

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю**

«На правах рукопису»
УДК _____

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри
_____ Юрій КИРИЧУК
«__» _____ 2024 р.

**Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою
«Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»
зі спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані
технології»
на тему: «Автоматизація процесу сегментації ультразвукових зображень
в медичній діагностиці»**

Виконав:
студентка II курсу, групи ПК-21мп
Заболуєва Марта Юріївна _____

Науковий керівник:
Старший викладач, доктор філософії
Момот Андрій Сергійович _____

Консультант з розробки стартап-проектів:
Завідувач кафедри економічної кібернетики,
Доктор економічних наук, професор
Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:
Доцент, кандидат технічних наук,
Самарцев Юрій Миколайович _____

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

Студентка _____

Київ – 2024 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю**

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студентці
Заболуєвій Марта Юрївні**

1. Тема дисертації «Автоматизація процесу сегментації ультразвукових зображень в медичній діагностиці» науковий керівник старший викладач, доктор філософії АСНК Момот Андрій Сергійович, затверджені наказом по університету від «08» листопада 2023 р. № 5188-с
2. Термін подання студентом дисертації 08.01.2024 р.
3. Об'єкт дослідження: процес автоматизованого аналізу ультразвукових зображень
4. Вихідні дані: предмет дослідження – методи автоматизованої семантичної сегментації ультразвукових медичних зображень.
5. Перелік завдань, які потрібно зробити: розглянути існуючі методи діагностики молочних залоз; проаналізувати існуючі алгоритми сегментації; розробити архітектуру нейронної мережі; здійснити підбір параметрів і метрик; розробити алгоритм сегментації.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: 5 плакатів А1.
7. Орієнтовний перелік публікацій: публікація матеріалів конференцій.
8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розробка стартап-проектів	Завідувач кафедри економічної кібернетики, Доктор економічних наук, професор Бояринова Катерина Олександрівна		

9. Дата видачі завдання 01.09.2023

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Формулювання завдання магістерської дисертації	15.09.2023	
2	Аналітичний огляд існуючих систем	25.09.2023	
3	Розроблення структурної схеми системи	10.10.2023	
4	Підбір параметрів	20.10.2023	
5	Розробка програмних алгоритмів	10.11.2023	
6	Розробка фінального алгоритму і навчання нейронної мережі	20.11.2023	
7	Розробка стартап-проекту	03.12.2023	
8	Формулювання висновків та оформлення пояснювальної записки та презентації	25.12.2023	

Студентка

Марта ЗАБОЛУЄВА

Науковий керівник

Андрій МОМОТ

РЕФЕРАТ

Актуальність теми.

Наразі відзначається широке впровадження комп'ютерних технологій у медицині. Використання та аналіз штучного інтелекту визначають перспективну галузь, що сприяє прискоренню розвитку медичної науки. З метою автоматизації, підвищення ефективності та поліпшення точності методів діагностики пропонується застосування згорткових нейронних мереж.

У медицині неможливо уникнути використання зображень, які допомагають лікарям більш ефективно ставити діагнози. Сегментація медичних зображень є важливим етапом обробки. Актуальною задачею є розробка алгоритму для сегментації ультразвукових зображень з метою виявлення та відокремлення новоутворень.

Діагностика та лікування раку молочної залози (МЗ) є життєво важливою проблемою у всьому світі. В Україні та світі одним із найбільш поширених онкологічних захворювань серед жінок є саме рак МЗ. Це захворювання – причина смерті кожної дев'ятої жінки. За ранньої правильної діагностики можливо зменшити рівень летальності.

Мета і завдання дослідження.

Метою роботи є розробка автоматизованої системи сегментації медичних зображень.

Для досягнення поставленої мети роботи потрібно вирішити ряд завдань:

- провести огляд наукової літератури по темі наукового дослідження, розглянути існуючі розробки в сфері діагностики за допомогою нейронних мереж;
- розробити програмні алгоритми;
- зробити підбір параметрів і метрик;
- провести тестування алгоритму;
- навчити нейронну мережу.

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого аналізу ультразвукових зображень.

