мереж, але пропонують інші алгоритмічні рішення задач сегментації. Таким чином використовуючи кількісну інформацію про характеристики зображення, таку як інтенсивність чи текстуру, методи надають можливість виокремлювати контури та області об'єктів. Зазвичай дані рішення потребують початкового визначення параметрів, що робить їх менш адаптивними до відмінностей в вхідних даних.

Однією з головних переваг використання даного підходу є простота реалізації рішень та здатність методів до комбінування для отримання більш точних результатів сегментації. Оскільки подібні методи не потребують значних апаратних витрат, то можуть використовуватися на ширшому переліку цифрових пристроїв. Здатність до гнучкого налаштування змінних та блоків використовуваної пам'яті, дозволяє оптимізувати та пришвидшити роботу програмних систем.

Також дані методи не потребують додаткових кроків навчання на масивах тренувальних даних, адже не мають змінних параметрів налаштування впродовж використання. Проте для побудови більш автоматизованих програмних рішень на основі подібних підходів, необхідним кроком є оцінка відповідності визначених параметрів ініціалізації методу до набору вхідних даних системи.

Оскільки більшість параметрів, котрі впливають на результат сегментації визначаються безпосередньо користувачем, то подібні методи є гнучкими до зміни типу та галузі вхідних даних. Враховуючи той факт, що подібні рішення взаємодіють з окремими екземплярами зображень, розробники можуть обмежувати об'єм необхідних експериментальних даних, що є корисним в малодосліджених галузях з лімітованими наборами досліджуваних даних. В свою чергу, високий рівень ручного налаштування параметрів роботи системи, може як підвищувати ефективність застосування розроблюваного методу так і знижувати точність отриманих результатів сегментації.

Одним з головних недоліків класичних методів сегментації зображень є їх неспроможність до врахування контекстних особливостей об'єктів. Складні анатомічні структури тіла людини та патології на медичних зображеннях, в значній мірі впливають на результати сегментації даних, знижуючи інформативність отриманих відомостей. Оскільки медичні дані мають високий рівень варіативності в залежності від статі, віку та особливостей розвитку патологій і захворювань, то використання подібних методів обмежує спектр вирішуваних завдань до окремих напрямків досліджень.

Додатковим обмеженням використання класичних методів сегментації є їх складність застосування до трьох вимірних (3D) даних, котрі є широкоживаними в аналізі медичних зображень комп'ютерної та магнітно резонансної томографії.

Перспективними напрямками подальшого розвитку та використання класичних методів сегментації, є побудова систем попереднього оброблення та ініціалізації для подальшого застосування більш складних рішень глибокого навчання (DL). Також дані методи можуть застосовуватися як додаткові інструменти уточнення результатів роботи моделей нейронних мереж, для підвищення точності сегментації та відповідності сегментованих областей до контурів об'єктів на зображеннях.

1.2.2. Підходи на основі нейронних мереж

Головною особливістю побудови нейронних мереж, є визначення послідовності шарів та комбінування результатів їх застосування. Таким чином, дотримуючись загальних підходів до реалізації архітектури мережі та запроваджуючи власні модифікації окремих кроків, розробники мають можливість реалізовувати найоптимальніші рішення, залежно від визначених цілей роботи, таких як глибина, швидкодія та точність системи.

Найефективнішим та найпоширенішим рішенням побудови архітектури для оброблення графічних даних є згорткові нейронні мережі (CNN), в їх основі розташована операція згортки, котра надає можливість отримувати з вхідних даних ознаки (features) для подальшої класифікації, сегментації або ж розпізнавання.

Головними параметрами налаштування загорткового шару є визначення розміру ядра та функції активації, де ядро формує матрицю ваг для виконання згортки (рис. 1.2) над даними і зменшення відповідної кількості параметрів, надаючи можливість розглядати лише локальну область.

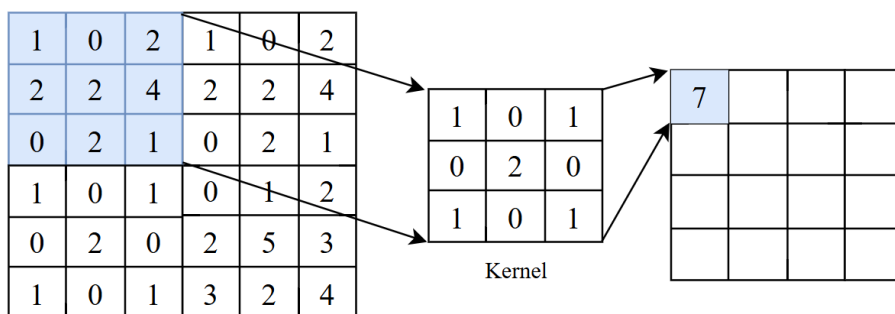


Рис. 1.2. Ядро згорткового шару

В свою чергу функція активації формує властивість нелінійності, виконує нормалізацію значень, котрі проходять на наступний шар, що надає можливість мережі запам'ятовувати складні закономірності та абстрагувати вхідні дані. В залежності від завдання мережі функції активації можуть

формувати результати як бінарної класифікації так і ймовірного розподілу між класами.

Одним з головних аспектів, котрий розглядається під час реалізацій моделей НМ є їх глибина, даний параметр безпосередньо впливає на складність системи та відповідну кількість ваг навчання, що визначають складні закономірності в даних. Кожен додатковий рівень надає можливість побудови все більш абстрактного представлення вхідної інформації, таким чином початкові шари можуть отримувати інформацію про межі та кути об'єктів в той час як подальші рівні узагальнюють представлення форм та текстур об'єктів на зображенні.

Попри те, що глибокі нейронні мережі мають низку переваг для вирішення задач класифікації та сегментації, їх використання породжує власні виклики, такі як накопичення або ж зникнення градієнту, підвищення складності навчання, використання більших апаратних ресурсів та запам'ятовування даних, а не побудова їх узагальнень. Для вирішення яких, застосовуються шари нормалізації, що стабілізують градієнт та пришвидшують навчання мережі або ж шари вимкнення, котрі обмежують ймовірності перенавчання моделі.

Головними перевагами використання методів на основі нейронних мереж, є їх здатність до автоматичного визначення features з зображення та гнучкість до типу і форми досліджуваних органів та структур. Здатність до побудови моделей з використання 3D наборів даних, надає можливість розширити спектр вирішення завдань сегментації. Попри те, що НМ рішення мають високий рівень точності сегментації, вони є лише допоміжним інструментом діагностики та моніторингу стану здоров'я.

В свою чергу, недоліками даних методів є необхідність достатньо повного набору навчальних даних для побудови ефективних узагальнених рішень. Висока складність побудови архітектури мережі, потребує знань та досвіду розробників для формування оптимальних рішень, котрі балансують рівень узагальненості даних та втрати їх контекстуальних особливостей.

1.3. Огляд існуючих рішень

В даному блоці ми розглянемо низку широкоживаних методів для вирішення задач сегментації зображень комп'ютерної томографії та зазначимо відповідні переваги і недоліки кожного з них, дані методи відповідають двом розглянутим вище підходам оброблення зображень.

1.3.1. Пороговий метод сегментації

Даний метод є широкоживаним в вирішенні завдань сегментації зображень, адже головним принципом його роботи є визначення приналежності пікселю до одного з класів фону чи об'єкту інтересу на основі порівняння інтенсивності пікселю відносно наперед визначеного порогового значення [3, 4]. Перевагами методу можна розглядати його швидкодію та простоту в реалізації і використанні. Особливістю методу є початкове визначення порогових параметрів налаштування для виділення об'єктів в певному діапазоні яскравості, що є ефективним для взаємодії з однотипними зображеннями без значних коливань рівня контрасту.

В свою чергу, головним недоліком даного методу можна вважати його чутливість до порогового значення, адже для вирішення різних задач необхідно визначати власні межі, що є складним завданням оскільки набір медичних даних зображень комп'ютерної томографії може містити зразки з різними розподілами кольорових характеристик.

За умови неоднорідного освітлення зображення, даний метод може надавати результати сегментації, котрі не містять коректної мапи сегментації об'єктів та патологій. Подібні рішення ускладнюють реалізацію автоматичних систем сегментації, адже потребують додаткових кроків налаштування та ініціалізації.

Оскільки пороговий метод розглядає кожен піксель окремо, то це унеможлиблює врахування контексту або ж інших просторових зв'язків пікселів, що робить даний метод ефективним лише для вирішення окремих задач сегментації, наприклад виокремлення кісткової структури.

1.3.2. Регіональний метод сегментації

В основі даного методу лежить ідея розподілу пікселів відносно різних регіонів на основі окремої характеристики, такої як інтенсивність або ж текстура. Подібно до порогового методу, дане рішення потребує початкового визначення порогових значень. Отримані в результаті регіони пікселів відповідають окремим об'єктам та частинам зображення [5, 6].

Однією з особливостей методу є початкове визначення точок ініціалізації, що може безпосередньо впливати на кінцеві результати сегментації зображень. Після визначення початкової точки виконується нарощування області за рахунок сусідніх пікселів, котрі відповідають визначеним умовам подібності.

Недоліками даного методу можна вважати необхідність попереднього визначення набору початкових точок ініціалізації та відповідну значну залежність результатів сегментації від коректного визначення даних точок. Чутливість методу до порогового значення в поєднанні з неоднорідністю або ж складністю об'єктів на зображенні може значно знижувати точність сегментації, котра є важливим елементом аналізу медичних зображень.

1.3.3. Графовий метод сегментації

Даний метод виконує моделювання вхідного зображення за допомогою графової структури, де пікселі зображення це вузли графа а відповідні зв'язки між ними це ребра. Впродовж аналізу властивостей пікселів та їх сусідства, даний метод виконує обчислення розподілу пікселів між об'єктами та областями на зображенні.

За допомогою використання окремих засобів для побудови статистичних розподілів пікселів між фоном та об'єктом інтересу, даний метод формує графи, котрі найменше залежать один від одного. Саме дані графи і будуть представляти результуючі області сегментації об'єктів на зображеннях. Використовуючи алгоритми оптимізації та повторюючи процедуру в декілька ітерацій, метод формує результати високої точності.

Завдяки високому рівню гнучкості, графовий метод може бути адаптований для різних типів зображення та може бути стійким до їх варіативності. Метод широко використовується як засіб додаткового покращення результатів сегментації для регіональних методів.

Недоліками використання даного методу є велика обчислювальна складність для зображень великих розмірів або ж тих, що містять великі області з подібними піксельними характеристиками. Неоднорідність інтенсивності на зображеннях можуть впливати на процес визначення ваг графу та негативно впливати на сегментацію однорідних областей.

1.3.4. Кластераційні методи сегментації

Головною ідеєю застосування даних методів є те, що визначені об'єкти на зображенні міститимуть подібні піксельні характеристики кольору, інтенсивності або ж текстури. Результатом використання методу є формування відповідних кластерів подібності, в залежності від початкових налаштувань методів, можуть формуватися як визначена наперед кількість класів так і випадкове значення.

Важливим аспектом отримання результатів сегментації високої точності є правильний вибір параметрів класів та відповідних точок ініціалізації методів, також відомих як центроїди.

Широковживаними рішеннями є метод K-means [7, 8], метою якого є мінімізація відстані між пікселями всередині кластеру та визначеними центроїдом, або ж Гауссові змішані моделі (GMM), що формують ймовірнісну кластеризацію зображення, де кожен кластер в свою чергу описується багатовимірним Гаусовим розподілом.

Перевага використання кластерезаційних методів полягає в простоті їх реалізації, швидкості роботи та здатності адаптуватися до варіативності вхідних даних. Проте оскільки дані методи не враховують просторову інформацію з зображення, виокремлення чітких меж та контурів є складним завданням особливо в зображеннях низького контрасту.

1.3.5. Нейромережеві методи сегментації

Особливістю використання даних методів є визначення архітектури мережі, що впливатиме на її складність та точність. Основою будь-якої моделі є згорткові шари, котрі виокремлюють високорівневі ознаки з зображення. В залежності від визначених завдань мережі вона може виконувати обмеження ділянки зображення для подальшого дослідження, за рахунок використання повністю зв'язного шару, або ж виконувати піксельну сегментації зображення відповідно до визначеного переліку класів, за допомогою згорткового шару.

Одним з найпоширеніших та ефективних методів сегментації є підхід з використання згорткових шарів як основний компонент, дані мережі називаються повністю згортковими мережами (FCN) [9]. Представлені в вигляді архітектури encoder-decoder, де:

- Encoder блок – даний компонент мережі містить послідовність згорткових шарів, що надає можливість отримати глибокі ознаки з оригінального зображення.
- Decoder блок – виконує відновлення просторової інформації за рахунок використання шарів upsampling та формує відповідну мапу сегментації зображення.

Забезпечення широкого переліку гарно підготовлених тренувальних та валідаційних даних, безпосередньо впливає на швидкість навчання та точність роботи моделей. В свою чергу застосування сучасних підходів до оптимізації процесу навчання, визначення втрат та тестування, підвищують ефективність моделей та програмного забезпечення, що їх використовує.

Залежно від визначеного завдання, що реалізують моделі нейронних мереж використовують різні функції активації вихідного шару. Таким чином в вирішенні задач сегментації функція активації Sigmoid використовується для бінарної класифікації, а SoftMax для багатокласової.

Розглянемо низку найуживаніших реалізації запропонованого напрямку сегментації зображень комп'ютерної томографії.

Повністю згорткові мережі

Даний тип мереж використовує в своїй основі лише згорткові шари, без використання повнозв'язних, що надає можливість застосовувати мережу для завдань сегментації на відміну від класифікації в початковій архітектурі [10]. Також даний тип мереж має можливість оброблювати зображення будь якого розміру без втрати просторової інформації.

Зазначимо перелік відповідних компонентів архітектури повністю згорткових мереж та схему їх взаємодії (рис. 1.3):

- Послідовність згорткових шарів, для формування відповідної мапи ознак з оригінального зображення.
- Шари upscaling для відновлення відповідної просторової інформації, повернення до розмірності вхідного зображення.
- Згортковий шар активації, а саме SoftMax активація, для формування відповідного класового прогнозу приналежності кожного окремого пікселя зображення.

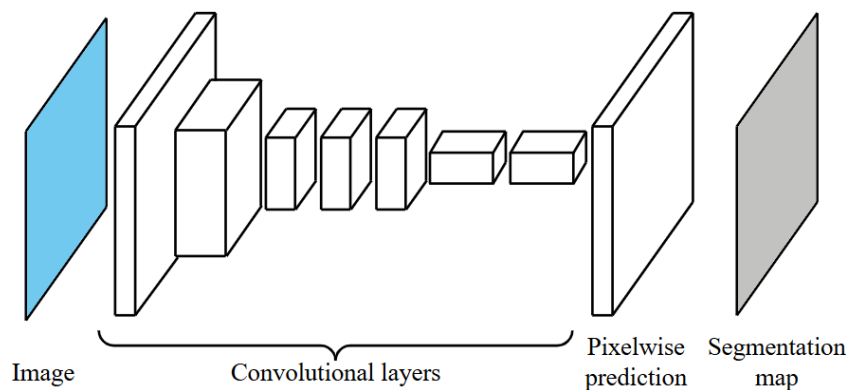


Рис. 1.3. Архітектура повністю згорткової мережі

Перевагами мереж є здатність оброблювати зображення будь-якого розміру, використання збереженої просторової інформації для кращої сегментації та проста масштабування в глибокі НМ, для побудови складних і продуктивних систем. Оскільки дані мережі можуть мати дуже глибоку послідовність шарів, важливим аспектом є вирішення питання нормалізації градієнту та визначення параметрів навчання і оптимізації.

SegNet мережі

Даний тип нейронних мереж є широковживаним рішенням піксельної сегментації зображень, в тому числі медичних зображень. Особливістю SegNet [11] мережі є збереження індексів максимальних значень для підвищення точності реконструкції просторової інформації (рис. 1.4).

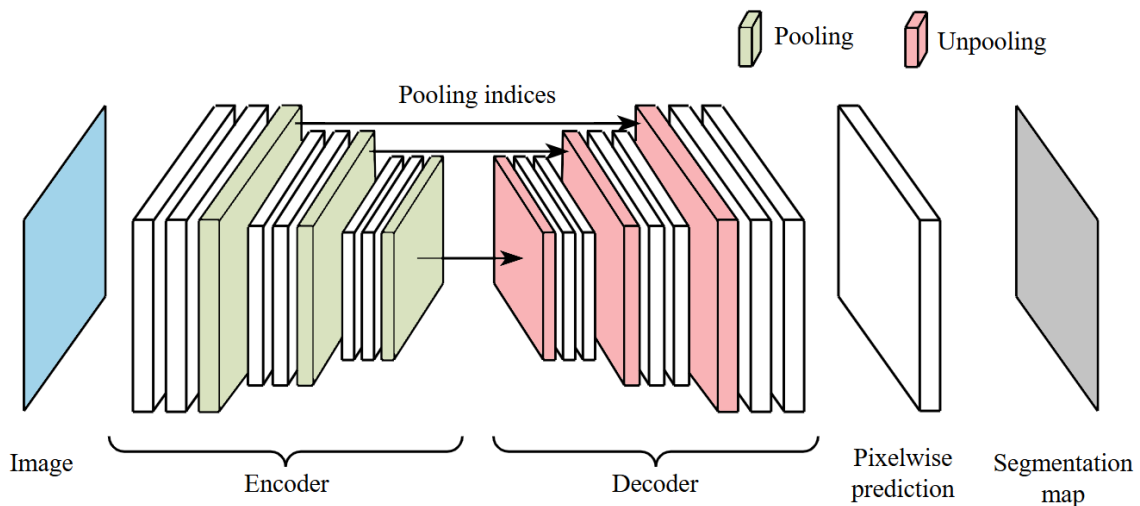


Рис. 1.4. Архітектура мережі SegNet

За рахунок використання відповідних індексів пулінгу, мережа має можливість зменшити використання пам'яті обчислювального пристрою та зменшити відповідну кількість параметрів навчання моделі. Оскільки даний підхід дозволяє краще відновлювати розмірність, то кінцеві результати сегментації зображень мають вищу деталізацію об'єктів та структур.

Головним недоліком подібних рішень є залежність від якості відповідних індексів пулінгу, що може генерувати помилки на ранніх етапах оброблення. SegNet мережі мають низьку точність сегментації при взаємодії зі складними, неоднорідними або зображеннями низької якості.

Враховуючи зменшений об'єм параметрів навчання, моделі мають кращу швидкодію та часто використовуються в системах сегментації в реальному часі. В свою чергу, гнучкість архітектури надає можливість використовувати сторонні рішення для етапу Encoder, корі краще вилучають високорівневі ознаки з зображення та підвищують точність сегментації.

U-Net мережі

U-Net архітектура мережі є симетричним представленням взаємодії компонентів Encoder-Decoder архітектури [11, 12]. Даний тип мереж широко використовується в медичній сфері, для вирішення завдань класифікації, розпізнавання та сегментації об'єктів з високою точністю та деталізацією. Подібно до архітектури SegNet, розглянуте рішення використовує додаткові кроки для збереження локальних деталей, також відомі як skip connection між енкодером та декодером відповідних рівнів (рис. 1.5). Головною ідеєю даного рішення є об'єднання низькорівневої локальної інформації з високорівневою семантичною для формування більш деталізованих результатів.

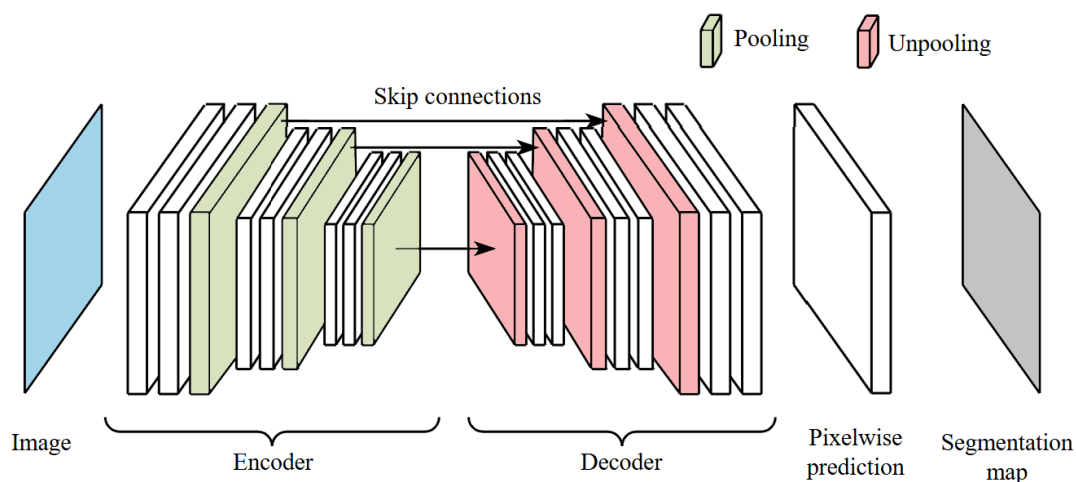


Рис. 1.5. Архітектура мережі U-Net

Запровадженні skip з'єднання надають можливість ефективно передавати інформацію між шарами мережі. В свою чергу висока поширеність даної мережі, дозволяє використовувати різноманітні існуючі концепції та модифікації інших дослідників.

U-Net мережі мають високий рівень складності архітектури і відповідної кількості параметрів, що сповільнює процес навчання моделей та підвищує ризик до перенавчання на невеликих наборах даних. Розглянута особливість ускладнює формування програмних рішень для взаємодії з об'ємними 3D зображеннями або ж зображеннями великих розмірностей.

1.4. Наукова постановка задачі

Важливим компонентом проведення будь-якого дослідження є чітке розуміння проблематики, ризиків та області застосування рішення. Першочергово необхідно провести глибокий аналіз існуючих підходів та рішень, щодо задачі сегментації зображень комп'ютерної томографії, розглянути головні ідеї та сучасні дослідження. Перевірити ефективність використання методів на визначених даних та розглянути їх відповідні переваги та недоліки. Після чого, враховуючи отриману інформацію, запропонувати власний модифікований метод сегментації зображень.

Для забезпечення коректності роботи системи, важливим аспектом є проведення необхідного комплексу дій спрямованих на тестування програмного забезпечення та оцінку ефективності запропонованого методу за визначеним набором параметрів, також відомих як метрики. Використання різних наборів даних зображень комп'ютерної томографії, гарантує ефективність застосування методу за різних умов.

Враховуючи визначені раніше аспекти, щодо проблематики предметної області, можемо сформулювати окремі завдання реалізації визначеної наукової задачі в межах реалізації дослідження магістерської дисертації:

1. Дослідити та проаналізувати наукові праці, в області оброблення зображень комп'ютерної томографії та їх сегментації, розглянути головні підходи та існуючі рішення даної задачі.
2. Виконати реалізацію та порівняльний аналіз розглянутих рішень, оцінити складність, швидкодію та точність сегментації на основі визначених метрик.
3. Проаналізувати отриману інформацію та визначити подальший напрям дослідження.
4. Сформулювати власний метод сегментації зображень КТ.
5. Виконати розробку програмної реалізації запропонованого методу, реалізувати всі необхідні модулі та компоненти системи.

6. Провести комплекс заходів тестування розробленої системи.
7. Виконати випробування реалізованого методу та порівняти результати з існуючими рішеннями аналогами, використовуючи різні набори даних.
8. Сформувати результати роботи запропонованого методу сегментації на основі визначених метрик та провести їх аналіз.

1.5. Висновки до першого розділу

Розглянувши проблематику та провівши логіко-структурний аналіз проблеми сегментації зображень комп'ютерної томографії, можемо зазначити, що проведення досліджень та формування нових рішень є актуальним завданнями сучасності. Було розглянуто та описано принцип роботи, переваги та недоліки низки алгоритмів та методів сегментації зображень та засобів покращення контрасту зображень КТ.

Розглянуті в даному розділі існуючі аналоги та підходи до вирішення завдання сегментації зображень комп'ютерної томографії, надають нам інформацію про те, що наразі відсутнє загальноприйняте рішення з найкращими результатами застосування. Кожен з методів надає власні переваги та недоліки, такі як швидкодія та складність архітектури компонентів, здатність до узагальнення, автоматизованість рішення і адаптивність до відмінностей в вхідних даних, або ж чутливість до початкових параметрів налаштування методу.

Дослідивши низку літературних джерел та ознайомившись з ідеями і результатами відповідних досліджень, можемо зазначити, що використання моделей повністю згорткових мереж та застосування засобів покращення результатів сегментації є ґрунтовним та поширеним підходом для побудови нових та вдосконалених рішень.

За результатом проведеного аналізу було сформовано наукову проблему та визначено послідовність кроків вирішення задачі.

2. РОЗРОБЛЕНИЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ

2.1. Опис розробленого методу

Для формування ефективного методу сегментації зображень СТ з використання моделі нейронної мережі, необхідно забезпечити реалізацію трьох головних кроків, а саме:

- Зчитування та модифікація вхідного зображення, з метою покращення процесу вилучення ознак.
- Застосування високоточної моделі нейронної мережі та модифікаторів підвищення швидкодії і точності роботи моделі.
- Використання додаткового модулю уточнення мапи сегментації, за рахунок додаткового врахування локальних ознак об'єктів.

На основі розглянутих кроків, можемо сформувати відповідну блок схему роботи розробленого методу сегментації зображень, комп'ютерної томографії (рис. 2.1).

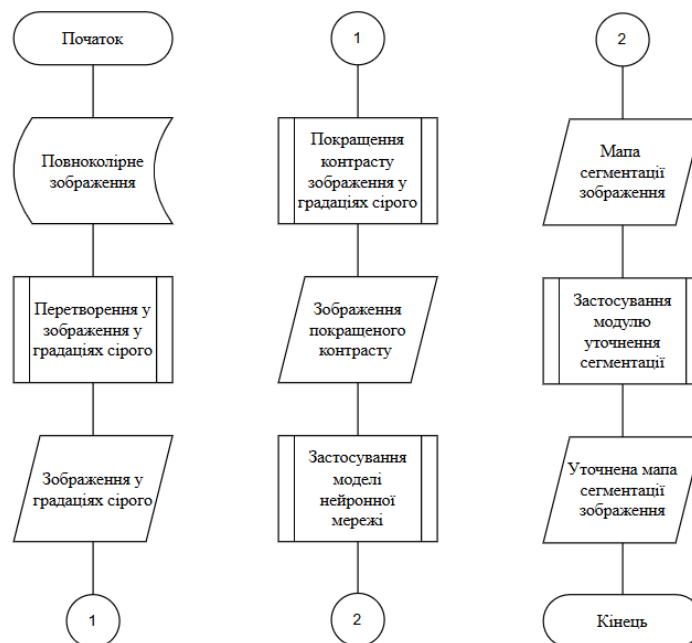


Рис. 2.1. Блок схема розробленого методу сегментації

Надалі детальніше розглянемо, окремі аспекти розробленого методу та їх вплив на точність сегментації.

2.2. Покращення на основі модифікації вхідних даних

Для визначення необхідного і достатнього рішення модифікації контрасту зображення з метою покращення інформативності кількісних характеристик зображення, проведемо порівняльний аналіз сучасних методів за допомогою співставлення відновленого зображення та оригінального. До оригінального зображення комп'ютерної томографії було застосовано гауссівський фільтр для введення штучного шуму. Для числової характеристики зображення використовувалася дисперсія інтенсивності пікселів (Variance): чим вища дисперсія, тим більший контраст зображення.