Предмет дослідження – методи автоматизованої семантичної сегментації ультразвукових медичних зображень.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених задач проведено аналіз інформації про існуючі розробки в діагностики за допомогою машинного навчання, ознайомлення з теоретичним матеріалом, проведення порівняльного аналізу наявних методів діагностики, архітектур, навчання розроблених алгоритмів.

Наукова новизна отриманих результатів. Результатом розробки є система сегментації ультразвукових зображень молочних залоз. Новизна створеної системи полягає в підвищенні точності діагностики.

Практичне значення отриманих результатів роботи полягає в тому, що отримана система дозволяє автоматизована ефективно діагностувати захворювання.

Публікації. За використання отриманих в кваліфікаційній роботі магістра було опубліковано працю конференції «Підвищення ефективності сегментації ультразвукових зображень із використанням мережі Attention U-Net» у збірник праць XIX Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні».

Структура роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з пояснювальної записки та графічних матеріалів. Пояснювальна записка містить вступ, 5 розділів, висновки, список використаних джерел та додатки. Обсяг роботи: пояснювальна записка – 78 аркушів формату А4, 29 ілюстрацій, 29 таблиць, було опрацьовано 42 джерела.

Ключові слова

Сегментація, ультразвук, нейронні мережі, медичні зображення.

ABSTRACT

Relevance of the topic.

Currently, the wide implementation of computer technologies in medicine is noted. The use and analysis of artificial intelligence define a promising field that contributes to the acceleration of the development of medical science. In order to automate, increase efficiency and improve the accuracy of diagnostic methods, the use of convolutional neural networks is proposed.

In medicine, it is impossible to avoid the use of images that help doctors make diagnoses more effectively. Segmentation of medical images is an important stage of processing. An urgent task is the development of an algorithm for the segmentation of ultrasound images for the purpose of detecting and separating neoplasms.

Diagnosis and treatment of breast cancer is a vital problem worldwide. In Ukraine and in the world, one of the most common oncological diseases among women is cervical cancer. This disease is the cause of death of every ninth woman. With early correct diagnosis, it is possible to reduce the mortality rate.

The purpose and tasks of the research.

The aim of the work is the development of an automated system of segmentation of medical images.

To achieve the set goal of the work, a number of tasks must be solved:

- conduct a review of scientific literature on the topic of scientific research, consider existing developments in the field of diagnostics using neural networks;
- develop software algorithms;
- select parameters and metrics;
- test the algorithm;
- train a neural network.

Object of research – the process of automated analysis of ultrasound images.

Subject of research – methods of automated semantic segmentation of ultrasound medical images.

Research methods. To solve the problems, an analysis of information on existing developments in diagnostics using machine learning, familiarization with theoretical material, comparative analysis of available diagnostic methods, architectures, training of developed algorithms was carried out.

Scientific novelty of the obtained results. The result of the development is a system of segmentation of ultrasound images of mammary glands. The novelty of the created system lies in increasing the accuracy of diagnostics.

The practical significance of the obtained work results is that the obtained system allows automated and effective diagnosis of diseases.

Publications. The work of the conference "Increasing the efficiency of ultrasound image segmentation using the Attention U-Net" was published in the collection of proceedings of the XIX All-Ukrainian Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and Young Scientists "Efficiency and Automation of Engineering Solutions in Instrumentation" using the results obtained in the master's qualification work.

Structure of work. The master's qualification work consists of an explanatory note and graphic materials. The explanatory note contains an introduction, 5 chapters, conclusions, a list of used sources and appendices. Scope of work: explanatory note – 78 sheets of A4 format, 29 illustrations, 29 tables, 42 sources were processed.