Були застосовані наступні широковживані методи покращення контрастності: вирівнювання гистограми (HE), гамма-корекцію з відповідним параметром 1,7 (GAMMA), адаптивне вирівнювання гистограми з обмеженням (CLAHE), логарифмічне перетворення інтенсивності (LOG) та спрощену реалізацію алгоритму Retinex – Single Scale Retinex (SSR).

Для оцінки ефективності застосованих методів покращення зображення використовується середньоквадратична помилка між покращеним та оригінальним зображенням (табл. 2.1).

Таблиця 2.1

Аналіз точності методів корекції контрасту

Variance	HE	GAMMA	CLAHE	LOG	SSR
1676.90	6177.01	2287.49	1621.99	11849.84	11936.03
3365.15	1866.53	2011.45	1252.87	9448.74	6435.38
6122.18	1250.46	1557.98	1411.57	7561.19	6335.03
8404.66	4490.24	1065.44	1030.82	5150.58	5519.73
1676.90	6177.01	2287.49	1621.99	11849.84	11936.03

Як можемо бачити з отриманих результатів метод адаптивного вирівнювання гистограми з обмеженням має найнижчі показники помилки за різних рівнів контрасту зображення.

Оскільки медичні СТ-зображення мають низький поріг контрасту, необхідний додатковий етап для згладжування або нормалізації цього параметра [13, 14]. Перший крок розробленого методу змінює вхідні дані, щоб збільшити контрастність у областях низького рівня та не перенаситити області високого рівня. На рис. 2.2 наведено приклад гістограми розподілу інтенсивності пікселів і відповідне оригінальне КТ-зображення грудної клітини.

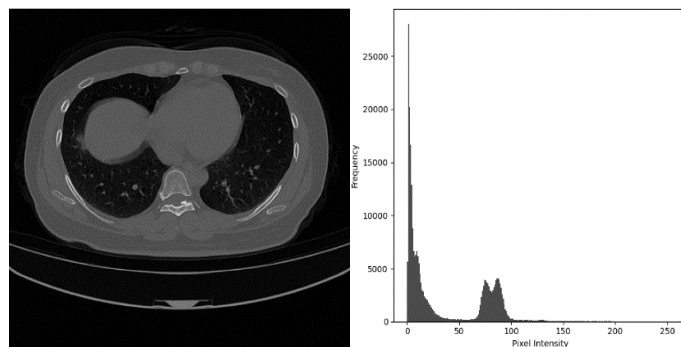


Рис. 2.2. Зображення СТ та гістограма розподілу інтенсивності

Використання методу CLANE є ефективним рішенням для локального вирівнювання контрастної гістограми на медичних зображеннях [15]. Основними параметрами для налаштування є розмір ядра поділу зображення та параметр обмеження, що запобігає надмірному посиленню шуму, дані параметри були визначені як (8, 8) і 2 відповідно. На рис. 2.3 наведено приклад покращеної гістограми інтенсивності зображення.

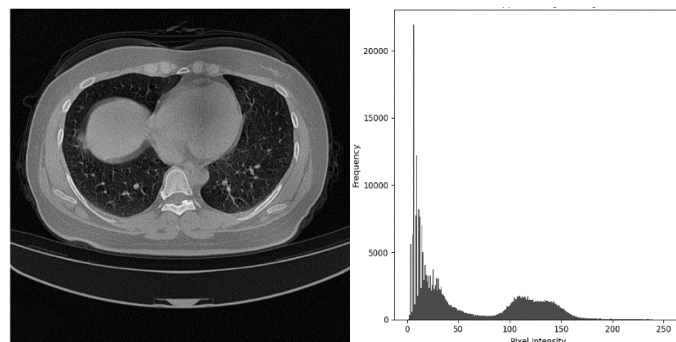


Рис. 2.3. Зображення СТ та гістограма розподілу інтенсивності після застосування методу CLANE

2.3. Покращення на основі моделі нейронної мережі

В даному блоці ми розглянемо особливості побудови і модифікацій архітектури моделі DCNN для вирішення задачі сегментації зображень комп'ютерної томографії. Буде розглянуто структурні компоненти та зазначено їх вплив на швидкодію та точність мережі.

2.3.1. Залишкові мережі

Однією з головних перепон побудови та використання нейронних мереж з глибокою архітектурою є виникнення неконтрольованого градієнту, котрий може як накопичуватися так і зникати. Даний аспект унеможливорює коректне оновлення параметрів окремих шарів мережі та обмежує побудову ефективних нейромережевих програмних рішень. Неконтрольований градієнт значною мірою ускладнює процес навчання та тестування мереж, саме тому було запропоновано використання залишкових мереж, як дієве рішення проблеми градієнту [16-18].

Основним будівельним компонентом залишкової мережі є відповідний залишковий блок, котрий формує залишкове з'єднання. На відміну від звичайної функції перетворення згортки або ж активації вигляду: $y = F(x)$, залишкова мережа використовує додатковий залишковий зв'язок (рис. 2.4), де функція перетворення має вигляд: $y = F(x) + x$. Зазначена особливість мережі надає можливість навчатися не за рахунок прогнозування значення результату блоку напряду, а використовувати залишок між вхідними та вихідними значеннями блоку.

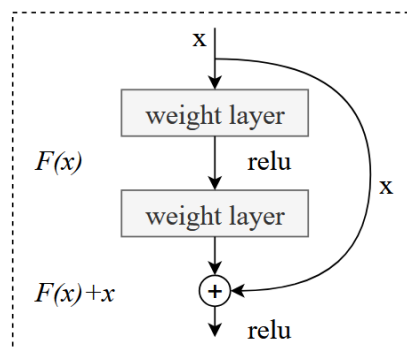


Рис. 2.4. Будова залишкового блоку

Запропонований підхід залишкового з'єднання, дозволяє будувати та використовувати дуже глибокі моделі нейронних мереж та спрощувати процес їх навчання. В залежності від визначеної задачі, розробник може будувати мережі необхідної глибини, найпоширенішими рішеннями є залишкові мережі з 16, 50 та 101 шарами. Оскільки, кожен додатковий шар надає мережі можливість будувати все більш абстрактні представлення даних та виокремлювати глибокі ознаки з вхідних даних то пропонується розглянути саме варіації мережі з 50 та 101 шаром.

Проте варто зазначити, що зі збільшенням глибини мережі зростають і витрати на апаратне забезпечення для навчання і подальшого використання моделі. Оскільки розмірність вхідних зображень 512 на 512 пікселів, то найоптимальнішим рішенням буде скористатися архітектурою мережі з 50 відповідним шарами.

Зазначимо послідовність компонентів запропонованої моделі нейронної мережі та змін, необхідних для ефективного використання подібної архітектури на градієнтних зображеннях комп'ютерної томографії:

- На відміну від звичайної реалізації архітектури мережі, початковий вхідний шар згортки з ядром 7 прийматиме не три канали даних, а один, відповідно до особливостей градієнтного типу зображень.
- Наступним компонентом мережі є залишкові блоки з різною розмірністю фільтрів, що відповідають кількісній послідовності в 256, 512, 1024 та 2048 одиниць.
- Визначені структурні залишкові блоки комбінуються та повторюються визначеним чином, де відмінності в кількості блоків формують відповідну архітектуру з 50 шарів.
- Для вирішення задач сегментації зображень та відповідності мережі до архітектури FCN повністю зв'язний шар (FC) було замінено на повністю загортковий з ядром в 1 та функцією активації SoftMax. Дана модифікація надає можливість формувати ймовірнісний розподіл пікселів між фоном та об'єктом інтересу.

Враховуючи вище зазначені особливості реалізації моделі нейронної мережі FCN ResNet50, відобразимо відповідну архітектуру (рис. 2.5).

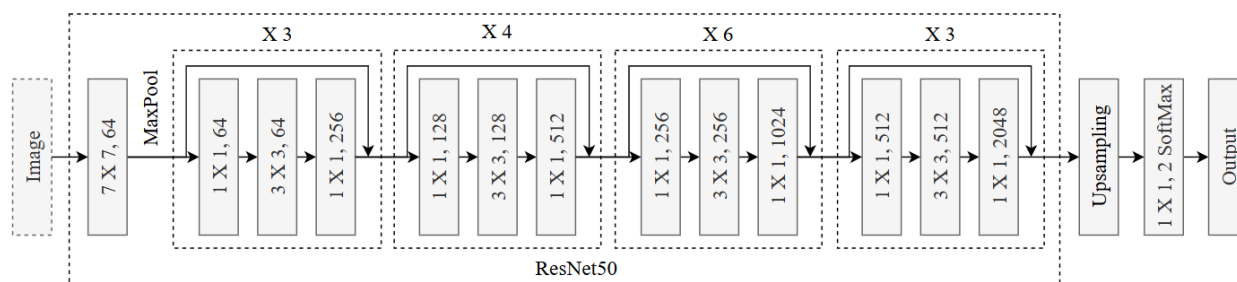


Рис. 2.5. Будова мережі FCN ResNet50

2.3.2. Atrous Spatial Pyramid Pooling

Одним з напрямків підвищення точності сегментації моделей DCNN є застосування додаткового модулю Atrous Spatial Pyramid Pooling [19, 20], котрий надає можливість краще виявляти та враховувати контекст або ж залежності між об'єктами в різних визначених масштабах. В основі використання даного модулю лежить послідовність декількох паралельних згорток з різними розмірами ядра та відповідною пропускнуою здатністю, що дозволяє мережі формувати багатомасштабний контекст.

На відміну від застосування стандартної операції згортки, котра розглядає лише локальні особливості зображення, dilated convolution дозволяє охопити більше поле зору, шляхом пропуску віддалених пікселів.

Зазначимо головні компоненти модулю ASPP, їх призначення та особливості ініціалізації:

- Згортковий шар з розміром ядра 1 та фільтром діляції 1, застосовується для збереження дрібних локальних особливостей та балансування локальних і глобальних особливостей об'єктів на зображенні.
- Рівні розширення реалізовані як шари згортки з розміром ядра 3 та фільтрами діляції 3, 6 та 12 відповідно, застосовуються для захоплення контексту на різних рівнях масштабу зображення.

- Глобальний середній пулінг (GAP), як засіб для формування загального представлення зображення та доповнення результатів локальних фільтрів.
- Об'єднання отриманих на попередніх кроках результатів, для подальшого оброблення та використання шарами мережі.

Відповідно до розглянутої вище інформації, зазначимо відповідну архітектуру модулю ASPP (рис. 2.6).

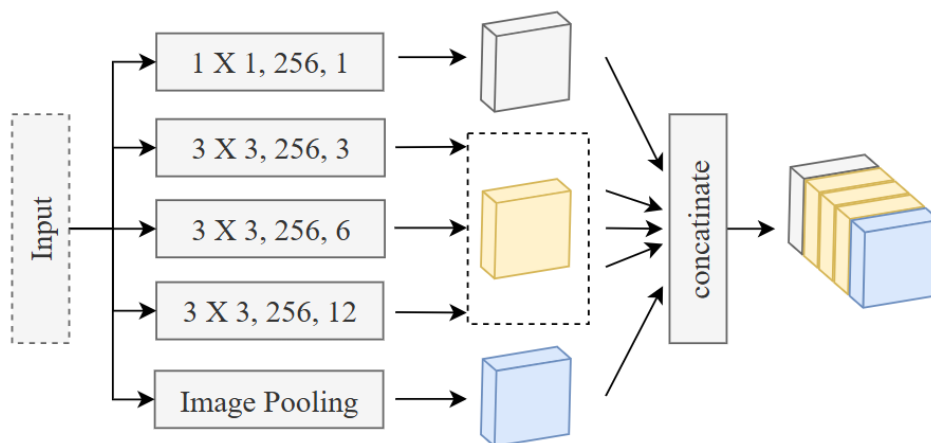


Рис. 2.6. Будова модулю ASPP

Застосування даного модулю надає можливість підвищити рівень контекстуальної інформації, що безпосередньо впливає на здатність мережі до виявлення об'єктів різного розміру та текстури на вхідному зображенні.

Також даний модуль, дозволяє забезпечити більшу гнучкість системи для вирішення задач на інших типах даних без значної втрати ефективності використання. В свою чергу підвищена складність мережі, підвищує вимоги до обчислювальних ресурсів середовища розробки і використання та сповільнює процес навчання, підвищує ймовірність перенавчання моделі за умови недостатньої кількості тренувальних даних.

Одним з ризиків використання даного модулю є проблема пропуску інформації, що може виникати за умови застосування шарів розширення з високими параметрами фільтрів діляції.

2.4. Уточнення результатів сегментації нейронної мережі

Додатковим кроком підвищення точності результатів сегментації зображень комп'ютерної томографії є застосування відповідного модулю, що поєднує сучасні підходи та рішення для кращого визначення локальних ознак об'єктів їх подібності та однорідності.

Дослідивши низку сучасних наукових робіт та досліджень за напрямком сегментації зображень комп'ютерної та магнітно резонансної томографії, можемо виокремити декілька найефективніших рішень для побудови автоматичних і напівавтоматичних методів.

Застосування методу умовних випадкових полів (CRF) [21, 22] для опрацювання КТ зображень печінки та головного мозку людини, надало можливість покращити точність отриманих результатів сегментації згорткових мереж та знизити рівень помилково визначених областей зображення, попри підвищення завантаженості системи та сповільнення загальної роботи методу. Даний метод може застосовуватись для взаємодії з об'ємними структурами даних [23, 24], що дозволяє вирішувати широкий спектр задач з побудови методів тривимірної сегментації органів та окремих об'єктів і ділянок структури організму.

В свою чергу, метод GraphCut [25, 26] надає можливість досліджувати локальні ділянки зображення та на основі графового представлення вершин і ребр, для чіткого розмежування об'єктів інтересу та фону. Програмні рішення з використання даного підходу продемонстрували покращення результатів сегментації як для двох вимірних так і трьох вимірних даних.

Відповідно до розглянутих вище відомостей, розроблений метод використовуватиме модуль уточнення результатів в основі якого застосовується комбінування рішень трьох підходів, а саме:

- Метод Conditional Random Fields;
- Метод GrubCut Closing та морфологічна операція Closing;
- Функція ArgMax.

Таким чином, ми можемо формувати результат сегментації зображень комп'ютерної томографії, що враховує особливості та переваги кожного з запропонованих рішень. Детальне врахування локальних особливостей об'єктів та гнучкість впливу кожного з компонентів на кінцевий результат є важливим аспектом реалізації подібних програмних рішень сегментації медичних зображень.

2.4.1. Conditional Random Field

В вирішенні завдань піксельної сегментації зображень, даний метод виконує побудову окремих випадкових міток для моделювання випадкового поля Маркова. Головними аспектами функціонування методу з метою уточнення результатів сегментації, є просторова та колірна інформація об'єктів на зображенні. Для вирішення завдання сегментації, даний метод використовує задачу мінімізації функції енергії, котра складається з двох енергетичних компонентів, а саме унарної та парної енергії. Відповідно до основи побудови окремих компонентів, вони залежать від колірної подібності сусідніх пікселів та гладкості границь об'єктів на зображенні. Зазначимо відповідну формулу енергії та опишемо її окремі структурні компоненти:

$$E(x) = \sum_i \psi_u(x_i) + \sum_{i < j} \psi_p(x_i, x_j), \quad (2.1)$$

де $\psi_u(x_i)$ це унарний елемент, котрий визначає вартість присвоєння пікселю i мітки x_i , а $\psi_p(x_i, x_j)$ це парний елемент, котрий визначає вартість присвоєння пікселям i, j міток x_i, x_j відповідно.

Унарні енергетичні компоненти, визначаються з розподілу SoftMax отриманого з виходу нейронної мережі та є грубою оцінкою, котра в незначній мірі враховує локальну узгодженість пікселів. Оскільки вихідні дані цього компонента обчислюються окремо для кожного пікселя та не враховують взаємодію з його сусідами, то його використання лише збільшить шум і неузгодженість даних.

Зазначимо відповідне математичне представлення унарної енергетичної компоненти:

$$\psi_u(x_i) = -\log P(x_i), \quad (2.2)$$

де $P(x_i)$ визначає ймовірність призначення мітки x_i пікселю i в діапазоні $[0, 1]$ для класу фону та переднього плану, обчислену запропонованою моделлю нейронної мережі.

У свою чергу, парна енергетична компонента визначається з відповідного вхідного зображення для формування елемента згладжування, котрий заохочує призначення однакових міток пікселям з подібними кольоровими характеристиками. Застосування зважених Gaussians як попарних потенціалів, для формування парної енергетичної компоненти є широковживаним та ефективним рішенням для багатокласової сегментації зображень. В основі даного компонента знаходиться сума ядер Гауса зовнішнього вигляду та гладкості, зазначимо відповідну формулу:

$$\psi_p(x_i, x_j) = \mu(x_i, x_j) \cdot [\omega_1 k_a + \omega_2 k_s], \quad (2.3)$$

де $\mu(x_i, x_j)$ – функція врахування мітки згідно з моделлю Поттса для штрафних вузлів з різними мітками, а ω_1, ω_2 – ваги, які визначають відповідний вплив k_a – ядра зовнішнього вигляду та k_s – ядра гладкості на кінцевий результат парної енергетичної складової.

Ядро зовнішнього вигляду є двостороннім ядром, котре дозволяє визначити, чи належать сусідні пікселі одного кольору одній мітці. В свою чергу, ядро гладкості залежить лише від позиції пікселя, забезпечує просторову гладкість і видаляє невеликі ізольовані області, що можуть погіршити результати сегментації. Зазначимо їх відповідні формульні представлення:

$$k_a = \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{2\varphi_\alpha^2} - \frac{\|I_i - I_j\|^2}{2\varphi_\beta^2}\right); \quad k_s = \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{2\varphi_\gamma^2}\right), \quad (2.4)$$

де p_i, p_j – місце розташування відповідних кольорових векторів I_i, I_j , а параметри φ_α і φ_β контролюють ступінь їх близькості та подібності, а параметр φ_γ контролює масштаб ядра Гауса.

2.4.2. GrubCut

Наступним рішенням покращення результатів сегментації є застосування графового методу GrubCut. Головною метою використання даного методу є формування двох незалежних графів, котрі відповідають фону та передньому плану. Подібно до застосування методу CRF, GrubCut має функцію енергію котру мінімізує, зазначимо відповідну формулу:

$$E = E_{data} + E_{smooth} , \quad (2.5)$$

де енергія даних E_{data} зазначає, наскільки добре піксель відповідає передньому плану (об'єкту інтересу) чи фону, формується за допомогою кількісних характеристик кольору та моделі Гауссової суміші, в даному випадку використовується 5 розподілів, а енергія гладкості E_{smooth} контролює перехід між сусідніми пікселями, заохочуючи сусідні пікселі належати до одного класу, якщо вони мають необхідний рівень схожості.

Зазначимо математичне представлення відповідної енергетичної компоненти E_{data} :

$$E_{data} = \sum_i -\log\left(\sum_{k=1}^K \pi_{x_i,k} \cdot \mathcal{N}(I_i, x_i, k)\right) , \quad (2.6)$$

де K – кількість Gaussian компонентів, $\pi_{x_i,k}$ – вага компонента k , I_i – відповідний колірний вектор пікселя i , $\mathcal{N}(I_i, x_i, k)$ – гауссівський розподіл компонента k .

В свою чергу, енергетична компонента E_{smooth} матиме наступне математичне представлення:

$$E_{smooth} = \omega \sum_{i,j \in N} [x_i \neq x_j] \cdot \exp(-\gamma \|I_i - I_j\|^2) , \quad (2.7)$$

де ω – ваговий коефіцієнт для нормалізації штрафів за відмінності кольорів, множина N – відповідний набір сусідніх пікселів, а коефіцієнт γ – регулятор впливу інтенсивності на результат.

У цьому методі використовується окремий алгоритм розрізу графа, який мінімізує енергетичну функцію за допомогою серії ітерації. Для ініціалізації методу достатньо сформувати приблизні мапи значень переднього плану, котрий відповідає об'єкту інтересу та фону на основі

розподілу ймовірностей функції SoftMax, ввівши граничні параметри обмежень для переднього плану більше або дорівнює 0,9 та для заднього плану менше або дорівнює 0,1.

Після чого, метод використовує цю інформацію для формування моделі GMM і подальшого покращення результатів сегментації. У свою чергу, даний метод може створювати прогалини в середині об'єктів, тому для підвищення цілісності сегментації ми пропонуємо використовувати морфологічну операцію закриття, котра є послідовним представлення операцій дилатації та ерозії, що видаляють дрібні шуми та прогалини в структурі об'єктів на зображенні.

В свою чергу використання операції ArgMax надає можливість визначити з результатів розподілу моделі нейронної мережі найімовірніші мітки класів для кожного з пікселів. Дана операція є широкоживаним підходом для вирішення завдань багатокласової сегментації зображень, проте отриманий результат безпосередньо залежить від коректності роботи моделі НМ, адже підхід не має додаткових етапів дослідження локальних особливостей зображення.

Для формування кінцевого результату мапи сегментації, пропонуємо скористатися наступною формулою об'єднання результатів, кожного з напрямків оброблення SoftMax розподілу:

$$y_{ij} = (k \cdot y_{ij}^{argmax} + l \cdot y_{ij}^{CRF} + m \cdot y_{ij}^{GrubCut}) \geq 1, \quad (2.8)$$

де коефіцієнти k, l, m відповідають за вплив кожного з методів на кінцевий результат, в даній реалізації всі коефіцієнти мають значення 0,5.

Відповідно змінюючи значення розглянутих коефіцієнтів, можливо надавати перевагу використанню того чи іншого рішення, що надає додаткову гнучкість запропонованому методу та відповідному програмному забезпеченню, що його реалізує. Таким чином, даний метод може бути адаптований до відмінностей і особливостей в вхідних даних для найефективнішого вирішення задач сегментації на різних наборах медичних і дослідницьких даних.

Всі розглянуті вище компоненти модулю визначення сегментів зображення, можемо відобразити в відповідній архітектурі (рис. 2.7).

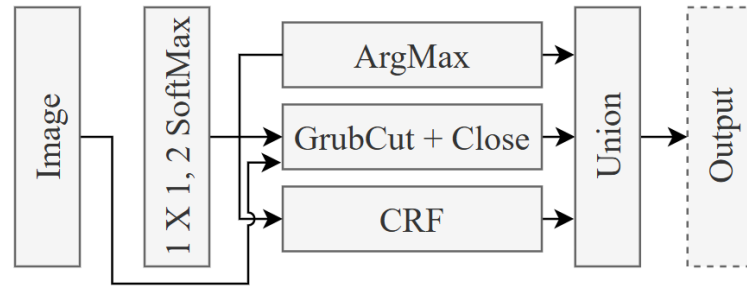


Рис. 2.7. Архітектура модулю визначення сегментів зображення

Розглянуті рішення та їх комбінація є ефективним напрямком вдосконалення підходів до сегментації зображень за допомогою моделей повністю згорткових мережі, одним з варіантів якого є запропонований метод сегментації зображень комп'ютерної томографії.

Відповідно до визначених вище аспектів побудови і модифікації архітектури нейронної мережі, засобів попереднього оброблення вхідних даних та підходу до уточнення результатів сегментації, зазначимо архітектуру компонентів розробленого методу сегментації зображень комп'ютерної томографії (рис. 2.8).

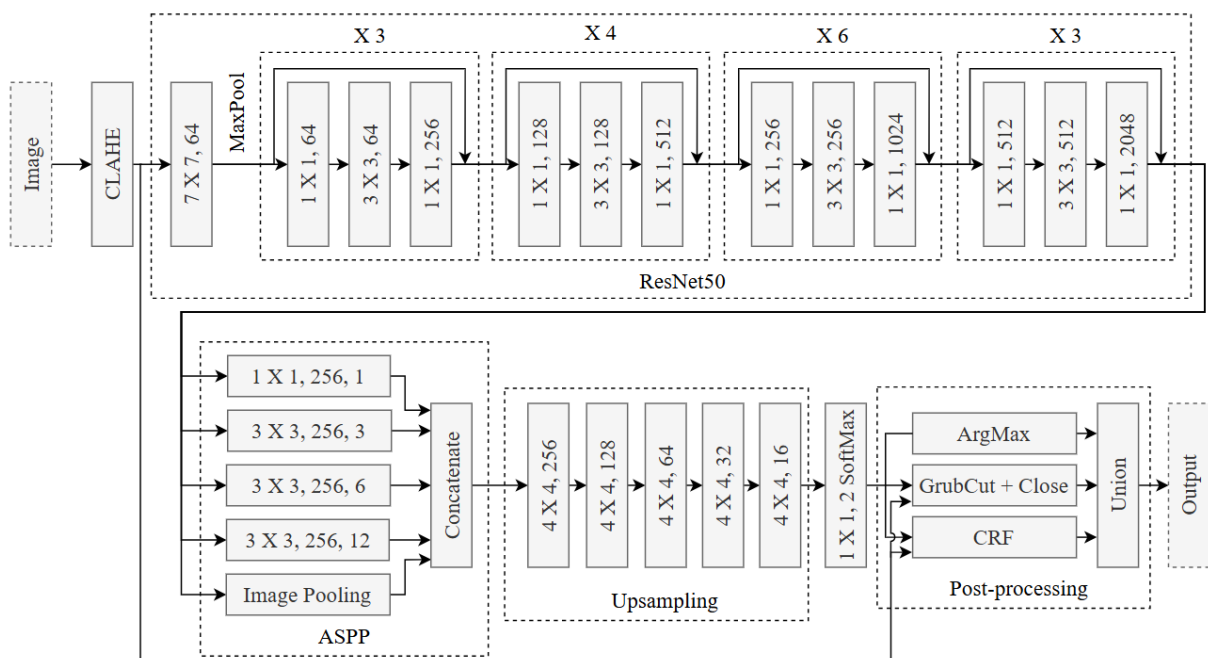


Рис. 2.8. Архітектура компонентів розробленого методу

2.5. Обґрунтування вибору набору вхідних даних

Запропонований набір даних [27] містить масив зображень комп'ютерної томографії грудної клітини, відповідними об'єктами інтересу є ділянки легень, структура яких уражена COVID-19. Даний набір даних містить 2500 зображень СТ та відповідну кількість сегментованих зображень. Весь набір даних складається з зображень розмірністю 512 на 512 пікселів та містить високу різноманітність даних отриманих з різних джерел за різних умов. Перевагою даного набору та доцільність його використання полягає в особливості структури об'єкту інтересу, котра може складатися з декількох частин, мати складну структуру та негладкі контури.

Розглянемо декілька прикладів набору вхідних даних, що містить пари зображень СТ та відповідних сегментів об'єктів інтересу (рис. 2.9).

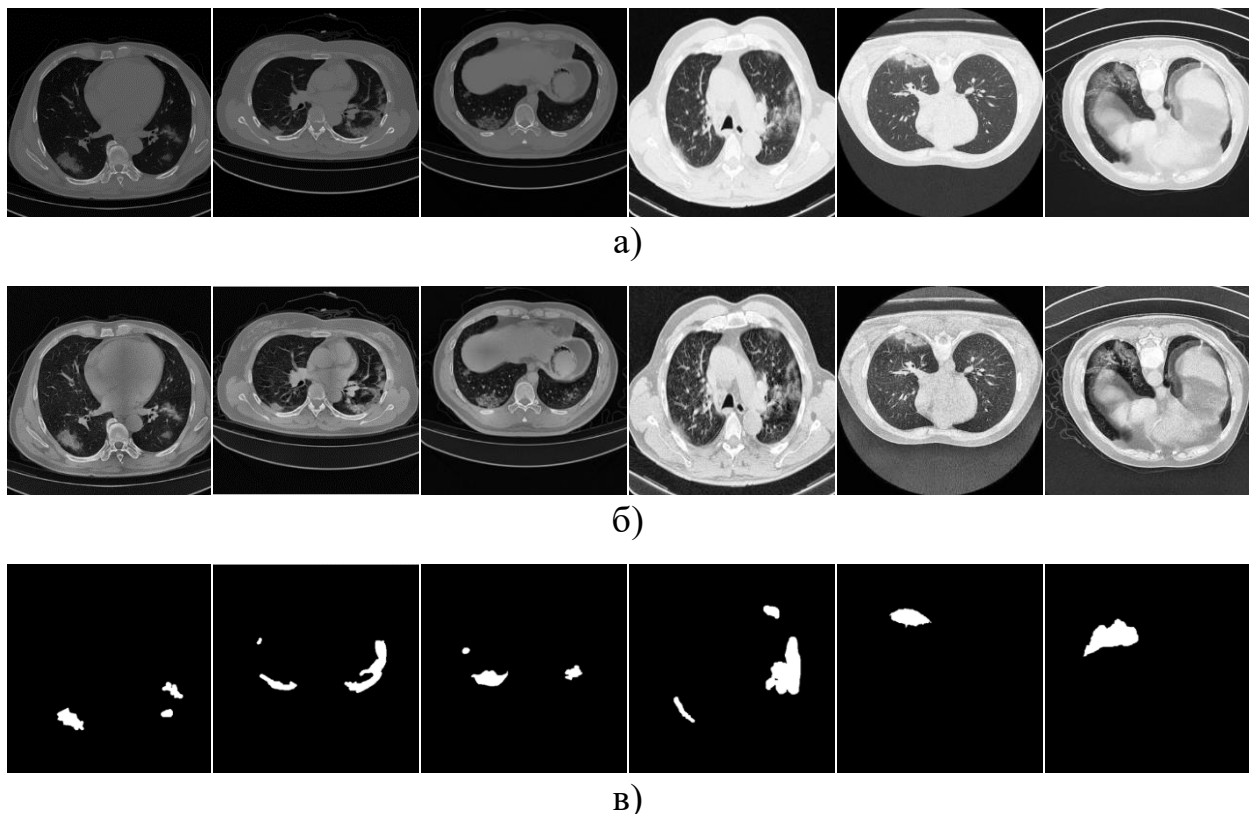


Рис. 2.9. Зображення набору даних COVID-19: а) оригінальні зображення; б) зображення після застосування методу CLAFE; в) оригінальні зображення сегментів об'єкту інтересу

Оскільки медичні зображення КТ мають складну будову, адже містять детальну інформацію щодо насиченості, текстури і контуру окремих об'єктів та їх груп, то дана особливість даних ускладнює формування результатів сегментації та стимулює створення і тестування нових автоматизованих рішень, котрі детально враховують локальні особливості об'єктів.

Таким чином запропонований набір даних COVID-19 є оптимальний рішенням, адже надає можливість виконати навчання мережі на зображеннях з високим значенням відмінностей в будові, чіткості та насиченості об'єктів на зображенні. Відповідні програмні рішення з використанням моделей нейронних мереж навчених на подібних даних є більш узагальненими та універсальними рішеннями завдань класифікації, сегментації і розпізнавання об'єктів інтересу на зображеннях.

2.6. Висновки до другого розділу

В даному розділі було запропоновано метод сегментації зображень комп'ютерної томографії, котрий використовує три головні кроки, а саме: модифікацію вхідних даних, покращення моделі повністю згортової мережі та застосування додаткового модулю уточнення мапи сегментації.

Таким чином, було розглянуто та зазначено особливості реалізації методу покращення контрасту вхідних даних, для підвищення якості формування ознак з зображення. Також, описано архітектуру FCN та використання компонентів залишкової нейронної мережі і модулю пірамідального пулінгу для розширення контексту та підвищення точності сегментації зображень. Було запропоновано модуль уточнення результатів сегментації на основі об'єднання трьох результатів, а саме оригінального результату моделі та результатів застосування методів CRF і GrubCut, котрі додатково враховують локальний контекст об'єктів на зображенні.

Також, було обґрунтовано вибір набору вхідних даних, для тренування, валідації та оцінки ефективності запропонованого методу сегментації зображень комп'ютерної томографії.

3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ

Одним з ключових етапів життєвого циклу програмного забезпечення є проєктування та визначення загальних компонентів і рішень, котрі безпосередньо впливають на швидкість розробки і тестування систем, їх гнучкість, масштабованість, безпеку та здатність до модифікації і розширення функцій.

В даному розділі буде розглянуто перелік функцій системи, визначено вимоги до програмного забезпечення та окремих компонентів, в тому числі компонентів хмарної платформи. Також буде визначено інструменти та технології розробки, особливості реалізації та ініціалізації запропонованих рішень.

3.1. Функційний аналіз системи

Формування вимог до програмного забезпечення надає можливість чітко зрозуміти логіку його роботи та структуру його архітектури. Даний крок є частиною циклу розроблення програмного забезпечення, котрий формує чіткі критерії оцінювання кінцевого результату побудови системи.

На даному етапі важливо розглянути всі можливі шляхи використання системи користувачем та програмні задачі і рішення, котрі повинна реалізувати система. Отже, проведемо аналіз функцій системи та зазначимо елементи отриманих результатів:

- *Підготовка даних.* Програмне забезпечення повинно здійснювати процес попередньої обробки отриманих даних за окремими методами або ж алгоритмами, підвищення кількісних характеристик зображення.
- *Відображення результатів роботи.* Програмне забезпечення повинно надати користувачу можливість переглядати результати роботи системи на основі окремого зображення комп'ютерної томографії органів людини.

- *Автоматична сегментація та уточнення результатів.* Система повинна використовувати окремі методи обробки цифрових зображень для вирішення задач сегментації об'єктів на зображенні. Використання рішень на основі моделей нейронних мереж. Також система повинна надавати можливість виконувати уточнення результатів сегментації, метою якого є підвищення точності сегментації об'єктів на зображенні комп'ютерної томографії. Покращення результатів отримується за рахунок використання додаткових алгоритмів сегментації, що враховують локальні властивості зображень.
- *Інтеграція та розгортання системи.* Побудова програмного забезпечення, котре реалізує визначені компоненти обробки зображення та надає можливість взаємодіяти з користувачем. Застосування різноманітних платформ та сервісів для побудови системи з вільним доступом до її використання.
- *Масштабованість системи.* Кінцевий програмний продукт повинен забезпечувати надійну роботу для широкого переліку користувачів. Дана вимога реалізується за допомогою окремих компонентів та налаштувань платформ і сервісів розгортання програмного забезпечення.

Розглянуті вище елементи функційного аналізу системи, надають можливість краще зрозуміти та сформулювати окремі функційні вимоги до програмного забезпечення. Також розглянуті кроки дозволяють сформулювати рішення щодо інтеграції та розгортання системи, з урахуванням можливості масштабування та впровадження змін і покращень.

Відповідно до розглянутої вище інформації, сформуємо відповідний перелік функцій системи сегментації зображень комп'ютерної томографії. Зазначимо, що запропоноване програмне забезпечення містить лише одного актора, а саме Користувача системи. Визначимо необхідний перелік функцій системи та пріоритет кожної з них (табл. 3.1).

Таблиця 3.1

Функційні вимоги до програмного забезпечення

Код вимоги	Опис вимоги	Пріоритет
F1	ПЗ повинно надавати можливість завантаження файлу зображення КТ з пристрою користувача.	Високий
F2	ПЗ повинно надавати можливість підвищення контрасту зображення комп'ютерної томографії.	Високий
F3	ПЗ повинно надавати можливість сегментації зображення КТ моделлю нейронної мережі.	Високий
F4	ПЗ повинно надавати можливість уточнення результатів сегментації зображення КТ.	Високий
F5	ПЗ повинно надавати можливість перегляду вхідного файлу зображення КТ та результатів його сегментації.	Середній
F6	ПЗ повинно надавати можливість формування та завантаження на пристрій користувача результуючого pdf файлу результатів сегментації зображення КТ.	Середній
F7	ПЗ повинно використовувати компоненти хмарної платформи для розміщення інфраструктури системи.	Середній
F8	ПЗ повинно забезпечити масштабовану обчислювальну компоненту серверної частини системи сегментації зображень КТ.	Середній
F9	ПЗ повинно реалізовувати з'єднання з користувачем системи за мережевим протоколом HTTPS.	Низький
F10	ПЗ повинно надавати можливість використання зображень КТ різної роздільної здатності та наступних розширень вхідних файлів: png, jpg, jpeg.	Високий
F11	ПЗ повинно реалізовувати зручний в керуванні та інтуїтивний інтерфейс користувача, для взаємодії з функціями системи.	Високий

Запропоноване програмне забезпечення повинно надавати можливість завантаження файлу зображення комп'ютерної томографії з файлової

системи власного пристрою користувача в різних розмірностях та форматах даних. Оскільки зображення комп'ютерної томографії мають різні представлення контрасту зображення, то застосування методу вирівнювання гістограми контрасту зображення CLANE дозволить підвищити контраст деталей зображення в ділянках з низьким контрастом та знизити ефект перенасичення деталей об'єктів в ділянках з високим контрастом.

В свою чергу, використання додаткового модулю уточнення результатів сегментації моделлю нейронної мережі, дозволить підвищити точність сегментації за рахунок застосування алгоритмів та методів, котрі детальніше враховують локальні особливості об'єктів на зображеннях.

Розроблення та впровадження інтуїтивного інтерфейсу взаємодії користувача з функціями системи є важливим кроком, адже він формує сприйняття та зручність програмного забезпечення. Додатковою функцією системи сегментації зображень КТ є формування pdf файлу результату, котрий міститиме відповідну інформацію про завантажений файл користувачем та результат наданий запропонованим методом сегментації. Оскільки користувачу буде надана можливість зберігати файли результатів, він може досліджувати окремі зображення з серії зображень КТ для виявлення, діагностики та аналізу об'єктів.

Для забезпечення стабільної роботи системи, структурні компоненти інфраструктури системи повинні розміщуватися на хмарних обчислювальних елементах. Даний підхід дозволить реалізувати ПЗ з високим рівнем мережевої безпеки взаємодії компонентів, а використання сертифікатів безпеки протоколу HTTPS захистить дані користувачів.

Розглянуті вище функційні вимоги дозvolять побудувати систему сегментації зображень КТ з високим рівнем продуктивності та орієнтованості на користувача. Додатковими вимогами до реалізації ПЗ є використання сучасних та гнучких рішень до побудови архітектури системи, для реалізації програмного рішення, котре ізолює рівні доступу і модифікації даних для підвищення безпеки використання ПЗ.

3.2. Обґрунтування вибору типу програмного забезпечення

Визначення типу програмного забезпечення є важливим кроком для реалізації та зручного використання програмного забезпечення, адже в залежності від переліку функцій, котрі надає система ті чи інші підходи до програмної реалізації мають власні переваги та недоліки. В даній частині дисертації буде розглянуто три головні типи ПЗ в вирішенні завдань з використанням моделей нейронних мереж та визначено найоптимальніше рішення.

3.2.1. Мобільні застосунки

Мобільні застосунки є широкоживаними рішеннями, адже використовують як основу портативні пристрої та можуть застосовуватися без необхідності з'єднання з мережею Інтернет. Оскільки існує низка операційних систем та пристроїв, то на початку процесу реалізації ПЗ необхідно чітко визначити перелік підтримуваних фізичних рішень та їх версій. Для встановлення даного типу застосунків необхідно використовувати спеціальний скомпільований файл, котрий потрібно перемістити користувачу на мобільний пристрій, за допомогою окремих платформ, котрі мають власні вимоги до безпеки застосунку або ж використовуючи окремий фізичний пристрій пам'яті.

Використання моделей нейронних мереж є складним завданням для апаратного забезпечення мобільних пристроїв, тому найчастіше застосовують клієнт серверну архітектуру, де мобільний телефон відіграє роль графічного інтерфейсу, а віддалений сервер містить бізнес логіку.

Оскільки, мобільні застосунки мають безпосередній доступ до пам'яті пристрою та можливих апаратних систем, то розробники можуть створювати складні системи, що використовують камеру, нагадування та інші функції пристроїв. Проте, важливим аспектом створення подібних застосунків є широкий комплекс тестування та перевірки безпеки персональних даних користувача.

3.2.2. Desktopні застосунки

Даний тип програмного забезпечення є широкоживаним в галузі оброблення зображень, адже надає інструменти безпосередньої взаємодії з апаратними ресурсами пристроїв, для пришвидшення роботи ПЗ. Проте, оскільки система має доступ до внутрішньої пам'яті пристрою, подібно до мобільних застосунків, то необхідно забезпечити та протестувати широкий перелік сценаріїв використання для унеможливлення несанкціонованого доступу до файлів пристрою або ж їх пошкодження.

Під час реалізації застосунків подібного типу, необхідно чітко визначати перелік програмних систем, для котрих створюється ПЗ, адже різні операційні системи, такі як Windows, Linux та MacOS, а також їх окремі версії можуть підтримувати або ж обмежувати використання окремих функцій системи.

Окремим завданням для повноцінної реалізації програмного забезпечення є формування шляхів поширення, необхідними кроками є взаємодія зі сторонніми платформами та перевірка відповідності ПЗ до визначених стандартів безпеки. Встановлення та оновлення подібних систем, також є складним завданням, адже може містити кроки налаштування безпеки та доступу до файлів пристрою.

Даний тип застосунків, широко використовується в завданнях з оброблення персональних даних, оскільки може функціонувати на окремих ізольованих пристроях, без необхідності мережевого інтернет з'єднання. Проте, оскільки відсутні вимоги до взаємодії та інтеграції з існуючими програмними рішеннями для формування і збереження зображень комп'ютерної томографії, то використання подібного типу ПЗ, додатково ускладнить розробку, тестування та розгортання запропонованого рішення.

Відповідно, перевагами використання десктопних застосунків є їх швидкодія, здатність до ізольованого використання та інтеграція з іншими програмними рішеннями, а недоліками: складність реалізації, розгортання на різних пристроях та оновлення актуальної версії системи.

3.2.3. Вебзастосунки

Даний тип програмного забезпечення є одним з найпоширеніших у використанні та вирішенні завдань комунікації з клієнтом системи. Оскільки, архітектора застосунку містить два головні компоненти, а саме графічний інтерфейс користувача та бізнес логіку, то за рахунок різних підходів до їх реалізації розробники мають можливість виконувати їх реалізацію та тестування як окремих блоків або ж цілісної структури.

Вебзастосунки не розміщуються безпосередньо на пристроях, тому не мають прямого та постійного доступу до апаратних ресурсів чи пам'яті пристрою, дана особливість зменшує ризики пошкодження чи модифікації файлів пристрою. Оскільки, для використання подібних рішень необхідні сторонні програми, а саме браузері то необхідним кроком реалізації системи є забезпечення підтримки низки найуживаніших веббраузерів та можливих відмінностей, а саме типу пристрою або ж розширення екрану.

Графічний та логічний компонент застосунку розміщується на окремому сервері, а користувач системи взаємодіє з ним за допомогою використання веббраузера на власному пристрої, завдяки чому такі процеси як оновлення та актуалізації ПЗ виконується одразу для всіх користувачів, за рахунок зміни коду системи на визначеному сервері. Дана особливість застосунку в значній мірі пришвидшує та полегшує процес підтримки і оновлення системи, проте потребує додаткового контролю використання унікального посилання URI для скеровування користувачів до актуального графічного інтерфейсу та функцій системи.

Таким чином, враховуючи розглянуті вище особливості використання та розроблення застосунків різних типів, можемо зазначити, що для реалізації програмного забезпечення в межах магістерської дисертації найоптимальнішим типом системи є вебзастосунок. Дане рішення сформоване на низці переваг використання подібного типу ПЗ, адже воно забезпечує швидку реалізацію, простоту оновлення та тестування, а також надає можливість використовувати систему на різних пристроях.

3.3. Архітектура системи та компонентів хмарної платформи

Одним з головних етапів проєктування та реалізації програмного забезпечення є визначення необхідних характеристик архітектури майбутньої системи, адже саме даний аспект впливає на швидкість і зручність використання та майбутні модифікації.

Особливістю використати різних підходів до реалізації архітектури можуть бути вимоги, щодо здатності системи до масштабування та доповнення новими модулями і функціями системи або ж безпеки взаємодії окремих компонентів.

3.3.1. Вибір архітектури програмного забезпечення

Відповідно розглянемо декілька найуживаніших різновидів архітектури програмного забезпечення для реалізації вебзастосунків, з використанням моделей нейронних мереж. Кожна з яких має власні особливості, переваги і недоліки застосування для вирішення визначеної задачі проєктування системи.

Одним з рішень є використання монолітного підходу до реалізації архітектури системи, котрий поєднує всі модулі взаємодії з користувачами, функцій системи та використання баз даних в одній неподільній структурі.

Перевагою подібного підходу є простота реалізації та написання коду, котрий широко використовується для реалізації початкового представлення програмного забезпечення. Оскільки всі компоненти реалізовані як одне ціле, то система має мінімальні затримки у використанні окремих послідовних функцій.

Також дане рішення надає можливість створення і використання тестів, котрі покривають весь шлях даних і їх модифікації, проте це вимагає побудови складних сценаріїв контролю виконання програми. Враховуючи структуру архітектури системи з використанням широкого переліку функцій, складність системи до інтеграції нових функцій та модифікації зростає з кожною новою ітерацією оновлення ПЗ.

Оскільки в межах реалізації програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії, планується використання моделі нейронної мережі, то необхідно забезпечити можливість системи адаптуватися до можливих змін в форматі вхідних даних та отриманих результатів мережі без значного впливу на інші функції системи, що є складним завданням в реалізації ПЗ за допомогою монолітної архітектури.

Використання монолітної архітектури зменшує гнучкість системи до змін у вимогах і функціях, а також збільшує часові витрати на розгортання, модифікацію та виправлення недоліків, адже потребує повної перевірки всієї послідовності оброблення інформації.

Наступним можливим рішенням, щодо побудови архітектури системи є мікросервісний підхід, головною ідеєю якого є поділ системи на окремі ізольовані сервіси, котрі реалізують визначені бізнес-функції та взаємодіють між собою за допомогою прикладного програмного інтерфейсу API. Завдяки розподілу відповідальності за функції системи на окремі сервіси, розробники можуть знижувати витрати на побудову інфраструктури програмного забезпечення, оскільки кожен з сервісів використовує мінімальну необхідну кількість ресурсів. Додаткове збільшення кількості компонентів архітектури, може підвищувати загальні витрати на розгортання і використання програмного забезпечення.

Впровадження таких рішень як моніторинг і логування результатів використання сервісів, надає можливість краще розуміти і аналізувати вимоги до завантаженості сервісів, для оптимізації витрат та сценарії виникнення виняткових ситуацій, для усунення проблем системи.

Попри низку розглянутих переваг використання мікросервісної архітектури програмного забезпечення, головними недоліками є складність до побудови мережі сервісів і забезпечення коректної взаємодії між ними. Контроль форматів та узгодженості даних між сервісами, для уникнення конфліктів в поєднанні з мережевими затримками комунікації сервісів підвищує складність розробки систем з широким переліком функцій.

Багаторівнева архітектура є одним з найоптимальніших рішень щодо побудови структурованої архітектури системи, котра є гнучкою до модифікації її окремих компонентів. Головною ідеєю використання даного підходу є поділ функцій системи та операцій модифікації і доступу до сутностей даних на окремі шари. Таким чином розробники можуть ізолювати використання алгоритмів для комунікації з користувачами, бізнес-логіку системи та взаємодію з базами даних, за допомогою відповідних компонентів Presentation, Business та Persistence шарів. В свою чергу, кількість шарів може змінюватися залежно від завдань і потреб ПЗ.

Застосування даного типу архітектури надає можливість масштабувати та модифікувати окремі шари, без впливу на використання інших. Окремі рівні, або ж їх компоненти можуть бути розміщені на різних серверах в тому числі на хмарних платформах. Такі процеси як валідація вхідних даних та перевірка доступу користувача до окремих функцій системи виконується на початку взаємодії з запитом користувача, обмежуючи глибину використання системи, що підвищує безпеку програмного рішення та пришвидшує оброблення відповідних запитів.

Додатковою перевагою використання даного підходу до побудови програмного забезпечення є здатність до розроблення і тестування окремих шарів архітектури незалежно один від одного. Також, завдяки застосуванню технік мікросервісів, багаторівнева архітектура може взаємодіяти окремими шарами зі сторонніми рішеннями для використання моделей нейронних мереж або ж засобів аналізу даних.

Згідно розглянутих рішень, найоптимальнішим підходом до побудови структури вебзастосунку є багаторівнева архітектура. Для взаємодії з користувачем пропонується реалізувати клієнт серверний підхід до побудови системи, де клієнтська частина безпосередньо взаємодіє з користувачем та надає доступ до використання функцій системи, а серверна частина містить бізнес логіку роботи ПЗ та реалізована в вигляді інтерфейсу RESTful API з мережевою взаємодією HTTP запитів.

Особливістю даного рішення є реалізація масиву методів HTTP, для читання, запису, модифікації і видалення даних сутностей системи, за рахунок використання функцій. Також важливим аспектом є контроль мереженої адреси взаємодії з сервером URL і окремих мережевих шляхів URI, для коректного використання методів серверної частини програмного забезпечення.

Відповідно до розглянутої вище інформації, щодо особливостей будови компонентів і модулів програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії, зазначимо схему архітектури компонентів (рис. 3.1).

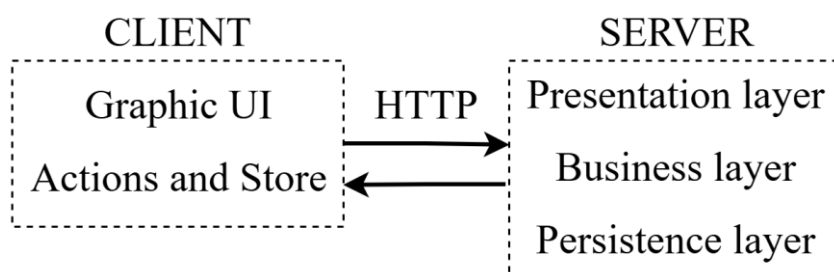


Рис. 3.1. Шаблон архітектури компонентів системи

3.3.2. Функції компонентів системи

Визначимо перелік відповідних функції клієнтського компоненту архітектури запропонованого програмного забезпечення:

- Відповідно до дій користувача системи, формувати запити до серверної частини для отримання результатів виконання функцій системи і оновлення стану окремих графічних елементів інтерфейсу користувача.
- Надання необхідної кількості інтуїтивних графічних елементів інтерфейсу для взаємодії користувача з усіма функціями програмного забезпечення.
- Забезпечити можливість взаємодії користувача з системою за умови використання веббраузерів та пристроїв різної роздільної здатності.

Визначимо перелік відповідних функції серверного компоненту архітектури запропонованого програмного забезпечення:

- Опрацювання запитів від клієнтської частини, валідація даних запиту, формування і повернення відповіді використання окремих функцій системи.
- Реалізація всіх функцій організації бізнес-логіки роботи системи по взаємодії з даними, модифікації вхідних зображень, використання моделі нейронної мережі та засобів уточнення для формування результатів сегментації зображень КТ.

3.3.3. Компоненти архітектури хмарної платформи

Визначимо низку необхідних компонентів хмарної інфраструктури розроблюваного програмного забезпечення. Оскільки архітектура програмного забезпечення поділена на дві головні частини, а саме клієнтську та серверну компоненту, то необхідними сервісами є окремі рішення обчислювальних блоків та засобів взаємодії з користувачем. Для клієнтської частини необхідно виконати реалізацію вебсервера, а для серверної частини необхідно реалізувати елемент розміщення API.

Важливим елементом архітектури системи є використання моделі нейронної мережі, котра потребує окремі апаратні обчислювальні ресурси. Одним з можливих рішень є винесення компоненту НМ на окремий обчислювальний сервіс, котрий можна модифікувати розширюючи об'єм операційної пам'яті, кількості і частоти центральних процесорів чи графічного прискорювача. Для встановлення необхідного рівня безпеки взаємодії компонентів, важливим аспектом є формування окремих ізольованих груп безпеки і шляхів взаємодії з ними.

Оскільки програмне рішення сегментації зображень комп'ютерної томографії повинно бути масштабованим, то необхідно використовувати обчислювальні компоненти з вбудованою можливістю масштабування відповідно до рівня завантаженості системи.

3.4. Опис засобів розроблення

В даній частині дисертації розглянемо низку засобів розроблення, використаних в межах реалізації запропонованого програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії, зазначимо їх переваги та ключові особливості використання.

3.4.1. Засоби розроблення серверної частини

Для реалізації серверної частини програмного забезпечення було вирішено використати кросплатформну мову програмування Python. Дане рішення надає можливість побудови гнучкої системи, з використанням і взаємодією об'єктів, класів та інтерфейсів. Застосування динамічної типізації спрощує та пришвидшує розробку і тестування ПЗ, проте може сповільнювати систему і викликати помилки при масштабуванні. Широкий спектр застосування мови програмування Python та велика спільнота забезпечує низку готових рішень, для реалізації клієнт-серверних систем. За допомогою використання менеджера пакетів PyPi, розробники мають можливість застосовувати сторонні рішення, для оптимізації та пришвидшення процесу реалізації та тестування програмного забезпечення.

Завдяки використанню асинхронних функції, дана мова програмування надає можливість реалізовувати сервери для взаємодії з багатьма клієнтськими частина без формування черги відповіді. Підтримка використання фреймворків та бібліотек FastAPI або Flask надає можливість побудови масштабованих RestAPI серверів, що містять реалізовані функції моніторингу викликів, навантаження та логування помилок.

Дана мова програмування надає широкий перелік інструментів для реалізації систем, котрі використовують інструменти оброблення та модифікації зображень. Таким чином застосування бібліотек OpenCV та PIL надає можливість зчитувати зображення комп'ютерної томографії, змінювати їх розмірність, модифікувати компоненти кольору і контрасту зображень, зберігати та відображати отримані результати.

В межах реалізації рішень з використанням моделей нейронних мереж Python має такі бібліотеки як Tensorflow та PyTorch, котрі надають рішення для побудови архітектури, тренування і використання НМ. Застосування бібліотек numpy, scikit-learn надає можливість оброблювати масиви даних з кількісних характеристик зображення та виконувати поділ вхідних даних для тренування, валідації та тестування моделей.

Для вирішення завдань оброблення зображень комп'ютерної томографії скористаємося бібліотекою OpenCV, котра містить низку функцій і алгоритмів комп'ютерного зору. Дана бібліотека реалізована з використання мови програмування C++, що надає можливість ефективно використовувати пам'ять та застосовувати рішення апаратного прискорення виконання завдань.

Однією з переваг використання даного рішення є його кросплатформність, що є важливим аспектом побудови і використання програмного забезпечення на сторонніх та хмарних сервісах. Враховуючи здатність до інтеграції рішень в Python програми з застосуванням нейронних мереж, даний підхід надає розробникам можливість вдосконалювати результати та покращувати вхідні дані, за рахунок модифікації кількісних характеристик кольору, розміру та контрасту графічних даних.

Завдяки підтримці широкого переліку форматів вхідних зображень, бібліотека є зручним рішенням в багатьох прикладних задачах комп'ютерного зору. Здатність до взаємодії з відео надає можливість будувати складні і унікальні програмні рішення автоматизації різноманітних систем розпізнавання і класифікації.

Попри широкий перелік алгоритмів та функцій, важливим кроком є налаштування параметрів їх ініціалізації, що може бути складним завданням, котре знижує ефективність використання програмних рішень. Також, для використання бібліотеки необхідні значні обчислювальні ресурси, що обмежує її застосування в проєктах на малих портативних та мобільних пристроях.