Keywords

Segmentation, ultrasound, neural networks, medical images.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	10
ВСТУП.....	11
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД	13
1.1. Актуальність обраної теми.....	13
1.2. Огляд захворювань МЗ	13
1.3. Обґрунтування вибору методу діагностики	17
1.4. Аналіз методів сегментації зображень.....	18
1.4.1. Порогова сегментація	19
1.4.2. Метод активних контурів.....	19
1.4.3. Регіональна сегментація	20
1.4.4. Семантична сегментація.....	21
1.5. Огляд існуючих робіт.....	23
1.6. Постановка завдання.....	27
Висновки до розділу.....	29
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ АЛГОРИТМІВ СИСТЕМИ	30
2.1. Вибір архітектури нейронної мережі	30
2.1.1. VGG16	31
2.1.2. Fully Convolutional Network	32
2.1.3. DeepLabv3	33
2.1.4. Mask R-CNN	34
2.1.5. U-Net.....	35
Висновки до розділу.....	38
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА І НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	39
3.1. Обґрунтування вибору модифікацій U-Net	39
3.1.1. U-Net++	39
3.1.2. Double U-Net.....	40
3.1.3. Attention U-Net	41
3.1.4. Доцільність використання моделі Attention U-Net.....	42

3.2. Розробка структурної схеми системи.....	42
3.3. Розробка загального алгоритму системи	43
3.4. Опис середовища розробки	46
3.4.1. TensorFlow	46
3.4.2. Keras	47
3.4.3. Характеристики інструментів.....	47
3.5. Опис навчального набору даних.....	48
3.6. Вибір метрик сегментації	49
3.7. Опис параметрів та результатів навчання	50
Висновки до розділу.....	53
РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ.....	54
4.1. Кількісна оцінка результатів роботи системи на тестовій множині	54
4.2. Якісна оцінка результатів роботи системи на тестовій множині	54
4.3. Перспективні шляхи вдосконалення системи	56
Висновки до розділу.....	58
РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ «АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА СЕГМЕНТАЦІЇ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ В МЕДИЧНІЙ ДІАГНОСТИЦІ».....	59
5.1. Опис та технологічний аудит ідеї проєкту	59
5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту	63
5.3. Розроблення ринкової стратегії розвитку	71
5.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту	73
5.5. Планування реалізації стартап-проєкту	76
Висновки до розділу.....	79
ВИСНОВКИ	80
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	82

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

МЗ – молочні залози;

НК – неруйнівний контроль;

НМ – нейронна мережа;

ПЗ – програмне забезпечення;

УЗ – ультразвуковий(і);

УЗД – ультразвукова діагностика.

ВСТУП

На сьогоднішній день нейронні мережі широко застосовуються у всіх сферах життя. Застосування штучного інтелекту є перспективною областю і сприяє прискореному розвитку медицини. Актуальність їх використання пояснюється зручністю, адаптивністю та практичністю.

Діагностика та лікування раку молочної залози (МЗ) є нагально важливою проблемою у всьому світі. В Україні та світі одним із найбільш поширених онкологічних захворювань серед жінок є рак МЗ. Це захворювання – причина смерті кожної дев'ятої жінки [1]. При ранній правильній діагностиці можливо зменшити рівень летальності. З метою покращення достовірності встановлення діагнозу і полегшення роботи лікарів-діагностів пропонується розробити автоматизовану систему на основі методів глибинного навчання з метою сегментації УЗ зображень молочних залоз. Це допоможе уникнути значної частини помилок шляхом часткового виключення впливу людського фактору під час прийняття рішень.

На сьогоднішній день, ультразвукова діагностика (УЗД) є невід'ємним інструментом практично у всіх сферах медицини. Ультразвукова діагностика (УЗД) – процедура, яка передбачає вплив на ділянку тіла високочастотних звукових хвиль з наступним отриманням зображення внутрішніх органів. Ультразвукова діагностика, на відміну від рентгенівської, не використовує небезпечного іонізуючого випромінювання. Оскільки зображення, отримане за допомогою ультразвуку, відображається в реальному часі, така діагностика дозволяє визначити структуру і проаналізувати рух внутрішніх органів та крові, що надходить у кровоносні судини.

Сегментація зображень – це процес поділу зображення на складові частини або об'єкти у зображенні, тобто набори пікселів [1]. Щоб знайти та ідентифікувати межі об'єктів у зображенні, пікселі оцінюються за деякими однорідними критеріями (колір, інтенсивність або текстура).