Для побудови моделі нейронної мережі, скористаємося кросплатформним фреймворком TensorFlow, котрий надає можливість побудови глибоких згорткових мереж будь-якої складності. Оскільки даний фреймворк має як низькорівневе представлення набору інструментів TensorFlow Core, так і високорівневу обгортку Keras API, то розробник має можливість використовувати і модифікувати різноманітні шари для досягнення найоптимальнішого рішення.

Завдяки вбудованій функції розпізнавання апаратного забезпечення, рішення на основі даного фреймворку можуть автоматично обирати середовище виконання між CPU або ж GPU, такі як CUDA чи TPU. Дана особливість дозволяє використовувати моделі на різних платформах без необхідності додаткового налаштування компонентів розміщення моделі.

Також, TensorFlow має гарну сумісність зі сторонніми Python бібліотеками для оброблення і модифікації масивів даних. Окремою перевагою використання даного фреймворку є широкий перелік рішень спільноти для побудови RestAPI сервісів з використанням функцій, що використовують моделі НМ.

Широкий перелік вбудованих метрик, оптимізаторів та функції втрат, надає можливість побудови ефективних рішень для чітко визначених задач класифікації, розпізнавання або ж сегментації. Оскільки, сформована модель НМ містить метод для використання функції навчання, то необхідними кроками підготовки є лише формування масиву тренувальних, валідаційних даних та параметрів оптимізації і оцінки втрат, що пришвидшує процес розроблення компоненту нейронної мережі.

Оскільки, даний фреймворк широко використовується для вирішення завдань машинного навчання і комп'ютерного зору, то для забезпечення побудови довго підтримуваного та актуального програмного рішення, необхідно використовувати найновішу версію TensorFlow, адже поєднання компонентів моделі з попередніх версій може викликати несумісність завантаження і роботи компонентів на сторонніх платформах чи сервісах.

Використання фреймворку FastAPI надає можливість побудови швидкого та безпечного API для взаємодії з клієнтською частиною за допомогою мережевого протоколу HTTP. Завдяки інтеграції рішення з бібліотекою Pydantic розробники можуть формувати валідатори для перевірки вхідних даних запиту, що є корисним інструментом для контролю взаємодії з клієнтською частиною.

Дане рішення має можливість до масштабування та інтеграції механізму логування запитів, що є корисним під час розроблення серверних компонент програмного забезпечення. Оскільки FastAPI є широкоживаним рішенням з великою спільнотою, то розробники можуть використовувати готові рішення та модифікувати їх відповідно до потреб системи. Широкий перелік навчальних матеріалів та документації використання фреймворку, дозволяє швидше розроблювати та інтегрувати програмні рішення, враховуючи сучасні підходи до побудови API.

Використання асинхронних функцій надає можливість побудови ПЗ, котра обробляє запити користувачів не блокуючи потік виконання серверу. Також, дане рішення має вбудовану функцію побудови документації API, що допомагає забезпечити відповідність ПЗ визначеним вимогам та спрощує реалізацію взаємодії між клієнтською та серверною частинами.

3.4.2. Засоби розроблення клієнтської частини

Для реалізації клієнтської частини програмного забезпечення було використано динамічну мову програмування JavaScript. Подібні програмні рішення виконуються безпосередньо в браузері з застосуванням окремих оптимізаторів для запуску коду в більшості браузерів, це надає можливість зменшити час можливих затримок роботи програми.

Оскільки, саме об'єкти є основним принципом організації даних та логіки роботи JavaScript програм, то такі аспекти як наслідування, інкапсуляція та поліморфізм надають можливість побудови більш складних систем та зав'язків між її компонентами.

Для побудови швидкого та ефективного з'єднання з API сервером, котре не блокує головний потік виконання програми, застосовують асинхронні функції або ж Promises та різноманітні оптимізатори завантаження сторінок.

Завдяки використанню менеджера пакетів NPM програмні рішення, мають можливість використовувати сучасні інструменти побудови клієнтських частин, такі як Vue та React. Також JavaScript програми мають високий рівень інтеграції та взаємодії зі сторонніми рішеннями і платформами для зберігання даних користувачів, моніторингу стану ПЗ та розміщення і виконання коду системи. Використання бібліотек для автоматизованої побудови тестів та процесу тестування надає можливість пришвидшити та спростити даний крок життєвого циклу запропонованого програмного забезпечення.

Дані особливості мови програмування надають можливість побудови гнучкої та масштабованої системи, котра використовуватиме актуальні рішення та буде ефективним ПЗ впродовж років. Оскільки мова програмування та супровідні технології і інструменти постійно розвиваються та вдосконалюються, то програмні рішення на основі JavaScript мають подальший потенціал для оптимізації і пришвидшення завантаження і виконання програм.

Завдяки поширеності мови програмування, існує широкий перелік інструментів для побудови інтерактивного інтерфейсу користувача з використанням графічних та CSS-анімаційних ефектів. Таким чином бібліотеки Bootstrap та Material UI пришвидшують побудову клієнтської частини, надаючи можливість дотримуватися визначеного шаблону.

Широкий перелік фреймворків, таких як React, Angular та Vue надає можливість побудови складних систем для взаємодії з користувачем з динамічним графічним інтерфейсом. Здатність до початкової ініціалізації структури проекту, надає можливість пришвидшити процес реалізації ПЗ та сформуванню інтуїтивного рішення для використання іншими розробниками.

Для реалізації графічного інтерфейсу користувача пропонується скористатися JavaScript фреймворком Vue.js, котрий будує GUI на основі моделей даних. Дане рішення є швидким та ефективним інструментом побудови SPA вебзастосунків, та забезпечує швидке завантаження сторінок з вбудованою реактивністю даних, для автоматичного оновлення компонентів інтерфейсу при зміні стану даних.

Даний підхід до реалізації клієнтської частини використовує віртуальний DOM, що дозволяє пришвидшити рендеринг та оновлення сторінки. Основним будівельним блоком є компонент, котрий можна повторно використовувати та модифікувати за потреби. Завдяки встановленню зав'язків між компонентами, фреймворк надає можливість передавати дані в глибину компонентів та отримувати інформацію про зміну на верхніх шарах.

Використання вбудованих директивів логічних операторів надає можливість побудови інтерактивних компонентів графічного інтерфейсу користувача, без необхідності повної перебудови DOM.

Також, такі інструменти як Vue DevTools надають можливість відслідковувати зміни стану для перевірки коректності роботи на окремих етапах отримання та оброблення даних, що є однією зі складових частин процесу тестування.

Підтримка використання асинхронних операції, дозволяє виконувати запити до сторонніх API та оброблювати результати без блокування роботи інших компонентів інтерфейсу. Для навігації між сторінками, фреймворк має додаткову бібліотеку Vue Router, котра надає можливість побудови SPA з динамічними сторінками. Використання middleware дозволяє здійснювати додатковий контроль доступу до сторінок, що є корисним інструментом для перевірки авторизації користувача системи.

Однією з особливостей даного рішення є використання lazy-loading, котрий дозволяє збільшити продуктивність застосунку за рахунок завантаження компонентів сторінок лише за їх необхідності відображення.

3.4.3. Засоби розгортання програмного забезпечення

В даній частині дисертації ми розглянемо рішення, котрі дозволять розмістити програмне забезпечення на компонентах хмарної платформи.

Для розміщення програмного забезпечення пропонується розглянути інструмент технології контейнеризації – Docker, котрий надає можливість формувати окремі ізольовані середовища виконання програм. Відповідно для побудови контейнера, необхідно визначити чіткий перелік інструментів, залежностей, бібліотек та конфігурації, котрі налаштують коректну роботи контейнеризованої системи.

Завдяки властивості кросплатформності, рішення побудовані з використання Docker контейнерів можуть виконуватися на більшості існуючих операційних систем та хмарних платформах. Оскільки контейнери використовують мінімальну необхідну кількість апаратних ресурсів, то програмне забезпечення розміщене в ізольованих середовищах є оптимальним рішенням розгортання на сторонніх сервісах, адже більшість з них формує витрати відповідно до об'єму використаних ресурсів.

Однією з переваг використання контейнерів є швидкий процес активації програмного забезпечення, що може бути критично важливим в окремих типах систем. Ізольованість середовища дозволяє знизити ризики до безпеки та цілісності даних головної системи.

Даний підхід до реалізації програмного забезпечення надає можливість застосовувати технології автоматизованого тестування та розгортання на сторонніх платформах та сервісах, що пришвидшує процес реалізації системи.

Завдяки відкритій платформі Docker Hub розробники мають можливість використовувати різноманітні версії програм як окремі контейнери, також платформа надає можливість завантажувати власні рішення різних версій, що є допоміжним інструментом для взаємодії з розробленим програмним забезпеченням на різних хмарних платформах, операційних системах та сервісах.

Оскільки, ПЗ в вигляді окремих контейнерів використовує обмежену кількість ресурсів, то процес побудови горизонтально масштабованих систем є одним з напрямків реалізації високопродуктивних серверних компонентів ПЗ.

Проте, для встановлення взаємодії і побудови спільного простору між декількома ізольованими середовищами необхідно виконувати додаткові налаштування та використовувати спеціалізовані рішення, що додатково ускладнює систему. Оскільки контейнери не мають безпосереднього графічного інтерфейсу чи засобів редагування коду, то для внесення модифікацій в окремі компоненти програми необхідно виконувати повторне формування образу ПЗ та ініціалізацію контейнера.

Важливо враховувати, що з використанням широкого переліку бібліотек та залежностей зростає й об'єм необхідного простору для виконання програми. Додатковими недоліками застосування розглянутого підходу є ускладнення мережевої взаємодії контейнерів в великих системах та необхідність ручного налаштування конфігурацій середовища.

Для розміщення запропонованого програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії та подальшого використання, скористаємося хмарною платформою Amazon Web Services. Дана платформа надає доступ до широкого переліку сервісів для побудови складних систем, що застосовують моделі нейронних мереж, засоби зберігання або ж використовують значні обчислювальні потужності.

Завдяки розбудованій архітектурі глобальної інфраструктури, рішення побудовані на даній платформі мають високий рівень доступності та надійності. В свою чергу, використовуючи обчислювальні ресурси найближчих вузлів ми можемо оптимізувати час взаємодії користувачів з системою, за рахунок зменшення мережевих затримок.

AWS надає можливість побудови рішень з високим рівнем безпеки, за рахунок використання протоколів шифрування, обмеження доступу розробникам до модифікації та видалення окремих сервісів та груп безпеки.

В свою чергу, для реалізації швидкого та безпечного з'єднання між окремими компонентами платформи, розробники можуть формувати відповідні групи безпеки як для локальної взаємодії з компонентами платформи так і для глобальної взаємодії з клієнтами системи. Вбудована система логування запитів користувачів та витрат апаратних ресурсів, надає можливість визначати найоптимальніші сервіси для розміщення і використання програмних рішень.

Однією з переваг використання сервісів даної платформи є їх властивість до масштабування, що є корисним інструментом для вирішення завдання побудови серверної частини програмного забезпечення. Також платформа має гнучку систему інформування користувачів про помилки в роботі окремих компонентів архітектури системи, що надає можливість краще зрозуміти ситуацію виникнення недоліку ПЗ та виправити його.

Для побудови серверних частин програмного забезпечення платформа надає низку обчислювальних блоків в залежності від необхідності ОС, об'єму ресурсів або ж здатності ініціалізації на основі контейнерів Docker. Також платформа пропонує низку сервісів для збереження даних табличного, документного та інших форматів.

Завдяки застосуванню спеціалізованої системи розрахунку вартості побудови і використання архітектури компонентів хмарної платформи, розробники можуть завчасно оцінювати потенційні витрати для розгортання і супроводу системи. Оскільки, основою ціноутворення вартості використання ресурсів є їх апаратні обчислювальні особливості та час використання, то це надає можливість формувати архітектуру компонентів та витрати на їх утримання в найоптимальніший спосіб.

Недоліками використання даного підходу є складність до визначення необхідного об'єму обчислювальних ресурсів і сервісів та налаштування мережевої безпеки між компонентами платформи. Також, можливими складнощами використання рішень на даній платформі є затримки у мережевій взаємодії компонентів з різних регіонів.

3.5. Особливості програмної реалізації

Детальний опис розробленого програмного забезпечення є необхідним кроком, для перевірки відповідності системи до визначеного переліку функційних вимог. Таким чином особливості архітектури системи та її складових, дозволяють оцінити здатність системи до модифікації та впровадження нових програмних рішень. В межах даного пункту магістерської дисертації буде розглянуто особливості реалізації всіх складових компонентів системи сегментації зображень комп'ютерної томографії, а саме:

- Компонента методу сегментації на основі моделі нейронної мережі з використанням технік і алгоритмів для попереднього оброблення вхідного зображення та застосування запропонованого рішення уточнення результатів сегментації.
- Компонента клієнтської частини вебзастосунку, що міститиме інформацію про загальну структуру клієнта, особливостей графічних архітектурних елементів та їх функцій.
- Компонента серверної частини системи, що міститиме відомості щодо елементів структури багаторівневої архітектури і особливостей розроблених функцій. Також буде визначено перелік шляхів мережевої взаємодії між клієнтом та сервером системи.
- Компонента хмарної платформи, котра міститиме інформацію про окремі використані сервіси платформи Amazon Web Services для побудови необхідної інфраструктури системи сегментації зображень комп'ютерної томографії. Буде зазначено особливості реалізації функції масштабованості програмного забезпечення та сформовано перелік сервісів для розміщення і використання контейнеризованого ПЗ.

В результаті виконання визначених кроків, буде сформовано відповідний перелік графічних матеріалів, для детального опису елементів розробленого програмного забезпечення.

3.5.1. Програмна реалізація методу сегментації

Згідно запропонованого рішення покращення і вирівнювання контрасту початкового зображення комп'ютерної томографії скористаємося методом CLAHE, з параметрами ініціалізації розміру сітки 8 та порогового значення контрасту 2 (лістинг 3.1).

Лістинг 3.1. Приклад застосування методу CLAHE

```
{  
    image = image.numpy().astype(np.uint8)  
    clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8, 8))  
    image = clahe.apply(image)  
}
```

Відповідно до розглянутих раніше особливостей будови моделі нейронної мережі, зазначимо схему компонентів, розмірності даних на кожному з етапів та послідовність мережевих взаємозв'язків (рис. 3.2).

Layer	Output Shape	Connected to
input_layer	(None, 512, 512, 1)	-
resnet50	(None, 16, 16, 2048)	input_layer
global_avg_pooling2d	(None, 2048)	resnet50
reshape	(None, 1, 1, 2048)	global_avg_pooling2d
conv2d_1	(None, 1, 1, 256)	reshape
conv2d_2	(None, 16, 16, 256)	resnet50
conv2d_3	(None, 16, 16, 256)	resnet50
conv2d_4	(None, 16, 16, 256)	resnet50
conv2d_5	(None, 16, 16, 256)	resnet50
batch_normalization_1	(None, 1, 1, 256)	conv2d_1
batch_normalization_2	(None, 16, 16, 256)	conv2d_2
batch_normalization_3	(None, 16, 16, 256)	conv2d_3
batch_normalization_4	(None, 16, 16, 256)	conv2d_4
batch_normalization_5	(None, 16, 16, 256)	conv2d_5
re_lu_1	(None, 1, 1, 256)	batch_normalization_1
re_lu_2	(None, 16, 16, 256)	batch_normalization_2
re_lu_3	(None, 16, 16, 256)	batch_normalization_3
re_lu_4	(None, 16, 16, 256)	batch_normalization_4
re_lu_5	(None, 16, 16, 256)	batch_normalization_5
up_sampling2d	(None, 16, 16, 256)	re_lu_1
concatenate_24	(None, 16, 16, 1280)	re_lu_2, re_lu_3, re_lu_4, re_lu_5, up_sampling2d
conv2d_transpose_1	(None, 32, 32, 256)	concatenate_24[0][0]
conv2d_transpose_2	(None, 64, 64, 128)	conv2d_transpose_1
conv2d_transpose_3	(None, 128, 128, 64)	conv2d_transpose_2
conv2d_transpose_4	(None, 256, 256, 32)	conv2d_transpose_3
conv2d_transpose_5	(None, 512, 512, 16)	conv2d_transpose_4
conv2d	(None, 512, 512, 2)	conv2d_transpose_5

Рис. 3.2. Архітектура моделі нейронної мережі

Розглянута вище архітектура мережі, надає можливість детальніше ознайомитися з модифікаціями розмірностей даних на кожному з етапів та перевірити відповідність отриманих результатів до запланованих. Як можемо бачити, для зменшення кількості надлишкової інформації, обмежимо вилучення мапи ознак з зображення за допомогою одного шару, котрий реалізує компонент залишкової мережі.

Для реалізації процесу навчання моделі нейронної мережі необхідно визначити низку параметрів та інструментів, котрі мають безпосередній вплив на швидкість навчання та точність моделі сегментації. Першочергово визначимо кількість епох навчання, під час яких будуть змінюватися та оновлюватися параметри окремих шарів як тридцять одиниць. Проте, оскільки використання глибоких згорткових мереж на невеликих наборах даних може викликати перенавчання моделі, то необхідно скористатися додатковою технікою ранньої зупинки, котра відслідковує зміну результатів втрат мережі на валідаційному наборі даних та зупиняє процес навчання за умови відсутності змін протягом трьох послідовних ітерацій.

Наступним елементом, що визначає процес навчання є оптимізатор, котрий виконує таку функцію як зменшення коливань градієнту, та відповідне наближення моделі до найоптимальнішого рішення. В даному випадку було використано оптимізатор Adam, особливістю застосування якого є визначення адаптивного порогового значення навчання (lr), що надає можливість пришвидшити збіжність мережі за рахунок більших кроків на початкових ітераціях та менших надалі, для кращого наближення до оптимального рішення.

Зазначимо відповідну формулу адаптивної зміни кроку параметра навчання для оптимізатора Adam:

$$lr = lr_0 \times (decay_rate)^{\frac{step}{decay_steps}}, \quad (3.1)$$

де, початковим параметром навчання lr_0 є значення 0,001 для швидшого навчання на початкових етапах, $decay_steps = 10000$ а $decay_rate = 0,96$.

Оскільки, як зазначалося раніше результатом використання запропонованої моделі нейронної мережі, а саме вихідним шаром з функцією активації SoftMax, є ймовірнісний розподіл приналежності пікселів до одного з класів фону або ж об'єкту інтересу, то для оптимального визначення параметру втрат під час процесу навчання та валідації відповідних результатів, скористаємося широкоживаною функцією втрат крос ентропії або ж Cross-Entropy loss. Головним завданням даної функції є визначення відстані між розподілом гарантованих-істинних міток та передбачуваних-отриманих значень.

Враховуючи специфіку застосування функції втрат в завданнях піксельної сегментації, запропонована функція втрат матиме наступне математичне представлення:

$$L = -\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^C y_{ji} \log(\tilde{y}_{ji}), \quad (3.2)$$

де, значення y відображає гарантовано правдивий розподіл пікселю між класами, а \tilde{y} відображає ймовірність приналежності пікселю до класу i . В свою чергу параметр M відображає кількість екземплярів в наборі кроку навчання, в нашому випадку це 4 зображення, а параметр C відображає кількість відповідних класів, в нашому випадку їх два, а саме фон та об'єкт інтересу.

Зазначимо розглянуті вище параметри для налаштування процесу компілювання моделі нейронної мережі (лістинг 3.2).

Лістинг 3.2. Приклад процесу компіляції моделі НМ

```
{
    lr_schedule = tf.keras.optimizers.schedules.ExponentialDecay(
        initial_learning_rate=0.001,
        decay_steps=100000,
        decay_rate=0.96,
        staircase=True)

    opt = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=lr_schedule)

    model.compile(optimizer = opt,
                  loss='categorical_crossentropy',
                  metrics=['accuracy'])
}
```

Після чого виконаємо навчання запропонованої скомпільованої моделі нейронної мережі сегментації зображень комп'ютерної томографії на визначених наборах тренувальних і валідаційних даних, розглянутого раніше набору зображень, та продемонструємо результати навчання і тестування, з зазначенням відповідних показники покращення точності моделі, в вигляді діаграми зміни параметру функції втрат (рис. 3.3).

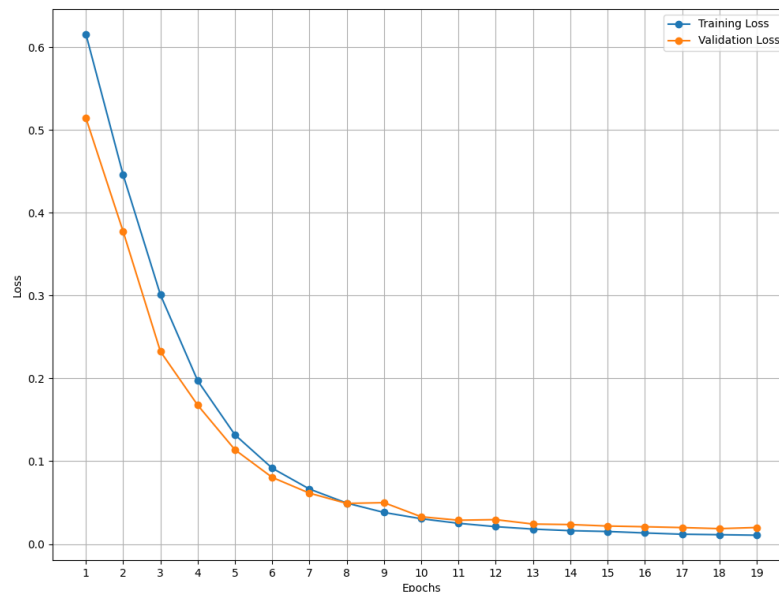


Рис. 3.3. Тренувальні та валідаційні втрати моделі нейронної мережі

Оскільки було використано техніку ранньої зупинки то нам вдалося пришвидшити процес навчання обмеживши кількість епох з 30 до 19, що дозволило запобігти запам'ятовування даних на тренувальному наборі.

Для ініціалізації методу CRF використано розмір Гауссового ядра 3 та розмір ядра згладжування в 2, що надає можливість краще дослідити малі ділянки зображення зі складними контурами та уточнити результат. Відповідним параметром циклів визначення і оновлення енергії CRF є 10. Кількість розподілів суміші методу GrubCut визначена як 5, що характеризує послідовність кроків мінімізації функції енергії для отримання найоптимальнішого розподілу між переднім та заднім фоном зображення. Дані рішення дозволили покращити результати сегментації зображень комп'ютерної томографії отримані від моделі нейронної мережі.

3.5.2. Структура клієнтської частини вебзастосунку

Відповідно до розглянутої раніше інформації, побудова клієнтської частини вебзастосунку буде виконано з застосуванням фреймворку Vue. Сформоване програмне забезпечення матиме відповідну форму односторінкового вебзастосунку (SPA).

Головним будівельним елементом структури сторінок графічного інтерфейсу користувача є Vue Component. Дана структура може використовуватися як вкладені блоки та має можливість передавати дані і обробники між блоками різних рівнів, також відомих як батьківські блоки та блоки дітей.

Для формування елементів графічного інтерфейсу використано спеціалізовану бібліотеку стилів Bootstrap, котра містить низку готових конструкцій кнопок, форм, спливаючих вікон та інших елементів, що надало можливість пришвидшити процес розробки і тестування клієнтської частини вебзастосунку. Дане рішення надало можливість виконати розмітку сторінки додатку, з поділом на три головні блоки, а саме: хедер, котрий містить інформацію про тему; головна частина, котра містить низку компонентів інтерфейсу системи; футер, що містить інформацію про автора.

Детальніше розглянемо окремі архітектурні компоненти запропонованої клієнтської частини програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії (рис. 3.4):

- Image Upload – графічний компонент системи, що містить набір відповідних блоків і параметрів завантаження зображення комп'ютерної томографії з системного провідника користувача в визначених форматах даних (png, jpg, jpeg).
- Images Display – графічний компонент додатку, котрий містить три відповідні поля відображення зображень, а саме: вхідного зображення, зображення підвищеного контрасту та зображення підвищеного контрасту в поєднанні з зображенням мапи сегментації зображення комп'ютерної томографії.

- Control Buttons – графічний компонент вебзастосунку, котрий містить перелік елементів керування а саме: кнопка формування запиту сегментації зображення, кнопка формування результуючого pdf файлу результатів сегментації, кнопка очищення стану застосунку, перемикач стану інвертування мапи сегментації.
- Actions – набір програмних функцій та методів системи, котрі контролюють виконання визначеного переліку функційних вимог до програмного забезпечення. Дані функції реагують на взаємодію користувача з графічними елементами системи та змінюють необхідні його складові в залежності від отриманих результатів виконання.
- PDF Service – сторонній сервіс вебзастосунку виражений в вигляді бібліотеки pdfMake, що дозволяє будувати та завантажувати відповідні pdf файли результатів сегментації згідно визначеного під час розробки ПЗ шаблону.
- Environments – внутрішній елемент застосунку, котрий визначає окремі змінні оточення, для встановлення взаємодії з серверною частиною системи та містить параметри побудови шаблону результуючого pdf файлу результату.

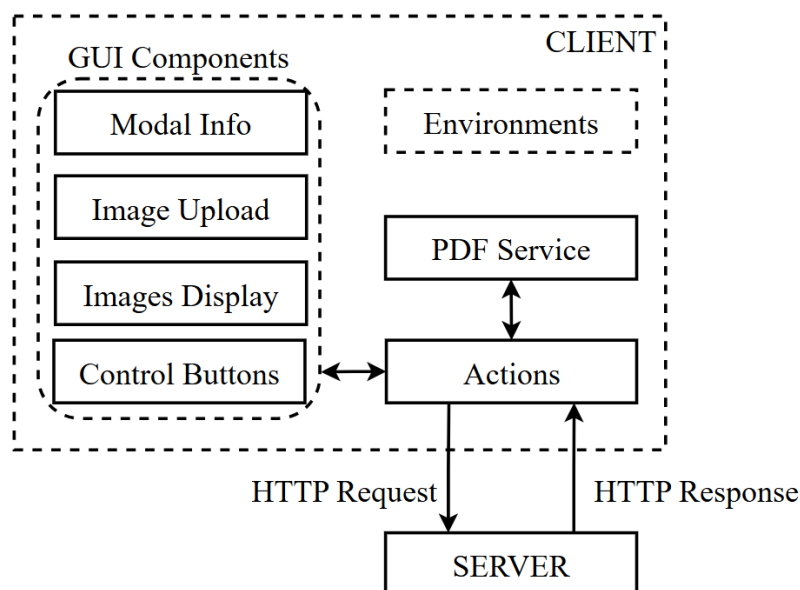


Рис. 3.4. Архітектура клієнтської частини вебзастосунку

3.5.3. Структура серверної частини вебзастосунку

Відповідно до розглянутої раніше інформації, для реалізації архітектури серверної частини програмного забезпечення використаємо багаторівневий підхід до проєктування ПЗ. Головними компонентами запропонованого рішення є:

- Презентаційний рівень – компонент котрий визначає підхід до взаємодії з клієнтськими частинами вебзастосунку, відповідно до визначених шляхів та методів HTTP надає доступ до визначеного переліку функцій системи. За рахунок окремих компонентів валідації забезпечує перевірку запитів на наявність необхідної інформації в запиті, для виконання визначених функцій.
- Рівень бізнес логіки – даний компонент, визначає весь набір бізнес логіки програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії. Використання даного шару, надає можливість контролювати взаємозв'язок між окремими сутностями системи та операціями між ними. За рахунок окремих сервісів встановлюється зв'язок з даними та реалізується використання запропонованого методу сегментації, враховуючи комунікацію з моделлю нейронної мережі.
- Environments – внутрішній елемент застосунку, котрий визначає окремі змінні оточення, для встановлення параметрів ініціалізації окремих класів та методів.

Для кращого розуміння переліку елементів бізнес логіки роботи системи було визначено та розроблено відповідний перелік класів, методів і зав'язків між ними. Відповідна UML діаграма класів запропонованого методу сегментації (див. Додаток 1. Діаграма класів методу сегментації зображень комп'ютерної томографії). В свою чергу діаграма послідовності, надає можливість розглянути взаємодію елементів системи в часовій перспективі (див. Додаток 1. Діаграма послідовності методу сегментації зображень комп'ютерної томографії).

Враховуючи вище розглянуту інформацію, зазначимо відповідну схему архітектури серверної частини програмного забезпечення (рис. 3.5).

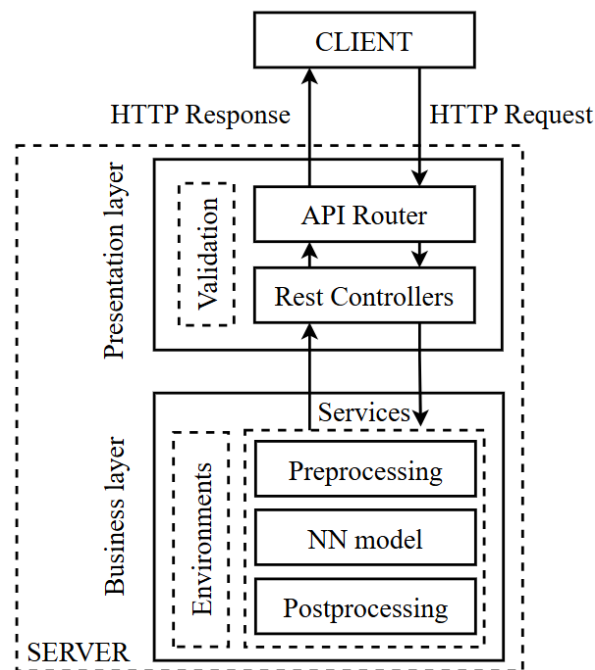


Рис. 3.5. Архітектура серверної частини вебзастосунку

Додатково зазначимо перелік головних методів прикладного програмного рівня, а саме:

- POST запит “/process”, котрий приймає відповідну інформацію від клієнтської частини вебзастосунку та повертає масив зображень (покращеного контрасту та мапи сегментації) в форматі Base64.
- GET запит “/health”, котрий є інформаційним запитом, що повертає статус серверної частини вебзастосунку. Даний запит є необхідним, адже саме завдяки йому компоненти хмарної платформи визначають здатність до взаємодії з блоком ПЗ.

Відповідно до зазначених особливостей реалізації структури клієнтської та серверної частини програмного забезпечення сегментації зображень комп’ютерної томографії було сформовано загальну архітектуру системи, де визначено всі структурні компоненти та мережеві зв’язки між ними (див. Додаток 1. Архітектура системи сегментації зображень комп’ютерної томографії).

3.5.4. Компоненти хмарної платформи

Зазначимо низку сервісів та інструментів використаних для реалізації хмарної архітектури програмного забезпечення. Для формування головного обчислювального компоненту скористаємось Elastic Container Service, котрий надає можливість побудови масштабованого контейнерного кластеру обчислювальних блоків, що є поширеним рішенням в завданнях реалізації серверної частини ПЗ. Основними елементами середовища є ізольовані контейнерні блоки Docker, що дозволяє будувати складні системи з мережевою взаємодією.

Застосування Elastic Container Registry (ECR) надає можливість формувати, зберігати та керувати застосунками на основі окремих контейнерів. Для використання якого необхідно виконати компілювання та збірку локального Docker контейнеру, після чого завантажити його до реєстру для подальшого використання іншими обчислювальними блоками та сервісами.

Оскільки ECR містить лише інформацію про контейнер то необхідно застосовувати інші сервіси, такий як Elastic Container Service, котрий є зручним рішенням для побудови контрольованих виконуваних сценаріїв використання раніше завантажених Docker контейнерів. Даний сервіс надає можливість визначати такі параметри як кількість обчислювальних процесорів та об'єму необхідної оперативної пам'яті. В даному випадку використано такі параметри ініціалізації апаратних ресурсів Docker контейнерів як, кількість логічних процесорів 1 CPU та об'єм оперативної пам'яті в 3 GB.

Також окремим аспектом взаємодії з контейнерами є визначення мережевого каналу комунікації, котрий є окремим кроком налаштування запропонованого сервісу та визначає порт взаємодії і можливі особливості шляху запиту. Відповідною вхідною точкою комунікації навколишніх сервісів з ізольованим контейнерним блоком є порт 80 мережевого протоколу HTTP.

Для формування стійкого до навантаження програмного забезпечення, одним з кроків є використання сервісу розподіленого використання, а саме Application Load Balancer. Даний сервіс виконуватиме проміжну роль між клієнтською частиною вебзастосунку та серверною частиною розміщеною в кластері контейнерів, будова якого детальніше розглянута раніше. Розглянутий підхід надає можливість побудови однієї вхідної точки комунікації зі серверною частиною без виникнення додаткових ризиків сторонньої взаємодії зі системою.

Для розміщення клієнтської частини програмного забезпечення було використано сервіс Simple Storage Service, за рахунок застосування вбудованої функції хостингу статичних даних. Визначивши перелік змінних середовища розробки, а саме URL адресу серверної частини програмного забезпечення, завантаживши відповідний перелік скомпільованих файлів проекту Vue до даного сховища та виконавши налаштування груп безпеки для взаємодії з компонентом Load Balancer, ми виконали побудову хмарної інфраструктури системи.

Мережева безпека даних користувача системи виконана за рахунок вбудованих функцій використаних сервісів AWS. В свою чергу, мережеві групи безпеки унеможливають безпосередню взаємодію клієнтської частини з окремими контейнерами, без використання сервісу програмного балансувальника навантаження.

Для забезпечення безперебійної роботи системи були налаштовані відповідні параметри масштабованості кластеру контейнерів, а саме визначені межі максимальної та мінімальної кількості активних блоків як 2 та 10 відповідно. Зазначені межі розширення системи активуються за умови зростання навантаження на залучених блоках до 60 відсотків навантаження обчислювального процесору. Також налаштовано функцію інформування адміністратора системи, про перевищення ліміту обчислювальних ресурсів за допомогою електронної адреси, що дозволить розробникам отримати детальний звіт, щодо виникнення подібної ситуації.

Відповідно до низки розглянутих вище інструментів та сервісів платформи Amazon Web Services, загальна архітектура запропонованої системи зображена на відповідній діаграмі (див. Додаток 1. Архітектура хмарної платформи AWS).

3.6. Висновки до третього розділу

В даному розділі магістерської дисертації було проведено функційний аналіз системи, розглянуто, проаналізовано та обґрунтовано тип розроблюваного програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії, а саме вебзастосунок.

Також, було визначено архітектуру системи та зазначено структурні елементи і особливості їх реалізації. Розглянуто окремі компоненти архітектури і їх мережевої взаємодії та сформовано відповідні схеми структури елементів і зав'язків між ними.

Для розробки запропонованого ПЗ, було визначено низку технологій та інструментів, а саме мова програмування Python, для серверного компоненту системи і моделі нейронної мережі на основі фреймворку TensorFlow, бібліотека FastAPI для побудови швидкого і безпечного API та OpenCV, для реалізації необхідних функцій обробки та модифікації зображень. Відповідними рішеннями побудови клієнтської частини вебзастосунку є мова програмування JavaScript та фреймворк Vue.

Було розглянуто та описано особливості реалізації та ініціалізації компонентів архітектури хмарної платформи AWS та зазначено відповідні схеми взаємодії структури елементів запропонованої системи сегментації зображень комп'ютерної томографії. Також, було визначено низку налаштувань мережевої безпеки для встановлення з'єднань між компонентами хмарної платформи. Було визначено правила активації функцій масштабованості компонентів розробленої хмарної архітектури та налаштовану сервіси інформування виникнення помилок в роботі програмного забезпечення.

4. АНАЛІЗ МЕТОДУ СЕГМЕНТАЦІЇ ТА РОЗРОБЛЕНОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

4.1. Тестування системи

Одним з головних кроків життєвого шляху програмного забезпечення є його тестування, адже саме даний етап надає можливість перевірити відповідність вимог та функцій системи до отриманого програмного рішення. Існує низка підходів та технічних рішень для проведення модульного та інтегрованого тестування компонентів системи.

Загальними напрямками тестування є виконання автоматизованого та ручного тестування системи, де автоматизоване тестування дозволить перевірити продуктивність та стійкість серверної частини системи до високого рівня завантаженості запитами користувачів. Ручне тестування, в свою чергу, дозволить перевірити коректність визначених функцій як на серверній так і на клієнтській частині системи.

Тестування системи визначеними підходами надасть можливість перевірити функції виконання запитів на отримання результатів сегментації зображень комп'ютерної томографії.

Скористаємося одним з широковживаних напрямків тестування програмного забезпечення, а саме технікою сірого ящика, котра поєднує особливості використання технік білого та чорного ящиків, де:

- Техніка білого ящика – використовує компоненти бізнес-логіки роботи системи для побудови тестів та сценаріїв використання. Особливістю використання даної техніки є необхідність знань, щодо функцій і результатів окремих компонентів коду програми.
- Техніка чорного ящика – основою якої є використання функції та результатів за допомогою визначених компоненті графічного інтерфейсу користувача, без необхідності використання елементів внутрішньої структури системи.

4.1.1. Тестування функцій системи

Відповідно до визначених вище особливостей реалізації процесу тестування розглянемо та опишемо окремі сценарії використання програмного забезпечення для перевірки функцій розробленої системи сегментації зображень комп'ютерної томографії.

Формування запиту сегментації

Передумови: 1. Користувач знаходиться на головній сторінці системи; 2. Користувач може взаємодіяти з відповідним графічним елементом завантаження зображення.

Опис сценарію: 1. Користувач завантажує відповідне зображення комп'ютерної томографії за допомогою графічного елемента інтерфейсу системи; 4. Користувач натискає відповідну кнопку генерування результату сегментації.

Результат сценарію: 1. Система надає результат сегментації зображення та оригінальне зображення; 2. Система відображає результат сегментації за допомогою відповідних графічних елементів головної сторінки інтерфейсу користувача.

Формування файлу результату сегментації

Передумови: 1. Користувач авторизувався в системі; 2. Користувач знаходиться на головній сторінці системи; 3. Користувач може взаємодіяти з відповідним графічним елементом завантаження зображення.

Опис сценарію: 1. Користувач завантажує відповідне зображення комп'ютерної томографії за допомогою графічного елемента інтерфейсу системи; 2. Користувач визначає параметри формування файлу результату сегментації; 4. Користувач натискає відповідну кнопку генерування результату сегментації.

Результат сценарію: 1. Система надає результат сегментації зображення та оригінальне зображення; 2. Система завантажує pdf файл результату сегментації до пристрою користувача.

4.1.2. Тестування масштабованості системи

Додатковим кроком тестування запропонованої системи сегментації є перевірка функцій масштабованості компонентів хмарної платформи. Оскільки, головним обчислювальним компонентом є ECS, то для збільшення кількості блоків, необхідно виконати визначені вимоги, а саме завантаженість існуючих потужностей процесора на рівні більше 60 відсотків та завантаженість оперативної пам'яті на рівні 70 відсотків.

Особливість побудови і використання сценаріїв тестування масштабованості компонентів хмарної платформи є визначення підходів перевірки коректності роботи системи. В запропонованому програмному рішенні, були використані наступні напрямки тестування:

- Тестування завантаженості, надає можливість перевірити систему при різних рівнях завантаженості, а саме запитів користувача. Використаємо два поширених підходи, а саме поступове збільшення запитів та раптовий виплиск трафіку, котрі дозволять протестувати швидкість розгортання нових обчислювальних блоків в архітектуру мережі.
- Тестування стресу системи виконується при досягненні меж продуктивності CPU та оперативної пам'яті.
- Тестування стійкості, надає можливість оцінити систему за умови вилучення окремих контейнерів та автоматичного відновлення роботи згідно використаних сценаріїв.

Відповідно до розглянутих вище напрямків тестування масштабованості системи, було проведено низку тестів за допомогою таких інструментів як JMeter – для побудови автоматизованих тестів завантаженості системи, сервіс хмарної платформи AWS CloudWatch – для моніторингу відповідного обчислювального компоненту та інформування про критичний рівень продуктивності. Для перегляду та оцінки властивості автоматичного масштабування контейнерів, скористаємося відповідною функцією ECS Service Auto Scaling.

Згідно з результатами проведених тестів (рис. 4.1), можемо зазначити, що розроблена система сегментації зображень комп'ютерної томографії з використанням компонентів хмарної платформи має необхідний рівень масштабованості для забезпечення коректного виконання функцій, при високому рівні завантаженості запитами користувачів.

The screenshot displays the AWS IAM console interface for a service named 'new-service-c2btxgpe'. It shows two active scaling policies: 'Target Tracking' for 'ECSServiceAverageCPUUtilization (60%)' and another 'Target Tracking' for 'ECSServiceAverageMemoryUtilization (70%)'. Below this, a 'Scaling activities' table lists three successful events where the desired count was set to 2, 3, and then an attempt to scale was triggered.

Scaling policies (1) Info					
Type	Status	Scaling mechanism	Target metric		
Target Tracking	Active	Maintain target	ECSServiceAverageCPUUtilization (60%)		
Target Tracking	Active	Maintain target	ECSServiceAverageMemoryUtilization (70%)		

Scaling activities					
Status	Status message	Start time	End time	Description	
Successful	Successfully set desired count to 2. Change successfully fulfilled by ecs.	May 6, 2025, 00:51	May 6, 2025, 00:52	Setting desired count to 2.	
Successful	Successfully set desired count to 3. Change successfully fulfilled by ecs.	May 6, 2025, 00:36	May 6, 2025, 00:38	Setting desired count to 3.	
Successful	-	May 6, 2025, 00:13	-	Attempting to scale due to alarm triggered	

Рис. 4.1. Тестування масштабованості системи

4.1.3. Тестування продуктивності системи

Враховуючи особливості реалізації системи, а саме масштабованість, виконаємо тестування продуктивності компонентів системи при високій завантаженості запитів користувачів. Таким чином, в межах даного тестування було перевірено коректність роботи:

- Розподільника завантаженості Application Load Balancer, його рівня завантаженості та пропускну здатності опрацювання запитів і їх розподілу між елементами ECS (рис. 4.2).
- Обчислювального компоненту Elastic Container Service, завантаженості його CPU та оперативної пам'яті, враховуючи особливості масштабування компоненту (рис. 4.3).

Додатковим кроком тестування системи є перевірка мережевої безпеки взаємодії компонентів хмарної платформи. Таким чином, було перевірено доступ користувачів і зовнішніх з'єднань до взаємодії з функціями системи сегментації зображень комп'ютерної томографії.

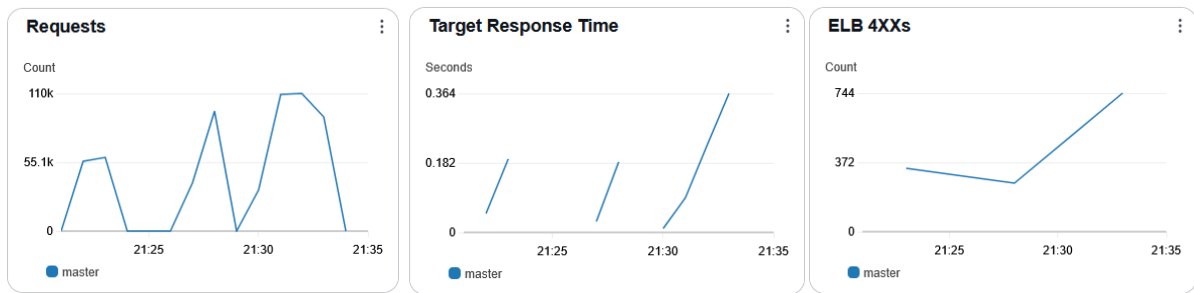


Рис. 4.2. Завантаженість Load Balancer

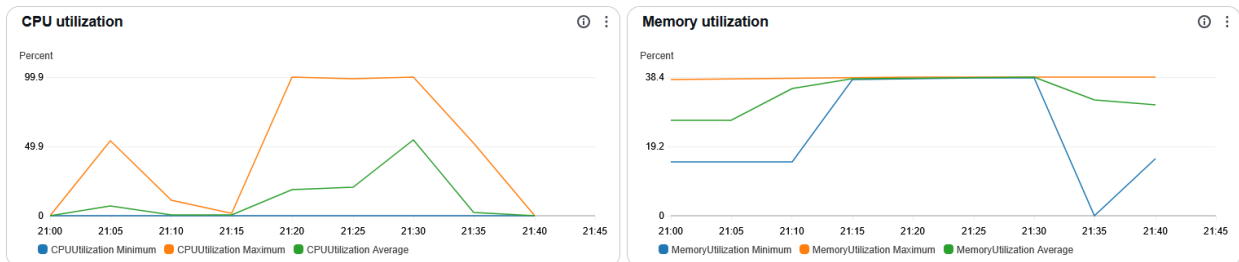


Рис. 4.3. Завантаженість контейнерів Elastic Container Service

Відповідно до розглянутих вище аспектів процесу тестування програмного забезпечення та отриманих результатів, можемо зробити висновок, що запропонована система сегментації зображень комп'ютерної томографії надає необхідний рівень обчислювальних потужностей для забезпечення виконання визначених функцій системи під час завантаженості запитами користувачів та при вилученні обчислювальних контейнерів.

4.2. Демонстрація розробленого програмного забезпечення

Відповідно до визначених раніше вимог до програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії, розглянемо декілька прикладів використання графічного інтерфейсу користувача для застосування функцій системи. Головним завданням програмного забезпечення є надання користувачу можливість взаємодіяти з функціями сегментації зображення. Відповідно основники кроками досягнення результатів є завантаження визначеного зображення з пристрою користувача (рис. 4.4) та перегляд отриманих результатів сегментації у відповідному вікні результатів (рис. 4.5).

Завантажити зображення комп'ютерної томографії

Browse...

No file selected.

Сегментувати

Очистити

Магістерська дисертація 2025, Виконав Зверев Костянтин Васильович.

Рис. 4.4. Вікно завантаження зображень комп'ютерної томографії

Завантажити зображення комп'ютерної томографії

Browse...

bjorke_94.png

Сегментувати

Очистити

Інвертувати мапу сегментації

Файл результатів

Оригінальне зображення



Зображення підвищеного контрасту



Зображення та мапа сегментації

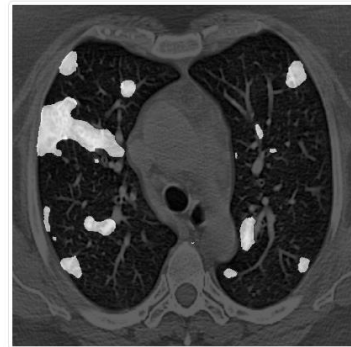


Рис. 4.5. Вікно перегляду результатів сегментації зображень

Додатковими кроками взаємодії користувача з отриманими результатами сегментації є зміна рівня накладання сегментованої області на зображення підвищеного контрасту (рис. 4.6) та інвертування відповідної мапи сегментації (рис. 4.7).

Завантажити зображення комп'ютерної томографії

Browse...

bjorke_94.png

Сегментувати

Очистити

Інвертувати мапу сегментації

Файл результатів

Оригінальне зображення



Зображення підвищеного контрасту



Зображення та мапа сегментації

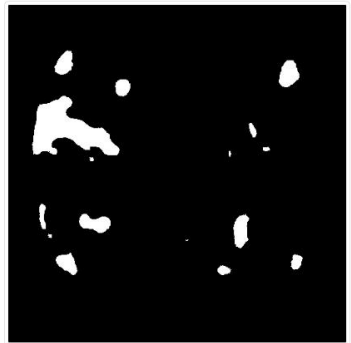


Рис. 4.6. Зміна параметру накладання сегментованої області

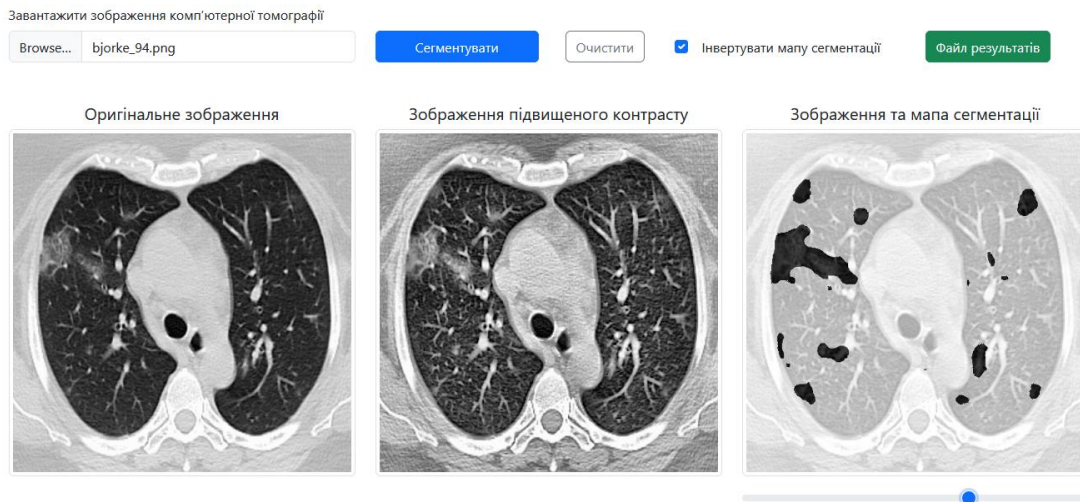


Рис. 4.7. Інвертування відповідної мапи сегментації зображення

Зазначимо відповідний зразок результуючого pdf файлу сегментації зображення комп'ютерної томографії (рис. 4.8), котрий формується з чотирьох зображень, а саме: оригінального зображення, зображення підвищеного контрасту, згенерованої мапи сегментації та комбінування результатів зображення підвищеного контрасту і сегментованої області з визначеним користувачем рівнем накладання.

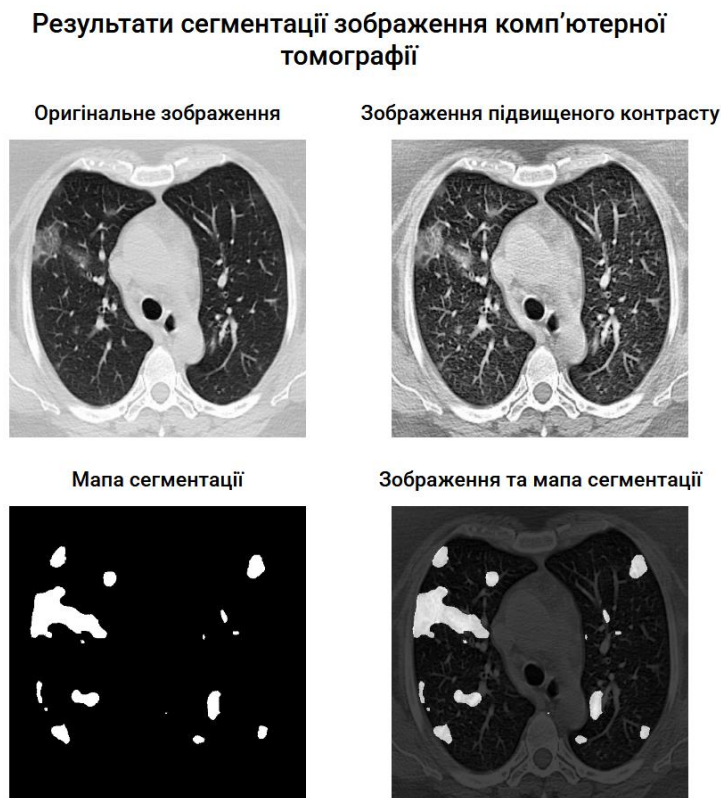


Рис. 4.8. Вміст pdf файлу результату сегментації

4.3. Оцінка ефективності методу

Одним з головних етапів розробки та впровадження сучасних методів, алгоритмів та рішень є оцінка їх ефективності використання, адже саме даний критерій надає можливість врахувати вплив отриманого рішення на вирішення наукових завдань. Широковживаними напрямки оцінки покращення точності сегментації є використання якісних та кількісних методів.

Використання якісної оцінки, виконується з застосуванням сторонніх платформ та низки експертів, котрі формують власний висновок, щодо результатів роботи запропонованого рішення. Попри те, що даний підхід до оцінювання використовує висновки експертів, він також має й значний показник похибки, адже висновки формуються людьми та можуть відображати відповідні суб'єктивні оцінки. Дана особливість значною мірою впливає на визначення чітких результатів ефективності рішень та їх порівняння з аналогами. Оскільки розглядається метод сегментації зображень КТ, то зрозумілість і однозначність трактування результатів є критично важливим аспектом застосування програмного рішення.

В свою чергу, використання кількісної оцінки надає можливість формування чітких значень за допомогою визначених математичних формул. Для побудови та подальшого оцінювання числових показників використовують низку існуючих алгоритмів та їх комбінацій, відповідно до визначених завдань, котрі вирішує метод. Основою формування висновків даного підходу є порівняння отриманих результатів сегментації з гарантованими значеннями сегментації. Згідно з даною особливістю, для формування і використання програмних рішень, необхідно забезпечити масив даних для контролю точності сегментації, окремий від набору тренувальних даних.

Надалі детальніше розглянемо низку кількісних метрик оцінювання результатів сегментації зображень та зазначимо відповідні висновки роботи запропонованого методу [28, 29].

4.3.1. Критерії оцінювання

Широковживаною метрикою оцінювання точності сегментації зображень є Intersection over Union або ж коефіцієнт Жаккара. Основою використання даного критерію є визначення співвідношення між сегментами спільної частини та об'єднану область (рис. 4.9).

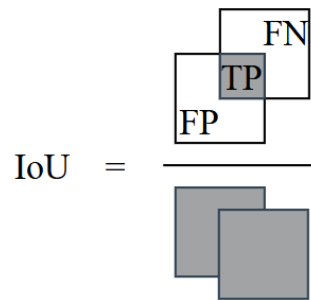


Рис. 4.9. Кількісна метрика Intersection over Union

Відповідне математичне представлення, розглянутої метрики матиме наступний вигляд:

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}, \quad (4.1)$$

де True Positives (TP) відображає перетин між гарантованою областю сегментації та отриманою використаним методом, False Positives (FP) відображає помилково визначену область сегментації, False Negatives (FN) відображає гарантовану область сегментації, що не була включена в отриманий результат.

Також, популярним рішенням оцінки точності сегментації за рахунок визначення рівня подібності між передбачуваною та гарантованою сегментацією є коефіцієнт Dice. Даний підхід широко використовується в завданнях комп'ютерного зору, а саме сегментації і розпізнавання об'єктів.