Прискорений розвиток в галузі обробки медичних зображень пов'язаний головним чином із застосуванням технологій глибинного навчання [3], які дозволяють ефективно вивчати особливості об'єктів безпосередньо з даних візуалізації. У завданнях медичної діагностики нейронні мережі дають можливість значно підвищити точність поставлення діагнозу та витратити менше часу на аналіз. Сервіси, створенні на основі нейронних мереж, розробляються по всьому світу і допомагають лікарям виявляти різні патології і захворювання, в тому числі онкологію.

Сегментація зображень на основі технологій машинного навчання вже міцно закріпилася як надійний інструмент для аналізу медичних зображень. Проте, автоматизована сегментація медичних зображень є складним завданням через наявність низки проблем, таких як велике різноманіття форм та розмірів анатомії між пацієнтами, низька контрастність з навколишніми тканинами, відсутність великої кількості цифрових медичних даних у вільному доступі.

Завданням даного проекту є вирішення задач сегментації шляхом створення алгоритму для автоматизованого знаходження і виокремлення аномалій на ультразвуковому (УЗ) зображенні.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1. Актуальність обраної теми

Питання раннього виявлення патологій, диференціювання пухлин МЗ актуальні у зв'язку з високою захворюваністю та смертністю жіночого населення внаслідок онкології. Захворювання МЗ діагностуються у кожній четвертій жінки віком до 30 років і у 60% жінок старшого віку. Рак МЗ займає одне з провідних місць серед усіх злоякісних новоутворень жінок в Україні та світі. Згідно з статистикою [2] та із рисунком 1.1 у більшості країн світу найбільш поширеним видом онкології серед жінок є саме рак МЗ.

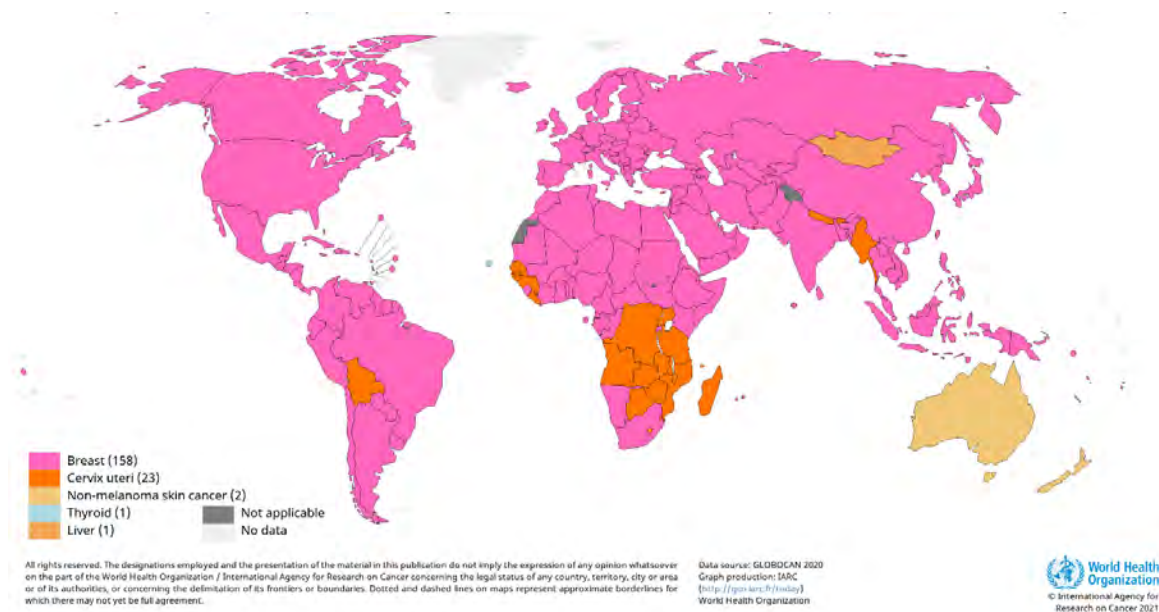


Рисунок 1.1. Карта розподілення поширених видів раку у світі

Раннє виявлення новоутворень допомагає зменшити рівень летальності. Тому автоматизована система для діагностування захворювань МЗ на базі нейронних мереж може спростити працю лікарів та збільшити точність у постановці діагнозу.