Відповідне математичне представлення коефіцієнту Dice, з застосуванням раніше використаних термінів опису відповідності результатів сегментації очікуваним значенням, матиме наступний вигляд:

$$Dice = \frac{2 \times TP}{(TP + FP) + (TP + FN)}. \quad (4.2)$$

Наступним рішенням є критерій Recall, котрий надає інформацію, щодо рівня точності з якою запропонований метод визначає всі гарантовані пікселі. Дану метрику можна описати наступним чином:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}. \quad (4.3)$$

Перевагою використання даного критерію є його чутливість до втрати важливих об'єктів на зображенні. Таким чином за умови низької оцінки результату Recall, можна зробити висновок, що метод втрачає точність сегментації окремих об'єктів та їх частин. Під час використання методів, алгоритмів та підходів до сегментації медичних зображень важливим аспектом є виділити якнайбільшу область інтересу, оскільки наявність надлишкової інформації є менш критичною.

Наступним рішенням є критерій Precision, котрий надає інформацію, щодо рівня точності з якою запропонований метод визначає всі гарантовані пікселі. Подібно до розглянутих вище критеріїв, Precision можна описати з використанням раніше введених термінів:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}. \quad (4.4)$$

Використання даного критерію надіє можливість визначати відсоткове співвідношення між сегментованими областями та тими, що дійсно повинні бути сегментовані. Дана властивість дозволяє оцінити наскільки багато надлишкової інформації метод сегментації визначив як область інтересу. Як зазначалося вище, областю використання методу є медична галузь, тому наявність хибно визначених об'єктів не є критичною важливою.

4.3.2. Отримані результати

Для формування кількісних результатів оцінки ефективності використання запропонованого методу сегментації зображень комп'ютерної томографії (табл. 4.1), скористаємось переліком визначених метрик оцінювання та набором даних в 400 зображень. Для порівняння результатів з існуючими програмними рішеннями використаємо розглянуті раніше НМ аналоги, а саме мережі SegNet, U-Net та FCN-ResNet50.

Таблиця 4.1

Оцінка запропонованого методу сегментації на наборі даних COVID-19 без застосування модулю визначення сегментів зображення

Метод	Критерій оцінювання			
	IoU	Dice	Precision	Recall
SegNet	0.3572	0.4751	0.5792	0.5221
U-Net	0.4429	0.5574	0.6706	0.5278
FCN-ResNet50	0.5625	0.6758	0.7848	0.6266
Запропонований метод	0.6141	0.7273	0.7646	0.7240

Розглянута таблиця демонструє результати використання методу сегментації, котрий не застосовує відповідний розроблений модуль визначення сегментів зображення. В свою чергу отримані експериментальні дані (табл. 4.2), демонструє покращення показників точності сегментації відповідно до визначеного переліку метрик, окрім Precision. Відповідно до Dice модуль визначення сегментів зображення покращив результати сегментації в середньому на 0.18%, за IoU на 0.2% та за Recall на 0.75%.

Таблиця 4.2

Оцінка запропонованого методу сегментації на наборі даних COVID-19 з використанням модулю визначення сегментів зображення

Метод	Критерій оцінювання			
	IoU	Dice	Precision	Recall
SegNet	0.3626	0.4831	0.5611	0.5368
U-Net	0.4541	0.5672	0.6559	0.5546
FCN-ResNet50	0.5751	0.6853	0.7717	0.6531
Запропонований метод	0.6187	0.7312	0.7501	0.7458

Згідно визначеного критерію в науковому завданні, щодо тестування розробленого методу на різних наборах даних, розглянемо ще один набір зображень комп'ютерної томографії для сегментації порожнини легень [30].

Відобразимо приклади елементів набору даних та приклади результатів сегментації зображень розробленим методом (рис. 4.10).

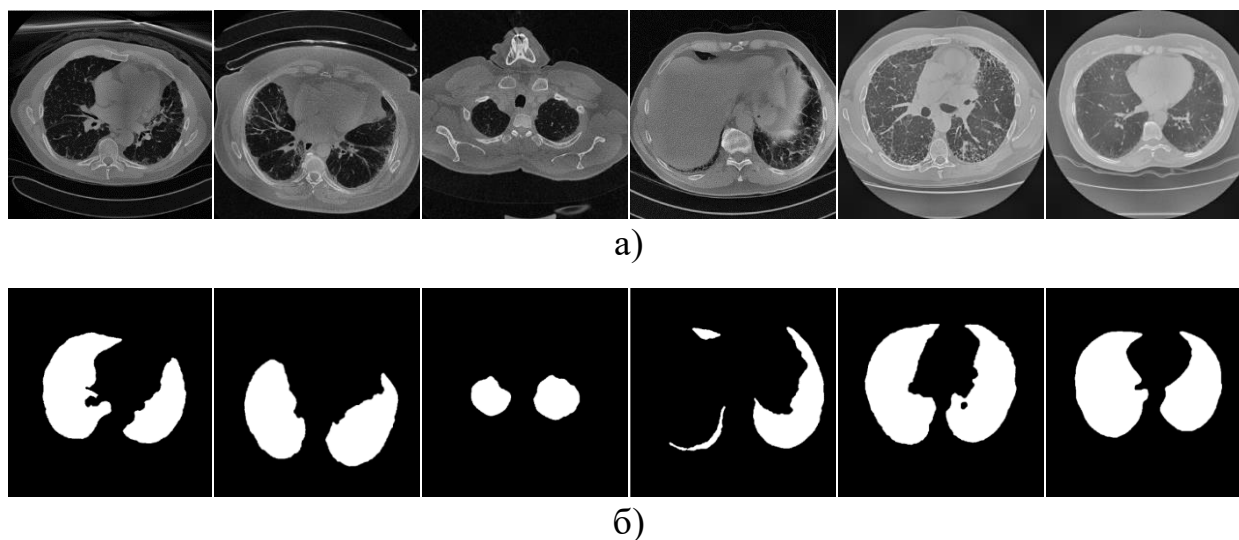


Рис. 4.10. Зображення набору даних Chest: а) після застосування методу CLANE; в) результати сегментації об'єктів інтересу

Зазначимо відповідні кількісні результати сегментації зображень комп'ютерної томографії порожнини легень (табл. 4.3).

Таблиця 4.3

Оцінка запропонованого методу сегментації на наборі даних Chest

Метод	Критерій оцінювання			
	IoU	Dice	Precision	Recall
SegNet	0.9003	0.9315	0.9381	0.9301
U-Net	0.9288	0.9573	0.9664	0.9524
FCN-ResNet50	0.9514	0.9712	0.9806	0.9640
Запропонований метод	0.9589	0.9771	0.9732	0.9815

Згідно визначеного критерію в науковому завданні, щодо тестування розробленого методу на різних наборах даних, розглянемо ще один набір зображень комп'ютерної томографії для сегментації печінки [31].

Відобразимо приклади елементів набору даних та приклади результатів сегментації зображень розробленим методом (рис. 4.11).

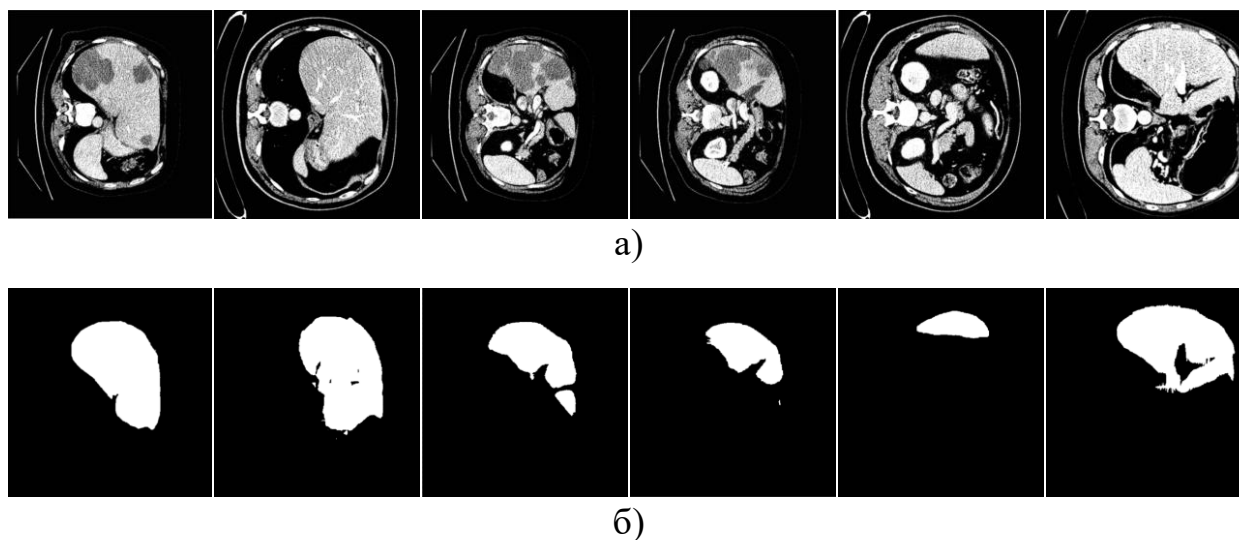


Рис. 4.11. Зображення набору даних Liver: а) після застосування методу CLANE; в) результати сегментації об'єктів інтересу

Зазначимо відповідні кількісні результати сегментації зображень комп'ютерної томографії печінки (табл. 4.4).

Таблиця 4.4

Оцінка запропонованого методу сегментації на наборі даних Liver

Метод	Критерій оцінювання			
	IoU	Dice	Precision	Recall
SegNet	0.8923	0.9431	0.9404	0.9457
U-Net	0.8962	0.9453	0.9482	0.9465
FCN-ResNet50	0.9598	0.9795	0.9838	0.9802
Запропонований метод	0.9677	0.9836	0.9809	0.9863

4.4. Аналіз результатів та подальша робота

Проведені експерименти та оцінки ефективності використання запропонованого методу і рішень аналогів, демонструють покращення точності сегментації зображень комп'ютерної томографії згідно розглянутого напрямку досліджень. В порівнянні з результатами оригінальної архітектури мережі FCN-ResNet50 на наборі даних COVID-19, запропонований метод має вищі відсоткові показники точності критеріїв оцінювання: IoU – 61.87% , Dice – 73.12% і Recall – 74.58%, що відповідно на 5.62, 5.54 і 11.9 відсотки краще за оригінальне рішення. В свою чергу на наборі даних Chest розроблений метод продемонстрував наступні результати: IoU – 95.89% , Dice – 97.71% і Recall – 98.15%, що відповідно на 0.75, 0.59 і 1.75 відсотки краще за оригінальне рішення, а для набору даних Liver: IoU – 96.77%, Dice – 98.36% і Recall – 98.63%, що відповідно на 0.79, 0.41 і 0.61 відсотки краще за оригінальне рішення. Отримані результати підтверджують ефективність використання та подальшого вдосконалення розглянутого методу сегментації медичних зображень.

Враховуючи сучасні тенденції розвитку і оптимізації рішень застосування моделей нейронних мереж, потенційними напрямкам модифікації та вдосконалення запропонованого методу є зміна алгоритму вилучення ознак з зображення. Однією з реалізацій даного рішення є використання проміжних результатів вилучення ознак залишковою мережею для використання побудови модулю Atrous Spatial Pyramid Pooling.

Окремим напрямком досліджень є тренування моделей нейронних мереж на визначених наборах даних для вирішення інших завдань. Таким чином, використовуючи модель сегментації COVID-19, ми можемо отримувати корисні результати, досліджуючи зображення захворювання пневмонії, адже вона містить подібні особливості ураження легеневих структур. Відповідно використовуючи різні моделі НМ для аналізу зображення, ми можемо формувати детальну інформацію щодо сегментів ризику на медичних зображеннях.

4.5. Висновки до четвертого розділу

В даному розділі магістерської дисертації було зазначено основні кроки тестування запропонованого програмного забезпечення, перевірено відповідність виконання властивостей масштабованості та стресостійкості системи. Перевірено продуктивність ПЗ за умови високого рівня завантаженості серверного компоненту, за рахунок поступового та різкого збільшення запитів користувачів.

Наведено приклади використання функцій системи за допомогою взаємодії користувача з відповідними графічними елементами інтерфейсу програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії.

Також, в даному розділі було розглянуто метрики оцінювання точності сегментації зображень та на основі визначеного переліку критеріїв, було проведено низку експериментів застосування запропонованого методу для вирішення визначеної задачі сегментації.

Провівши детальний аналіз отриманих результатів, можемо зробити висновок, що метод демонструє високу точність сегментації зображень. Згідно отриманих даних запропоноване рішення на наборі даних COVID-19 має точність сегментації 61.87 відсоток згідно критерію IoU та 73.12 згідно коефіцієнту Dice та 74.58 відсотки згідно критерію Recall. Отримані значення підтверджують ефективність застосування методу для сегментації зображень комп'ютерної томографії грудної порожнини.

Також, можемо виокремити декілька напрямків подальшого розвитку і вдосконалення методу, а саме модифікація процесу вилучення мапи ознак за рахунок використання проміжних результатів залишкової мережі, модифікація модулю попереднього оброблення для збільшення рівня гнучкості системи, щодо особливостей кольорових характеристик вхідних даних. Додатковим напрямком досліджень є поєднання і порівняння результатів сегментації глибоких згорткових мереж натренованих на одних масивах даних для вирішення подібних завдань сегментації на інших зразках зображень комп'ютерної томографії.

ВИСНОВКИ

Сегментація зображень комп'ютерної томографії є важливим та актуальним завданням в системах автоматизованого аналізу та комп'ютерному розпізнавання об'єктів на зображеннях.

Провівши детальний аналіз сучасних технологій та досліджень, можемо зазначити що на даний час не існує загальноживаного рішення завдання сегментації зображення, оскільки кожен з різновидів зображень та об'єктів на ньому потребує окремого дослідження та аналізу. Таким чином існує низка широкоживаних підходів до сегментації зображень комп'ютерної томографії на основі класичних порогових, регіональних та кластерезаційних методів, або ж автоматичних методів на основі моделей згорткових нейронних мереж. Кожне з рішень має власні переваги та недоліки, що дозволяє формувати власні рішення з найбільш необхідними властивостями точності, швидкодії та узагальненості.

Під час виконання магістерської дисертації було розроблено метод сегментації зображень комп'ютерної томографії на основі трьох головних компонентів, а саме: компонент попереднього оброблення, що застосовує метод вирівнювання гістограми контрасту з обмеженням; компонент моделі глибокої згорткової нейронної мережі, для сегментації зображення та модулю визначення сегментів зображення на основі об'єднання результатів методів сегментації випадкових полів CRF та графового методу GrubCut. Завдяки проведенню відповідного аналізу методів та особливостей їх реалізації, ми змогли об'єднати їх переваги для підвищення точності сегментації запропонованого методу. Таким чином розроблений метод краще враховує відповідні локальний контекст особливостей об'єктів на зображеннях, що важливим аспектом систем аналізу з медичних даних.

Додатковими особливостями розробленого методу є модифікація моделі залишкової мережі ResNet50 для взаємодії з даними, що містять лише одну компоненту кольору, а саме яскравість. Такі рішення як модулю

пірамідального пулінгу ASPP дозволив краще враховувати контекст особливостей зображення на різних масштабах зображення. Дане рішення дозволило враховувати контекст взаємодії об'єктів між собою на більших відстанях.

В межах дисертації було розроблене відповідне програмне забезпечення для імплементації запропонованого методу сегментації зображень комп'ютерної томографії. Було визначено особливості будови окремих структурних елементів клієнт-серверної архітектури системи та зазначено особливості реалізації системи на сервісах хмарної платформи Amazon Web Services.

Результати проведених експериментальних досліджень оцінки ефективності методу сегментації зображень комп'ютерної томографії підтверджують цінність запропонованого рішення. Високі показники точності сегментації демонструють важливість досліджень та розробки подібних методів для створення нових та інтеграцію з існуючими системами аналізу медичних зображень.

Було визначено декілька шляхів подальшого розвитку і вдосконалення методу сегментації, котрі дозволять розширити сферу використання рішення та підвищити ефективність результатів.

Впровадження аналітичного модулю оброблення вхідних зображень системи, дозволить оцінювати рівень необхідності застосування визначених перетворень контрасту для підвищення інформативності об'єктів на зображеннях.

Впровадження додаткових рішень для врахування масштабованого контексту зображень з різних шарів залишкової мережі, дозволить краще вилучати ознаки та формувати відповідні результати сегментації на основі детальнішого аналізу зображення.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Segmentation and Image Analysis of Abnormal Lungs at CT: Current Approaches, Challenges, and Future Trends / A. Mansoor та ін. *RadioGraphics*. 2015. Т. 35, № 4. С. 1056–1076. URL: <https://doi.org/10.1148/rg.2015140232> (дата звернення: 25.04.2025).
2. Techniques and Challenges of Image Segmentation: A Review / Y. Yu та ін. *Electronics*. 2023. Т. 12, № 5. С. 1199. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics12051199> (дата звернення: 25.04.2025).
3. A Novel Threshold-Based Segmentation Method for Quantification of COVID-19 Lung Abnormalities / A. Khan та ін. *Signal, Image and Video Processing*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s11760-022-02183-6> (дата звернення: 25.04.2025).
4. A Novel Evolutionary Arithmetic Optimization Algorithm for Multilevel Thresholding Segmentation of COVID-19 CT Images / L. Abualigah та ін. *Processes*. 2021. Т. 9, № 7. С. 1155. URL: <https://doi.org/10.3390/pr9071155> (дата звернення: 25.04.2025).
5. Soltani-Nabipour J., Khorshidi A., Noorian B. Lung tumor segmentation using improved region growing algorithm. *Nuclear Engineering and Technology*. 2020. Т. 52, № 10. URL: <https://doi.org/10.1016/j.net.2020.03.011> (дата звернення: 24.04.2025).
6. Semi-automatic Liver Segmentation in CT Images Through Intensity Separation and Region Growing / Z. Zhou та ін. *Procedia Computer Science*. 2018. Т. 131. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.04.206> (дата звернення: 25.04.2025).
7. Semantic Cardiac Segmentation in Chest CT Images Using K-Means Clustering and the Mathematical Morphology Method / B. Rim та ін. *Sensors*. 2021. Т. 21, № 8. С. 2675. URL: <https://doi.org/10.3390/s21082675> (дата звернення: 25.04.2025).

8. Brain tumor detection in MR image using superpixels, principal component analysis and template based K-means clustering algorithm / M. K. Islam та ін. *Machine Learning with Applications*. 2021. Т. 5. С. 100044. URL: <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2021.100044> (дата звернення: 25.04.2025).
9. Shkurat, O. S. Software based method for segmentation of computer tomography images / Oksana S. Shkurat, Kostiantyn V. Zvieriev // Прикладна математика та комп'ютинг ПМК' 2024 : збірник тез доповідей Сімнадцятої конференції магістрантів та аспірантів (20-22 листопада 2024 р. Київ, Україна). – Київ, 2024. – С. 127-131.
10. Deep Learning for Cardiac Image Segmentation: A Review / C. Chen та ін. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*. 2020. Т. 7. URL: <https://doi.org/10.3389/fcvm.2020.00025> (дата звернення: 25.04.2025).
11. Saood A., Hatem I. COVID-19 lung CT image segmentation using deep learning methods: U-Net versus SegNet. *BMC Medical Imaging*. 2021. Т. 21, № 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s12880-020-00529-5> (дата звернення: 27.04.2025).
12. Shaziya H., Shyamala K. Pulmonary CT Images Segmentation using CNN and UNet Models of Deep Learning. 2020 IEEE Pune Section International Conference, (PuneConference) м. Pune, India, 16–18 груд. 2020р. 2020. URL: <https://doi.org/10.1109/punecon50868.2020.9362463> (дата звернення: 27.04.2025).
13. Lung Cancer Detection using CT Scan Images / S. Макажу та ін. *Procedia International Computer Science*. 2018. Т. 125. № 11213. С. 107–114. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.12.016> (дата звернення: 24.04.2025).
14. Lee Y.-J., Min J.-W. Comparison of Based on Histogram Equalization Techniques by Using Normalization in Thoracic Computed Tomography. *Journal of Radiological Science and Technology*. 2021. Т. 44, № 5. С. 473–480. URL: <https://doi.org/10.17946/jrst.2021.44.5.473> (дата звернення: 24.04.2025).

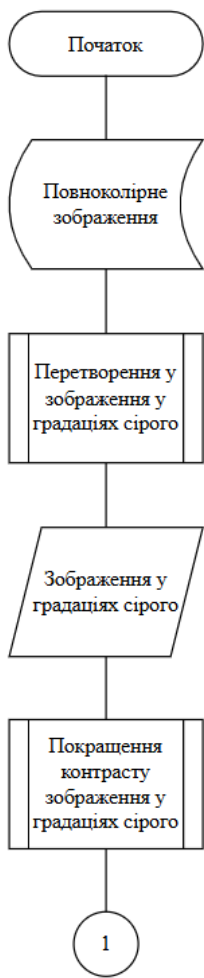
15. Li L., Si Y., Jia Z. Medical Image Enhancement Based on CLAHE and Unsharp Masking in NSCT Domain. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*. 2018. Т. 8, № 3123. С. 431–438. URL: <https://doi.org/10.1166/jmihi.2018.2328> (дата звернення: 24.04.2025).
16. Dynamic adaptive residual network for liver CT image segmentation / X. Xie та ін. *Computers & Electrical Engineering*. 2021. Т. 91. № 31. С. 107024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107024> (дата звернення: 24.04.2025).
17. Dutande P., Baid U., Talbar S. Deep Residual Separable Convolutional Neural Network for lung tumor segmentation. *Computers in Biology and Medicine*. 2022. Т. 141. С. 105161. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.105161> (дата звернення: 24.04.2025).
18. Chen X., Yao L., Zhang Y. Residual attention u-net for automated multi-class segmentation of covid-19 chest CT images. *arXiv preprint*. 2020. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.05645> (дата звернення: 24.04.2025).
19. Spine MRI image segmentation method based on ASPP and U-Net network / B. Cai та ін. *Mathematical Biosciences and Engineering*. 2023. Т. 20, № 9. С. 15996–16011. URL: <https://doi.org/10.3934/mbe.2023713> (дата звернення: 24.04.2025).
20. Automatic Liver Segmentation from Multiphase CT Using Modified SegNet and ASPP Module / P. V. Nayantara та ін. *SN Computer Science*. 2024. Т. 5, № 4. С. 159. URL: <https://doi.org/10.1007/s42979-024-02719-2> (дата звернення: 24.04.2025).
21. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs / L.-C. Chen та ін. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2018. Т. 40, № 4. С. 834–848. URL: <https://doi.org/10.1109/tpami.2017.2699184> (дата звернення: 24.04.2025).

22. Krähenbühl P., Koltun V. Efficient inference in fully connected crfs with gaussian edge potentials. *Advances in neural information processing systems*. 2011. Т. 24. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1210.5644> (дата звернення: 24.04.2025).
23. Automatic liver and lesion segmentation in CT using cascaded fully convolutional neural networks and 3D conditional random fields / P. Christ та ін. *In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. 2016. № 2. С. 415–423. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1610.02177> (дата звернення: 24.04.2025).
24. Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation / К. Kamnitsas та ін. *Medical Image Analysis*. 2017. Т. 36. С. 61–78. URL: <https://doi.org/10.1016/j.media.2016.10.004> (дата звернення: 24.04.2025).
25. Huang Q., Wang X., Wang G. Fully automatic liver segmentation in CT images using modified graph cuts and feature detection. *Computers in Biology and Medicine*. 2018. Т. 95. С. 198–208. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2018.02.012> (дата звернення: 24.04.2025).
26. 3D Liver Tumor Segmentation in CT Images Using Improved Fuzzy C-Means and Graph Cuts / W. Wu та ін. *BioMed Research International*. 2017. Т. 2017. С. 1–11. URL: <https://doi.org/10.1155/2017/5207685> (дата звернення: 24.04.2025).
27. Kaggle Large COVID-19 CT scan lesion segmentation dataset with lesion masks [Електронний ресурс] — Режим доступу до ресурсу: <https://www.kaggle.com/datasets/maedemaftouni/covid19-ct-scan-lesion-segmentation-dataset> (дата звернення: 24.04.2025).
28. ISLES 2016 and 2017-benchmarking ischemic stroke lesion outcome prediction based on multispectral MRI / S. Winzeck та ін. *Frontiers in neurology*. 2018. Т. 13. URL: <https://doi.org/10.3389/fneur.2018.00679> (дата звернення: 24.04.2025).

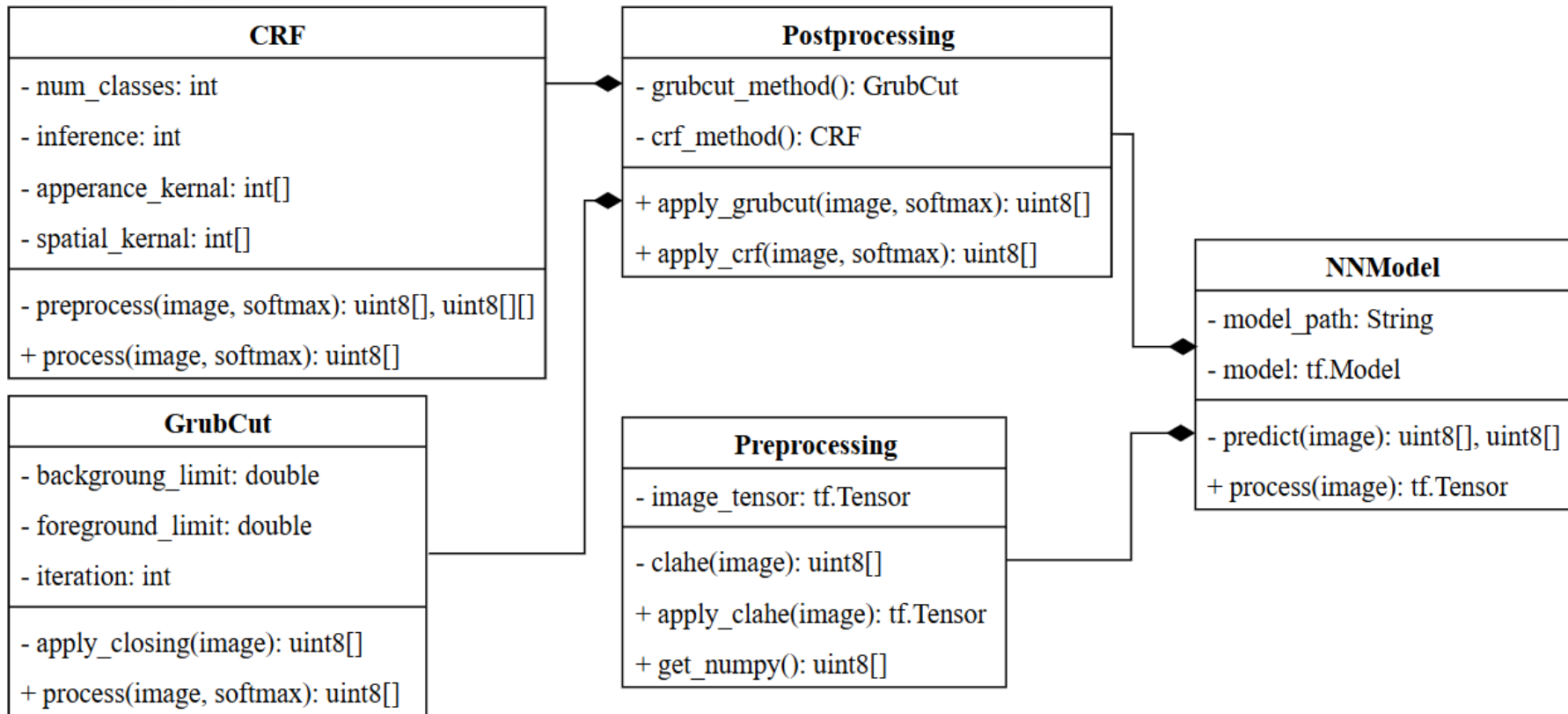
29. Segmentation of Brain Tumors and Patient Survival Prediction: Methods for the BraTS 2018 Challenge / L. Weninger та ін. Lecture Notes in Computer Science. 2019. Т. 11384. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-11726-9_1 (дата звернення: 24.04.2025).
30. Kaggle Large Chest segmentation dataset with with segmented lung regions [Електронний ресурс] — Режим доступу до ресурсу: <https://www.kaggle.com/datasets/polomarco/chest-ct-segmentation> (дата звернення: 24.04.2025).
31. Kaggle Liver segmentation dataset with with segmented liver regions [Електронний ресурс] — Режим доступу до ресурсу: <https://www.kaggle.com/datasets/ag3ntsp1d3rx/litsdataset2/data> (дата звернення: 24.04.2025).

ДОДАТКИ

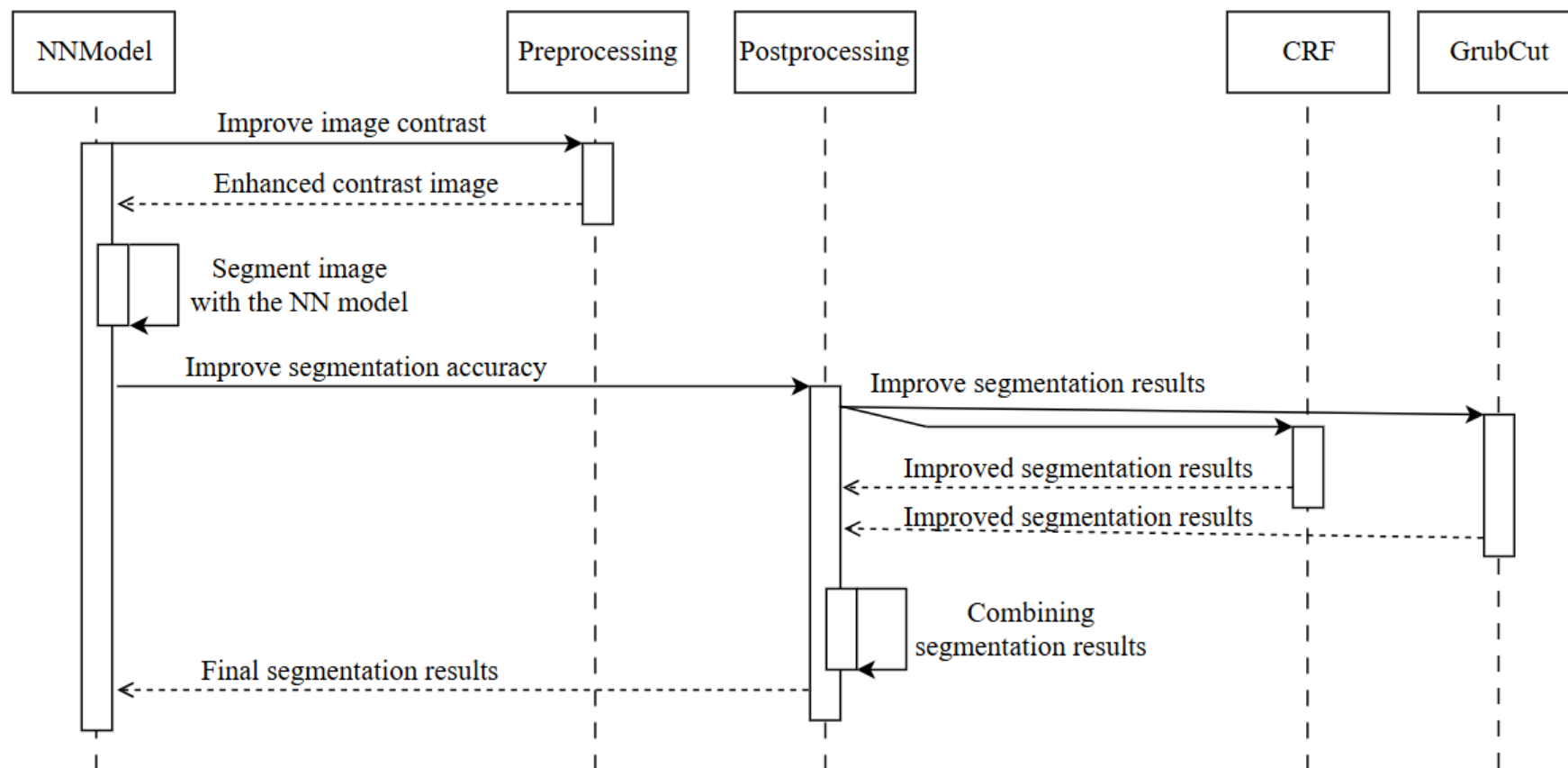
Додаток 1
Копії графічних матеріалів



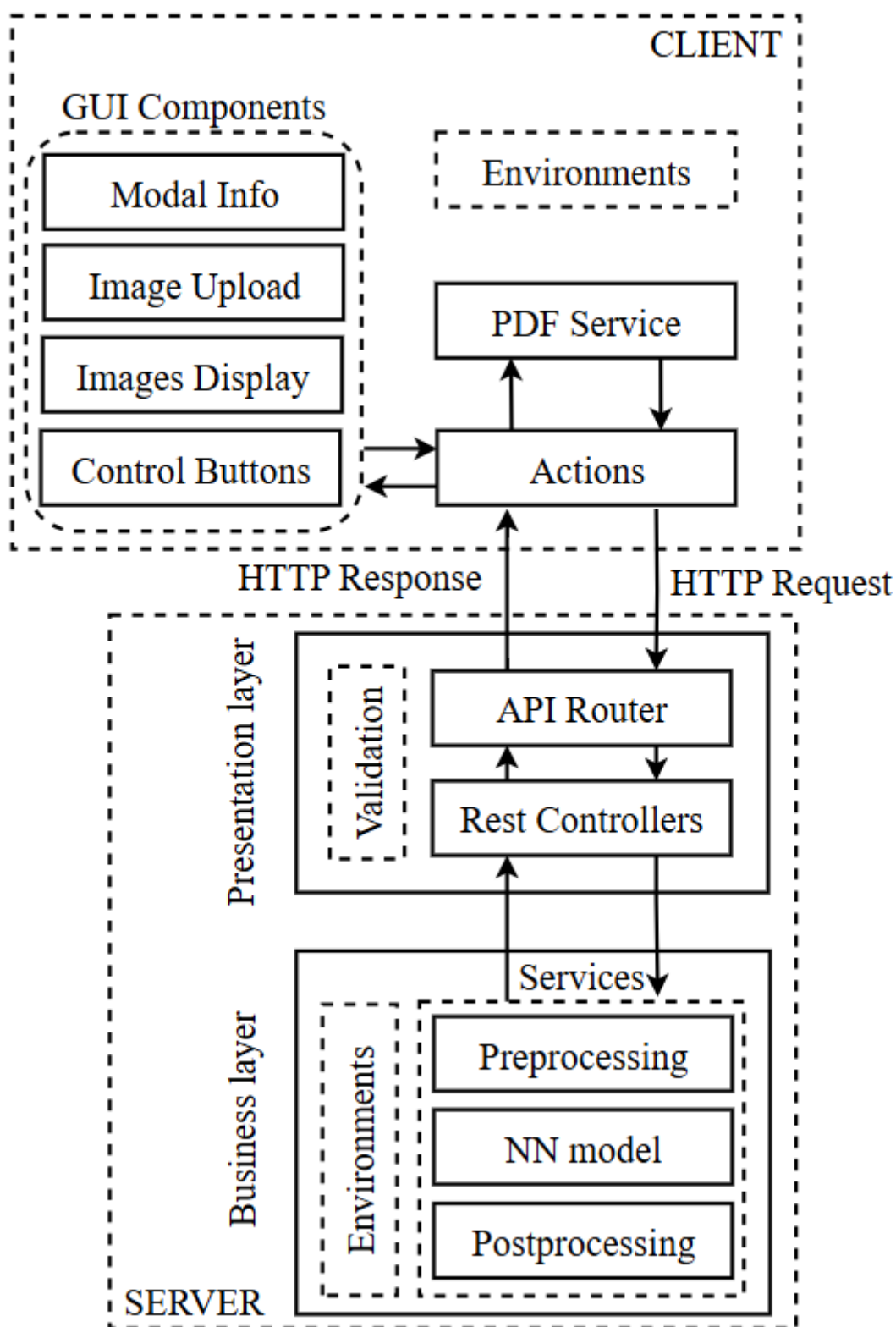
Алгоритм роботи методу сегментації зображень комп'ютерної томографії Зверев К.В., КП-31 мн



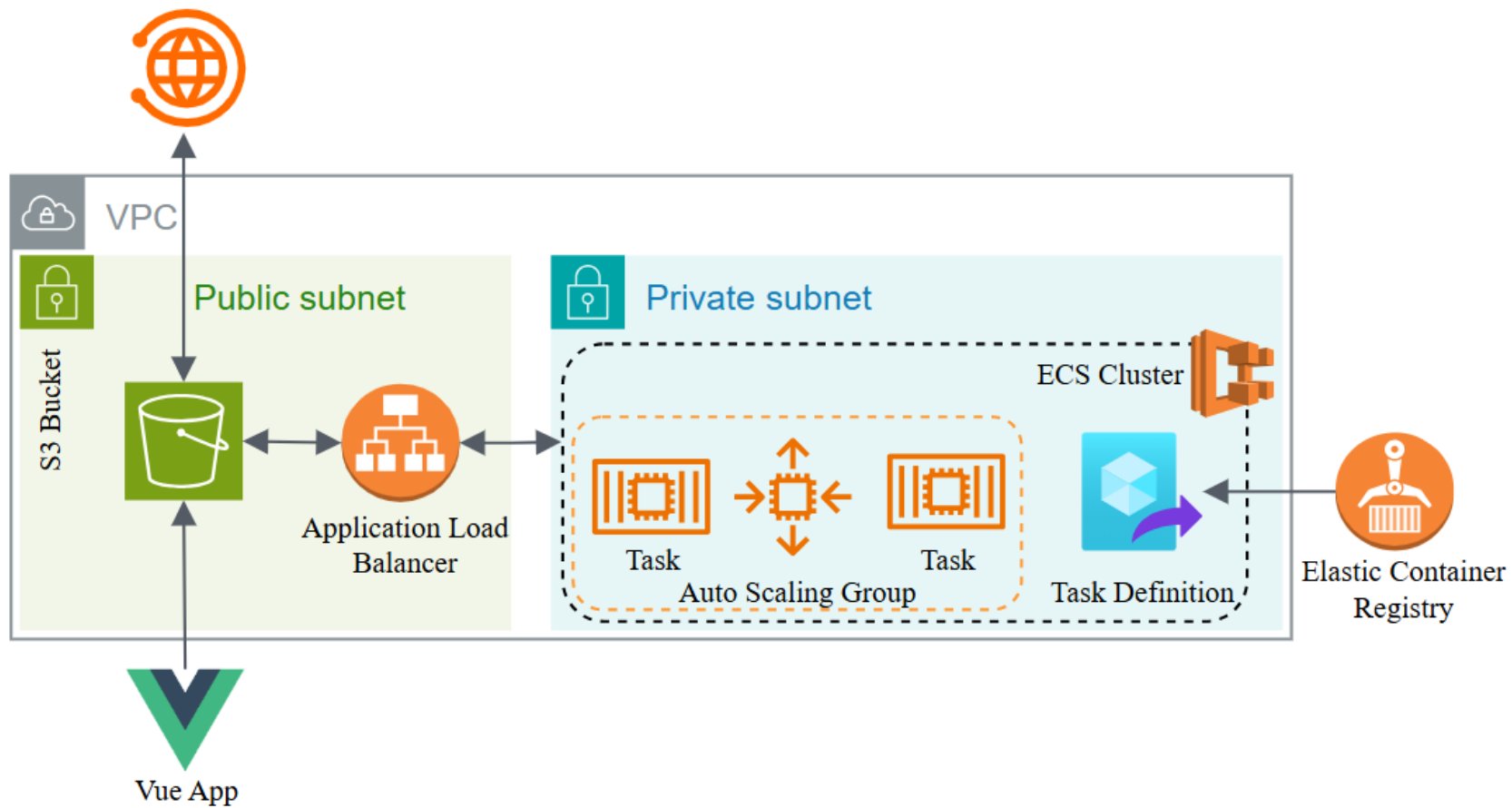
Діаграма класів методу сегментації зображень комп'ютерної томографії
Зверев К.В., КП-31мн



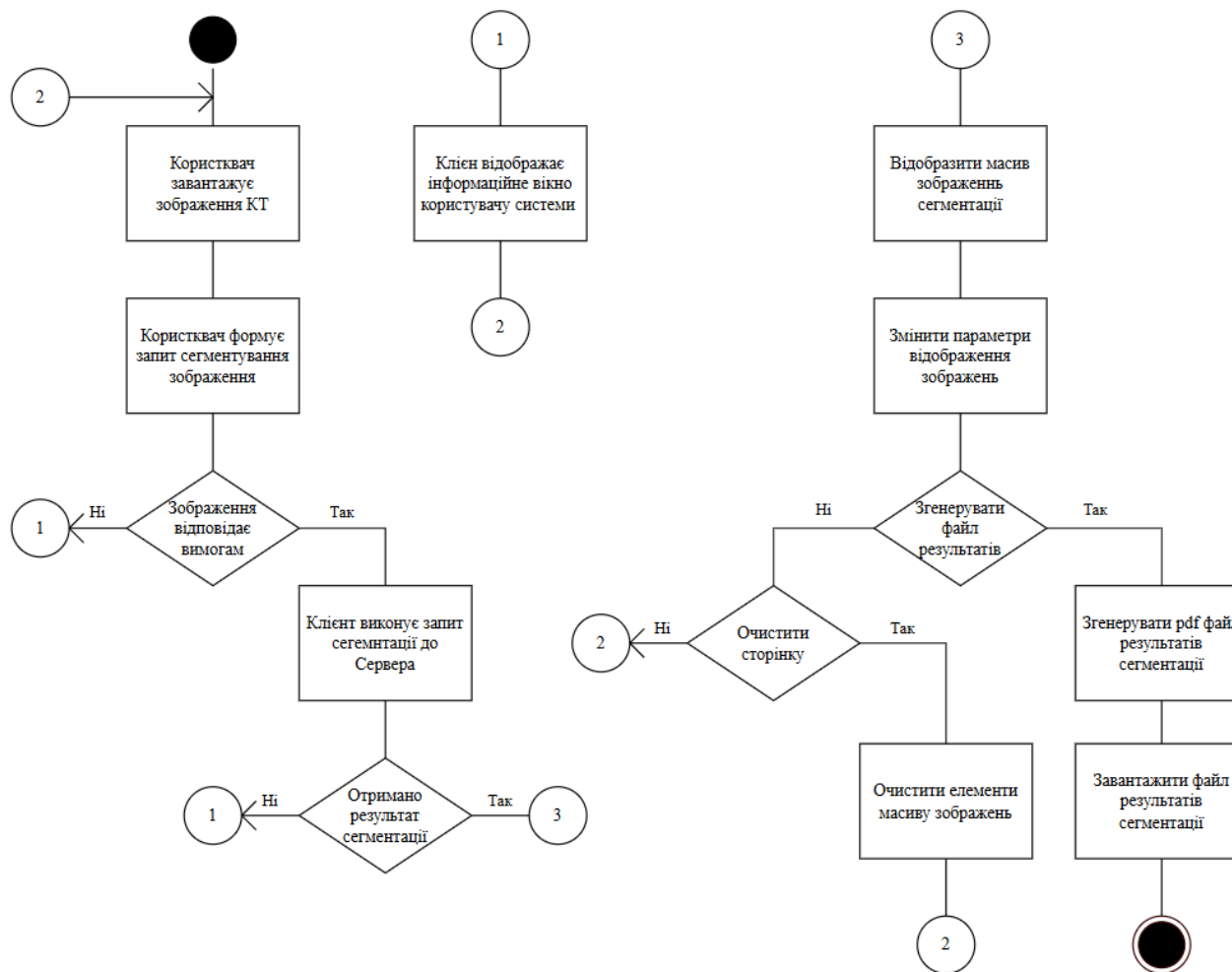
Діаграма послідовності методу сегментації зображень комп'ютерної томографії
Зверев К.В., КП-31мн



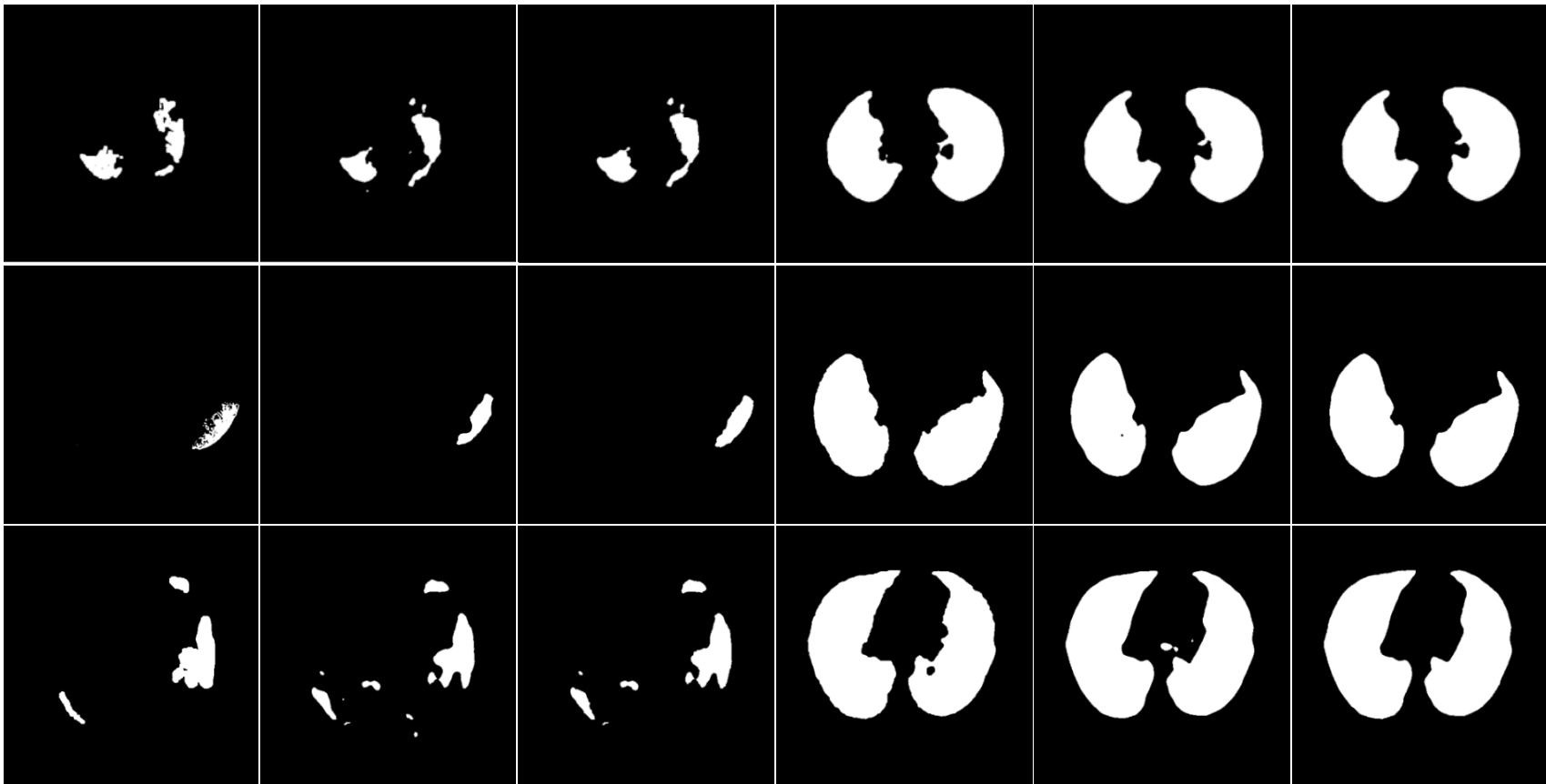
Архітектура системи сегментації зображень комп'ютерної томографії
Зверев К.В., КП-31мн



Архітектура компонентів хмарної платформи AWS
Зверев К.В., КП-31мн



Діаграма діяльності системи сегментації зображень комп'ютерної томографії
Зверев К.В., КП-31мн



Зверев К.В., КП-31мн

Додаток 2
Лістинг програми

```

from fastapi import UploadFile
import tensorflow as tf
from models.fcn_model import build_fcn_resnet50_with_aspp
from .preprocess_service import Preprocessing
from .postprocess_service import Postprocessing
import numpy as np

class NNModel:
    def __init__(self, model_path = 'models/fcrn_aspp.weights.h5',
num_classes=2, build_model = build_fcn_resnet50_with_aspp):
        self._model = build_model(num_classes)
        self._model.load_weights(model_path)
        self._model_path = model_path

    def _predict(self, image_tensor: tf.Tensor):
        return self._model(image_tensor)

    def process(self, image: UploadFile):
        preprocessing = Preprocessing()
        image_tensor = preprocessing.apply_clahe(image)
        enhanced_image = preprocessing.get_numpy()

        postprocessing = Postprocessing()
        predicted = self._predict(image_tensor)
        crf_result = postprocessing.apply_crf(image_tensor.numpy(),
predicted)
        grubcut_result =
postprocessing.apply_grabcut(np.squeeze(image_tensor.numpy(), axis=0),
tf.squeeze(predicted, axis=0))
        predicted = tf.argmax(tf.squeeze(predicted, axis=0), axis=-1).numpy()
        result = postprocessing.unite_segments(crf_result, grubcut_result,
predicted)
        return enhanced_image, result

import cv2
import numpy as np
from fastapi import UploadFile
import tensorflow as tf

class Preprocessing:
    def __init__(self):
        self._image_tensor = ''

    def _clahe(self, image):
        image = image.numpy()
        image = (image * 255).astype(np.uint8)
        clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8, 8))
        image = clahe.apply(image)
        image = image.astype(np.uint8) / 255.0
        return image

```

```

def apply_clahe(self, image: UploadFile) -> tf.Tensor:
    image_data = image.file.read()
    image_tensor = tf.io.decode_png(image_data, channels=1)
    image_tensor = tf.image.resize(image_tensor, size=(512, 512))
    image_tensor = tf.cast(image_tensor, tf.float16) / 255.0
    image_tensor = tf.py_function(self._clahe, [image_tensor],
tf.float16)
    image_tensor.set_shape((512, 512))
    image_tensor = tf.expand_dims(image_tensor, axis=0)
    self._image_tensor = image_tensor
    return image_tensor

def get_numpy(self):
    image = tf.squeeze(self._image_tensor, axis=0).numpy()
    if image.dtype != np.uint8:
        image = (255 * image).astype(np.uint8)
    return image

import pydensecrf.densecrf as dcrf
from pydensecrf.utils import unary_from_softmax
import numpy as np
import cv2

class Postprocessing:
    def __init__(self):
        self._grubcut_method = GrubCut()
        self._crf_method = CRF()

    def apply_crf(self, image, softmax_output):
        return self._crf_method.process(image, softmax_output)

    def apply_grabcut(self, image, softmax_output):
        return self._grubcut_method.process(image, softmax_output)

class CRF:
    def __init__(self, inference = 10, num_classes = 2, apperance_kernel=[(2,
2), (64, 64, 64), 5], spatial_kernel=[(3, 3), 10]):
        self._num_classes = num_classes
        self._apperance_kernel = apperance_kernel
        self._spatial_kernel = spatial_kernel
        self._inference = inference

    def _preprocess(self, image, softmax):
        image = np.expand_dims(image, axis=-1)
        image = np.squeeze(image, axis=0)
        image = (image * 255).astype(np.uint8)
        image = np.repeat(image, 3, axis=-1)
        softmax = np.squeeze(softmax, axis=0).transpose(2, 0, 1).reshape(2, -
1)

    return image, softmax

```

```

def process(self, image, softmax):
    image, softmax = self._preprocess(image, softmax)
    if self._num_classes < 2:
        self._num_classes = 2

    unary = unary_from_softmax(softmax)
    unary = np.ascontiguousarray(unary)

    d = dcrf.DenseCRF2D(image.shape[1], image.shape[0],
self._num_classes)
    d.setUnaryEnergy(unary)

    d.addPairwiseGaussian(sxy=self._spatial_kernel[0],
compat=self._spatial_kernel[1],
                        kernel=dcrf.DIAG_KERNEL,
normalization=dcrf.NORMALIZE_SYMMETRIC)

    d.addPairwiseBilateral(sxy=self._apperance_kernel[0],
srgb=self._apperance_kernel[1], rgbim=image,
                        compat=self._apperance_kernel[2],
kernel=dcrf.DIAG_KERNEL,
                        normalization=dcrf.NORMALIZE_SYMMETRIC)

    Q = d.inference(self._inference)
    CRF_op = np.argmax(Q, axis=0).reshape((image.shape[0],
image.shape[1])).astype(np.float32)
    return CRF_op.astype(np.uint8)

class GrubCut():
    def __init__(self, iterations = 5):
        self.background_limit = 0.8
        self.foreground_limit = 0.2
        self.iterations = iterations

    def _apply_closing(self, mask, kernel_size=5):
        kernel = np.ones((kernel_size, kernel_size), np.uint8)
        closed_mask = cv2.morphologyEx(mask, cv2.MORPH_CLOSE, kernel)
        return closed_mask

    def process(self, image, softmax_output):
        h, w = image.shape
        image_uint8 = (image * 255).astype(np.uint8)
        image_rgb = cv2.cvtColor(image_uint8, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
        fg_prob = softmax_output[:, :, 1]
        bg_prob = softmax_output[:, :, 0]
        mask = np.full((h, w), cv2.GC_PR_BGD, dtype=np.uint8)
        mask[fg_prob > self.background_limit] = cv2.GC_FGD
        mask[fg_prob < self.foreground_limit] = cv2.GC_BGD

        if np.sum(mask == cv2.GC_FGD) == 0 or np.sum(mask == cv2.GC_BGD) ==
0: return np.argmax(softmax_output, axis=-1)

```

```

        bg_model = np.zeros((1, 65), np.float64)
        fg_model = np.zeros((1, 65), np.float64)

        cv2.grabCut(image_rgb, mask, None, bg_model, fg_model,
self.iterations, cv2.GC_INIT_WITH_MASK)

        refined_mask = np.where((mask == cv2.GC_FGD) | (mask ==
cv2.GC_PR_FGD), 1, 0).astype(np.uint8)
        return self._apply_closing(refined_mask)

import base64
from PIL import Image
from io import BytesIO
from fastapi import UploadFile
from fastapi.responses import JSONResponse
from services.model_service import NNModel

def image_to_base64(img):
    buf = BytesIO()
    img.save(buf, format='PNG')
    return base64.b64encode(buf.getvalue()).decode('utf-8')

def process_image(image: UploadFile):
    model = NNModel()

    image, result = model.process(image)
    enhanced = Image.fromarray(image, mode='L')
    segmented = Image.fromarray(result, mode='L')
    return JSONResponse({
        "enhanced": image_to_base64(enhanced),
        "segmented": image_to_base64(segmented)
    })

from fastapi import FastAPI
from routers.health import health_router
from routers.main import main_router
from fastapi.middleware.cors import CORSMiddleware

app = FastAPI()
app.add_middleware(
    CORSMiddleware,
    allow_origins=["*"],
    allow_credentials=True,
    allow_methods=["*"],
    allow_headers=["*"],
)

app.include_router(health_router)
app.include_router(main_router)

```

Додаток 3
Копія презентації



НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ
ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”



ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЇ МАТЕМАТИКИ

КАФЕДРА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

МЕТОД ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ

Доповідач: Зверев Костянтин Васильович

Науковий керівник: доцент, к.т.н. Шкурат Оксана Сергіївна

Київ – 2025



Актуальність дослідження

- Стрімка автоматизація та розвиток систем оброблення і розпізнавання медичних зображень.
- Застосування рішень на основі нейронних моделей для реалізації методу оброблення медичних зображень, стійкого до потенційних відмінностей у вхідних даних.
- Складність та критичність точності сегментації зображень комп'ютерної томографії для отримання моніторингових та діагностичних даних стану здоров'я.