1.2. Огляд захворювань МЗ

Всі зміни в МЗ поділяються на дві основні групи: непухлинні та пухлинні. Пухлинні в свою чергу ділять на доброякісні та злоякісні. Діагностика

захворювань МЗ завжди повинна здійснюватися з позицій онкологічної настороженості, тому особливу увагу звертають саме на новоутворення у МЗ. Головним завданням лікаря-діагноста є вчасне виявлення раку (або виключення його на момент обстеження).

Більшість клінічних змін МЗ мають доброякісний характер, тільки 3-6% випадків пов'язані із злоякісними утвореннями. Проте, важливим аспектом є раннє встановлення діагнозу і початок лікування у будь-якому випадку, адже деякі захворювання, що мають доброякісну форму, можуть переростати у онкологію без належного лікування.

Серед найпоширеніших непухлинних змін МЗ виділяють мастопатію. Це захворювання є однією з найпоширеніших проблем серед жінок і у більшості випадків пов'язане з періодом лактації. Мастопатія може бути дифузною та вузловою. Хоча в більшості випадків мастопатія є доброякісною, важливо вчасно виявляти захворювання та слідкувати за будь-якими змінами. УЗД дозволяє надійно діагностувати та відстежувати прогрес лікування цього захворювання. Лунографічними ознаками маститу є:

- збільшення товщини шкірного покриву;
- посилення луногенності (відбиття звукових хвиль) підшкірної жирової клітковини;
- стирання кордону між заднім прошарком дерми і підлягаючими структурами;
- огрубіння з'єднувальних шкірних компонентів МЗ;
- зниження диференціювання структурних елементів паренхіми МЗ;
- наявність гіполуногенних часток порушення структури паренхіми МЗ відсторонених або без чутних контурів тощо [3].

Серед найпоширеніших доброякісних пухлин у МЗ виділяють такі: фіброаденома, папілома та кіста.

Фіброаденома є найпоширенішою серед доброякісних пухлин, які можуть з'являтися у МЗ. Вона часто проявляється у вигляді твердої, круглої, гладкої та

рухомої шишки. При виявленні такого новоутворення важливим є періодичне проведення діагностики задля спостереження можливого росту. Під час УЗД лікар може помітити характерні ознаки, такі як чіткі визначені межі, круглу або овальну форму, а також деяку луногенність рисунок 1.2.

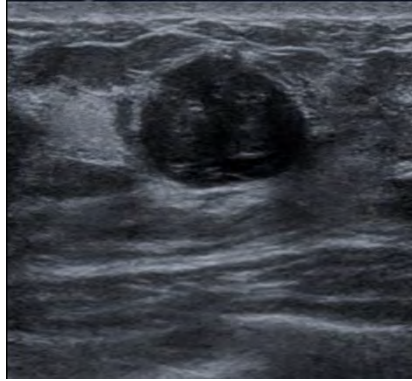


Рисунок 1.2. Фіброаденома на УЗ зображенні

Папілома може проявлятися як новоутворення в молочній протоці і супроводжуватися виділеннями, а також як невелика шишка позаду або поруч із соском. Папіломи іноді можуть містити атипові клітини, які підвищують ризик виникнення онкології. Тому часто лікарі рекомендують хірургічне втручання. При появленні перших симптомів важливо звернутися до лікаря задля проведення діагностики. На УЗ зображеннях папілома виглядає як луногенна структура з включенням в середині рисунок 1.3.

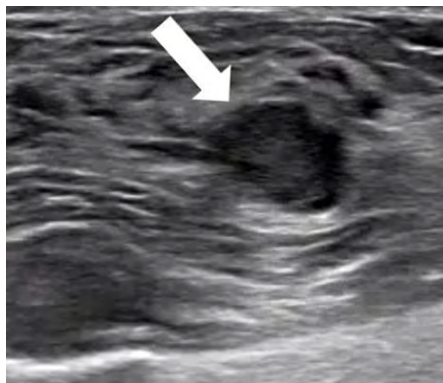


Рисунок 1.3. Папілома на УЗ зображенні

Кіста є видом доброякісної пухлини, що представлена наповненою рідиною порожниною, яка може бути одиночною чи групою. Зазвичай вона безболісна, але іноді може викликати дискомфорт перед менструальним