Об'єкт, предмет та мета дослідження



Об'єктом дослідження є процес сегментації цифрових зображень.

Предметом дослідження є методи, способи та програмні засоби сегментації цифрових зображень.

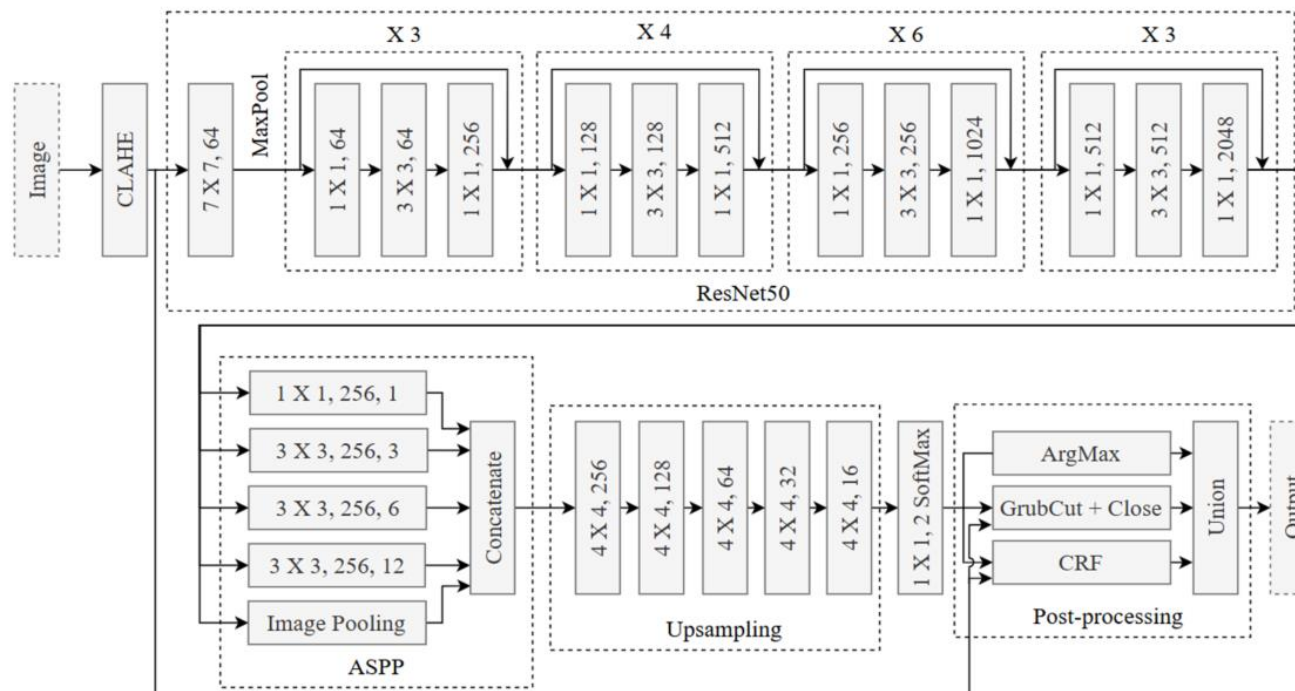
Метою дослідження є підвищення точності сегментації цифрових зображень комп'ютерної томографії.

Завдання



1. Провести аналіз існуючих програмних методів сегментації медичних зображень, виявити їх недоліки та переваги.
2. Розробити метод сегментації зображень комп'ютерної томографії.
3. Провести аналіз результатів роботи методу сегментації.
4. Розробити програмне забезпечення для сегментації зображень комп'ютерної томографії.
5. Запропонувати шляхи покращення методу.

Технологія сегментації зображень комп'ютерної томографії



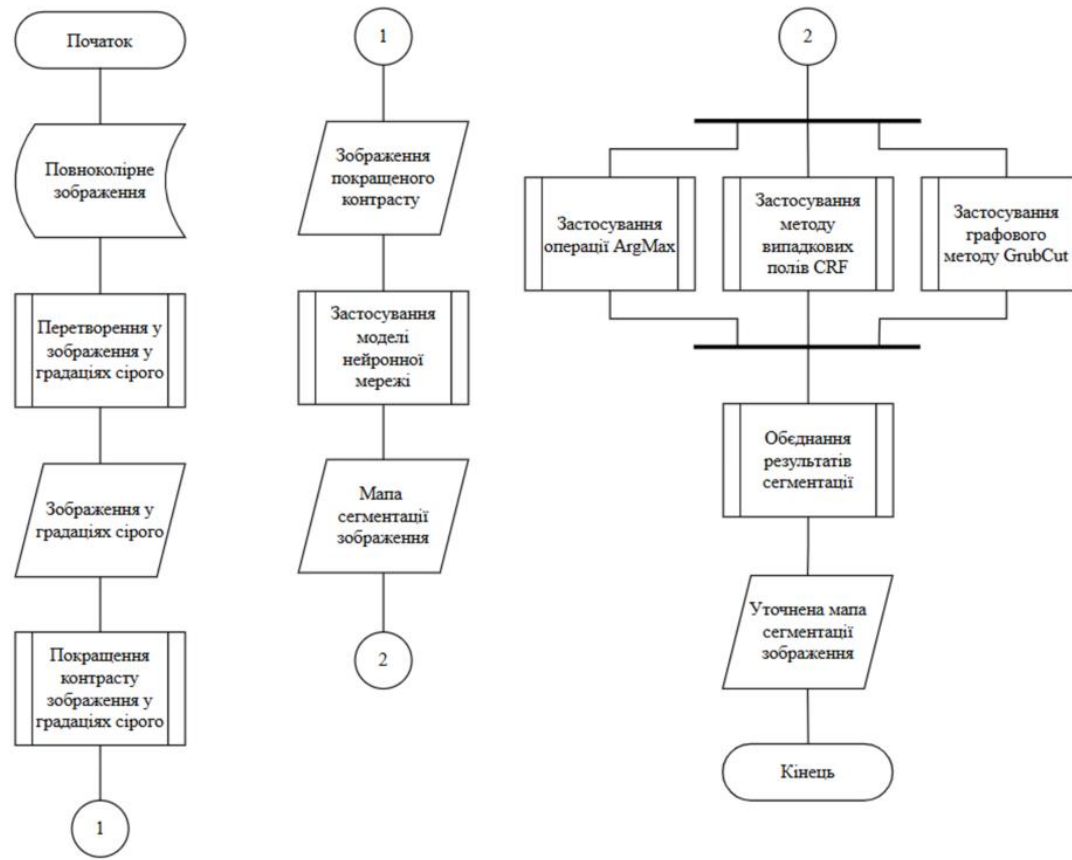
ResNet50: залишкова мережа для вилучення ознак з зображення.

ASPP: компонент комбінування ознак різного масштабу.

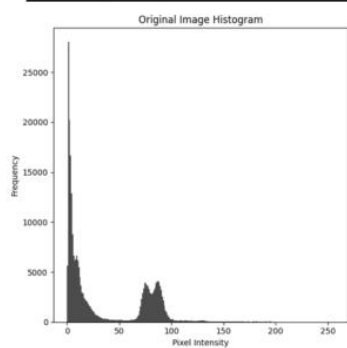
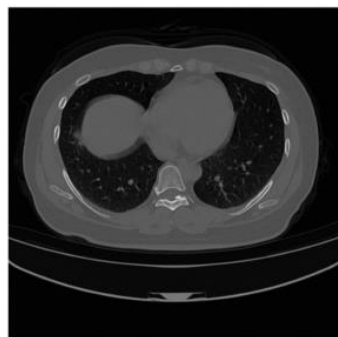
Upsampling: крок відновлення розмірності мапи даних.

Post-processing: модуль визначення сегментів зображення.

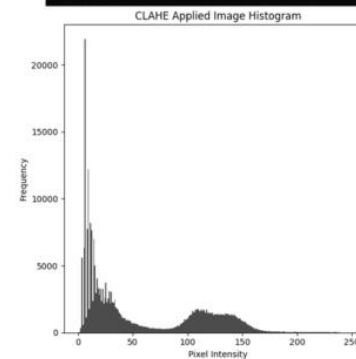
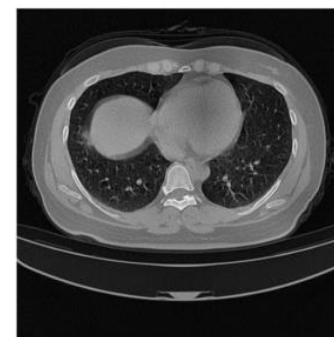
Алгоритм перетворення зображень



Результат застосування методу CLAHE для зображень в градаціях сірого

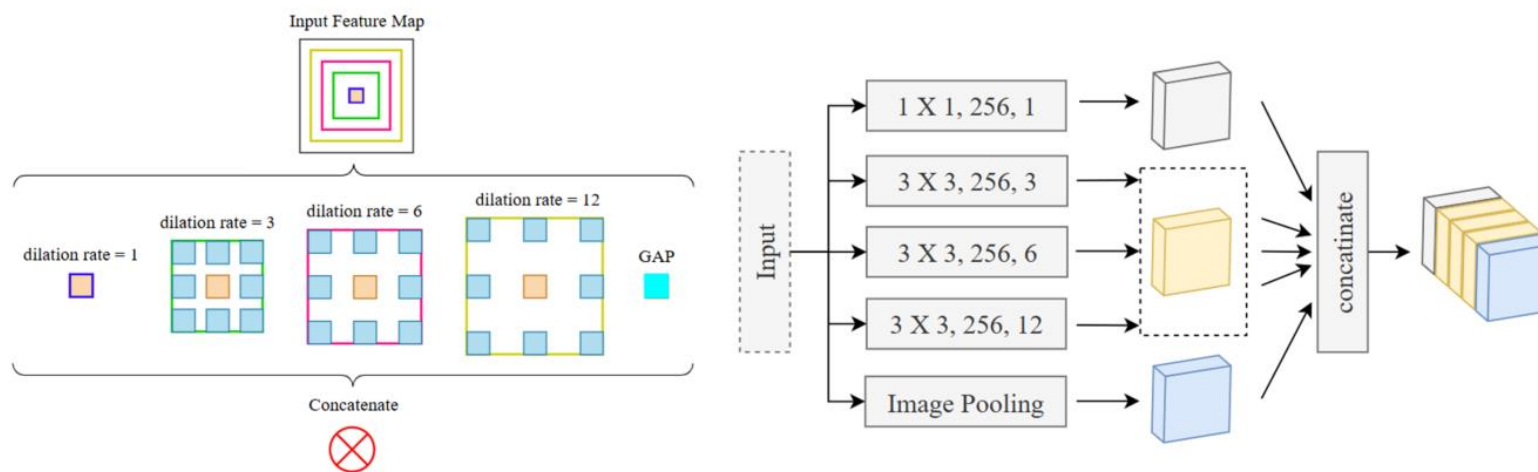


Оригінальне зображення
та гістограма розподілу яскравості



Результат збільшення контрасту
та гістограма розподілу яскравості

Блок агрегації ознак



Dilation rate: рівень віддаленості поля спостереження згорткового шару.
GAP: операція усереднення всієї інформації з зображення.

Параметри мережі ResNet50



Бази даних: COVID-19 CT scan lesion segmentation dataset, Chest lung cavity segmentation dataset, та Liver segmentation dataset.

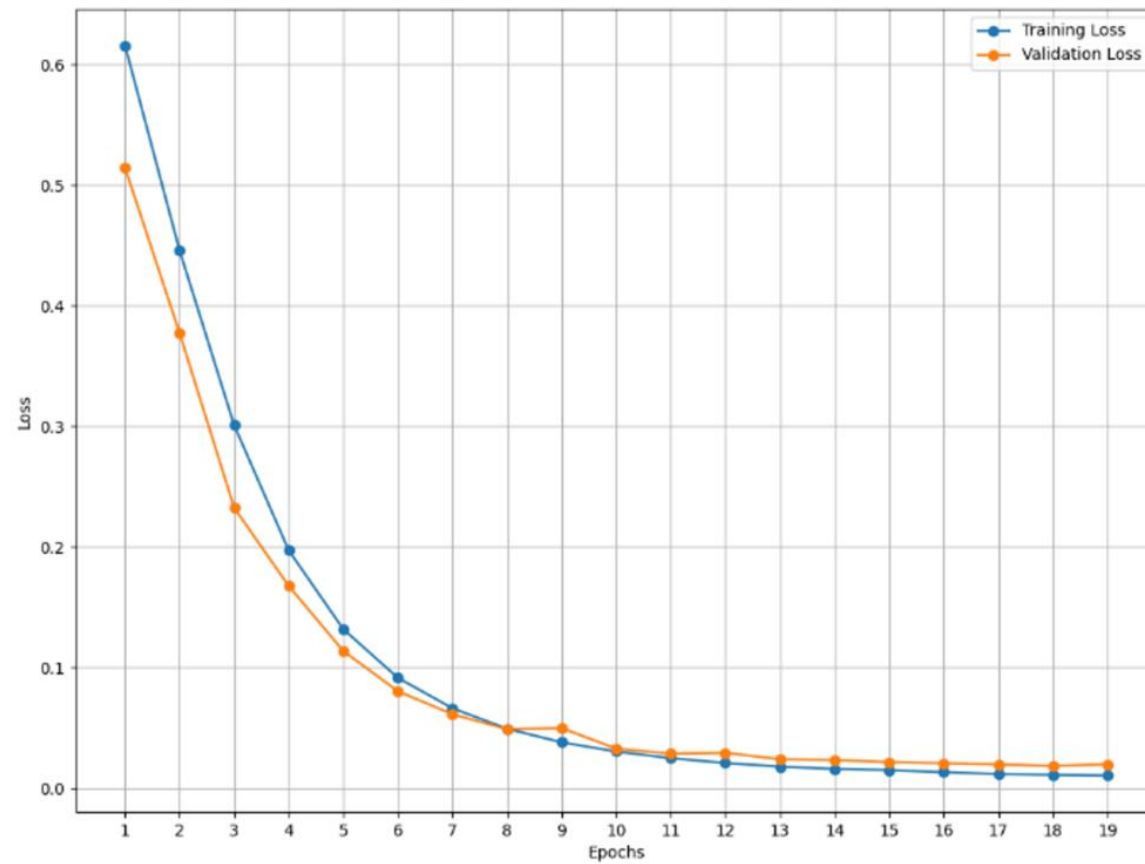
Кількість даних: визначені набори даних COVID-19, Chest та Liver містять 2729, 2013 та 2324 пар .jpg, .png зображень сегментації відповідно. Розподіл зображень для тренування, валідації та тестування – 80%, 15% та 5% відповідно.

Оптимізатор: Adam з адаптивною швидкістю навчання.

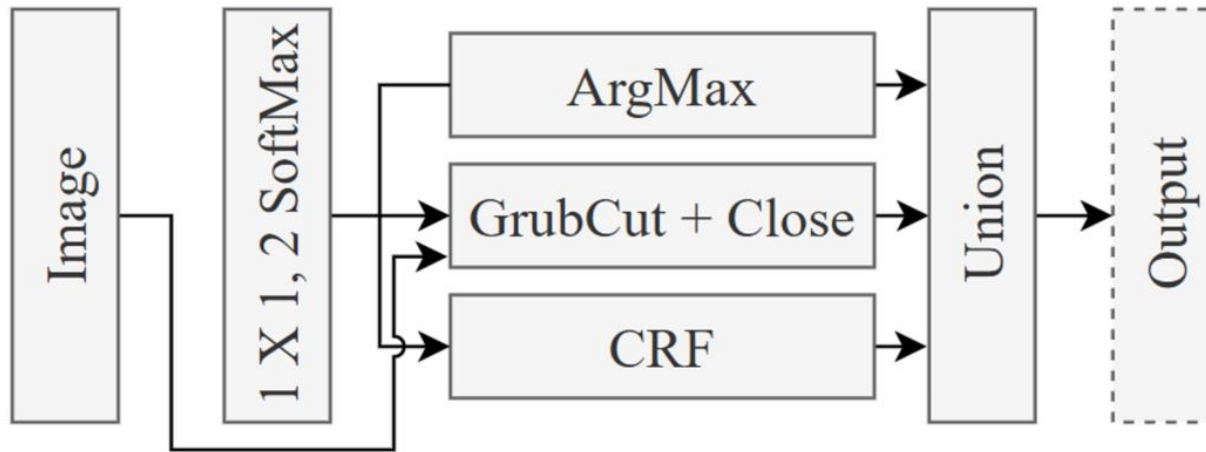
Функція втрат: кросентропійна (Cross-Entropy Loss).

Кількість epoch: 19, пакет навчальних даних – 4.

Графіки навчання мережі ResNet50



Модуль визначення сегментів зображення



$$y_{ij} = (k \cdot y_{ij}^{argmax} + l \cdot y_{ij}^{CRF} + m \cdot y_{ij}^{GrubCut}) \geq 1,$$

де $k, m, l = 0.5$

SoftMax: функція активації, котра формує ймовірнісний розподіл сегментації.

GrubCut: графовий метод сегментації зображень на основі GMM.

CRF: метод сегментації на основі випадкових полів.

Запропонований метод сегментації зображень. Результат застосування



Оригінальні мапи сегментації зображень з набору даних COVID-19



Модель ResNet50 та метод CLAF



Запропонований метод

Параметри оцінювання точності сегментації



$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

$$Dice = \frac{2 \times TP}{(TP + FP) + (TP + FN)}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Intersection over Union та *Dice Similarity Coefficient* дозволяють кількісно оцінити рівень подібності між прогнозованим методом та гарантованою сегментацією.

Recall дозволяє визначити рівень точності, з яким запропонований метод визначає кількість правильно ідентифікованих пікселів.

Результати оцінювання запропонованого методу

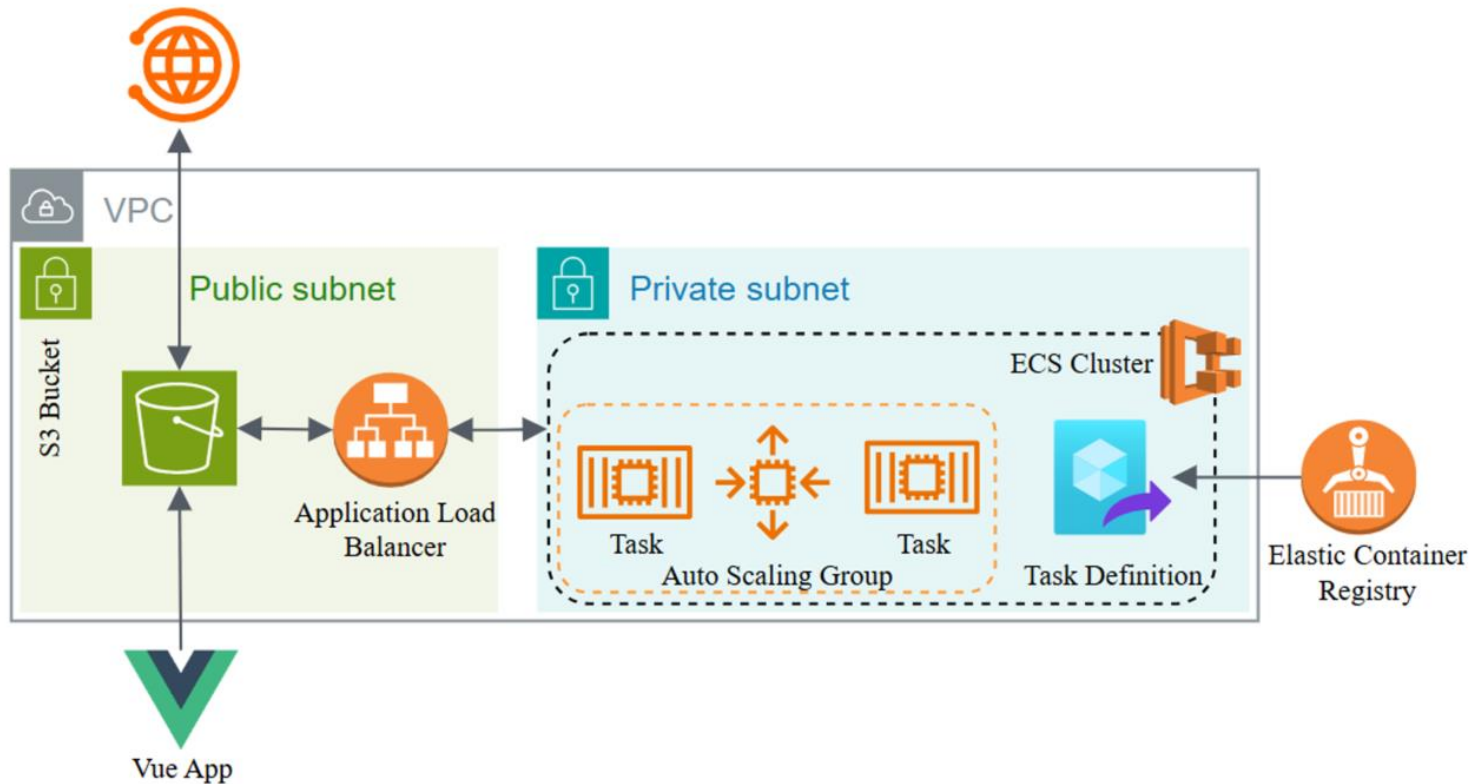


Метод сегментації зображень на основі оброблення зображення, моделі нейронної мережі та модулю визначення сегментів зображення			
Метод	Критерії оцінювання		
	IoU	Dice	Recall
SegNet	36.26	48.31	53.68
U-Net	45.41	56.72	55.46
FCN-ResNet50	56.25	67.58	62.66
Запропонований метод	61.87	73.12	74.58

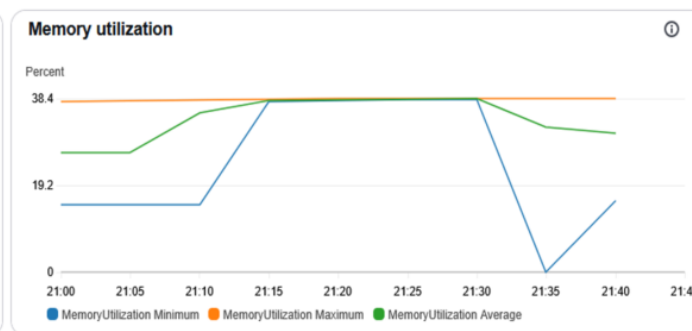
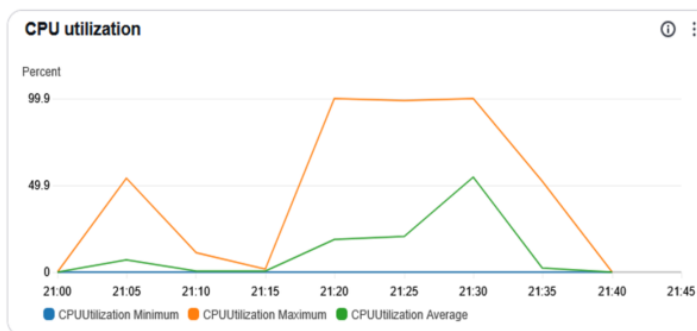
Технології розроблення програмного забезпечення



Архітектура хмарних компонентів



Тестування системи



Number of tasks to run for new-service-c2btxgpe
2 - 10

Scaling policies (1) [Info](#)

Type	Status	Scaling mechanism	Target metric
Target Tracking	Active	Maintain target	ECSServiceAverageCPUUtilization (60%)
Target Tracking	Active	Maintain target	ECSServiceAverageMemoryUtilization (70%)

Scaling activities

Status	Status message	Start time	End time	Description
Successful	Successfully set desired count to 2. Change successfully fulfilled by ecs.	May 6, 2025, 00:51	May 6, 2025, 00:52	Setting desired count to 2.
Successful	Successfully set desired count to 3. Change successfully fulfilled by ecs.	May 6, 2025, 00:36	May 6, 2025, 00:38	Setting desired count to 3.
Successful	-	May 6, 2025, 00:13	-	Attempting to scale due to alarm triggered



Приклад роботи програмного забезпечення



Завантажити зображення комп'ютерної томографії

Browse... bjorke_94.png

Сегментувати

Очистити

Інвертувати малу сегментації

Файл результатів

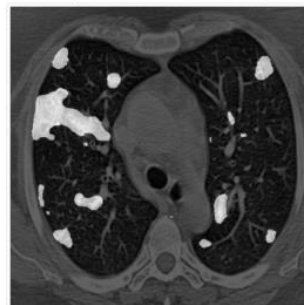
Оригінальне зображення



Зображення підвищеного контрасту



Зображення та мапа сегментації



Завантажити зображення комп'ютерної томографії

Browse... bjorke_94.png

Сегментувати

Очистити

Інвертувати малу сегментації

Файл результатів

Оригінальне зображення



Зображення підвищеного контрасту



Зображення та мапа сегментації



Наукова новизна



Запропонований метод сегментації зображень комп'ютерної томографії, який ґрунтується на застосуванні методу CLANE, моделі глибокого навчання архітектури ResNet50 та ймовірнісної моделі зі зваженими параметрами для інтегрування знань з послідовності сегментованих зображень, що дозволяє збільшити точність сегментації за оцінками IoU, Dice та Recall понад 5.62%, 5.54% та 11.9%.



Практична значимість

Розроблений метод та програмне забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії може використовуватись медичними фахівцями як програмний застосунок з графічним інтерфейсом для виділення об'єктів інтересу з зображення з метою підтримки прийняття рішень (Акт про впровадження результатів магістерської дисертації Зверєва К.В. від 30.04.2025 р.).

Шляхи покращення запропонованого методу



1. Розробити автоматичний алгоритм покращення якості медичних зображень на основі початкових ознак зображень.
2. Модифікувати процес вилучення ознак з зображення, використовуючи результати різних рівнів залишкової мережі.
3. Адаптувати розроблений метод для 3D сегментації.
4. Покращити розроблений метод для сегментації медичних зображень, що візуалізують різні об'єкти дослідження та отримані різними засобами візуалізації.

Висновки



1. Проведено аналіз існуючих методів та програмних рішень сегментації зображень комп'ютерної томографії.
2. Розроблено метод сегментації зображень комп'ютерної томографії, що дозволяє збільшити точність сегментації медичних зображень за оцінками IoU, Dice та Recall на 5.62%, 5.54% та 11.9% відповідно.
3. Проведено аналіз отриманих результатів сегментації запропонованим методом.
4. Проведено тестування розробленого програмного забезпечення, що реалізує метод сегментації.
5. Запропоновано шляхи вдосконалення розробленого методу.



Апробація роботи

Основні положення та результати виконаної роботи були:

1. Викладені в науковій статті «Computed Tomography Image Segmentation Technology Based on Enhanced ResNet Architecture», що подана до журналу «International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)» (індексується в **Scopus**).
2. Викладені та обговорені на XVII науковій конференції магістрантів та аспірантів «Прикладна математика та комп'ютинг» ПМК-2024 та опубліковані у збірнику тез доповідей.



Дякую за увагу!