періодом. Під час проведення УЗД, кіста зазвичай виглядає як чітко визначена темна область на зображенні, як на рисунку 1.4, оскільки рідина в ній поглиблює звукові хвилі. Також важливою характеристикою є однорідність та чіткість її межі. У випадку стрімкого росту кісти або наявності сильних болісних відчуттів, рекомендують проведення процедури викачки рідини, що міститься всередині неї. Скринінг кісти є необхідним для дослідження її росту і запобігання небажаному хірургічному втручанню.

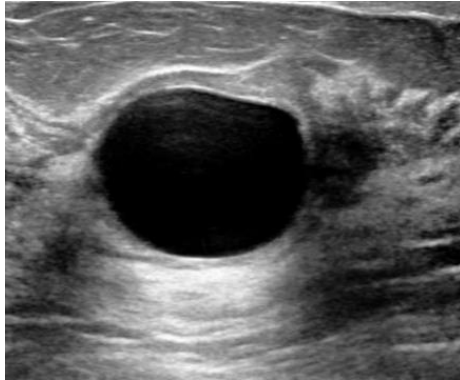


Рисунок 1.4. Кіста на УЗ зображенні

Найнебезпечнішим захворюванням МЗ є рак, що, на жаль, є одним з найпоширенішим видом раку у жінок та відзначається агресивним ростом і швидким поширенням злоякісних клітин по всьому тілу. Стадія раку МЗ класифікується від 0 до IV і визначаються в залежності від локалізації: обмеження у МЗ, розповсюдження злоякісних клітин на лімфатичні вузли чи наявність метастазів в інших частинах тіла. Онкологія може виглядати по різному на ультразвуковому зображенні, і візуальна характеристика може залежати від стадії раку [4]. УЗД допомагає визначити розміри новоутворень, їх структуру та інші характеристики. На УЗ зображенні злоякісні пухлини можуть мати такі характеристики:

- гіполуногенна область: темна область на зображенні, що вказує на те, що тканина є менш щільною або має меншу луногенність;
- неправильна форма: злоякісна пухлини мають неправильну форму та контури, відмінні від нормальних структур МЗ;
- помітне збільшення розмірів або зміна структур МЗ.

Деякі з наведених характеристик можна побачити на рисунку 1.5.

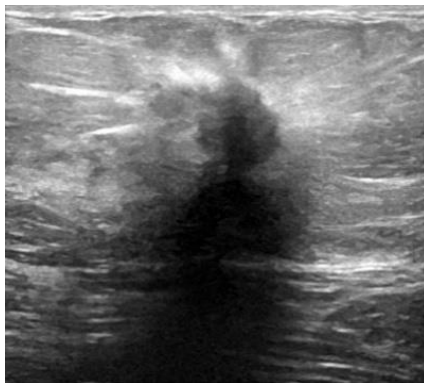


Рисунок 1.5. Злоякісна пухлина на УЗ зображенні

Рак молочних залоз – це серйозне захворювання, але раннє виявлення та комплексне лікування можуть бути ключем до успішної боротьби з цією хворобою.

1.3. Обґрунтування вибору методу діагностики

У зв'язку з розвитком науки питання діагностики захворювань постійно переглядаються і вдосконалюються. Основними аспектами новітніх діагностичних методів є точність, безпечність, надійність та покращення комфорту пацієнтів при проведенні діагностики. За останній час неруйнівні методи контролю стали невід'ємною частиною сучасної медицини. Вони сприяють покращенню точності діагностики і мінімізації ризику при проведенні процедур.

Неруйнівні методи контролю дозволяють отримувати інформацію про стан організму пацієнта без потреби у втручанні в його тканини. Ці методи дозволяють лікарям діагностувати різні захворювання та визначати їх стадію розвитку, без необхідності проводити інвазійні процедури, які можуть викликати неприємні відчуття пацієнту та становити загрози для здоров'я і життя.

Основними методами неінвазивної діагностики захворювань МЗ є:

- Рентгенівська діагностика – використовує рентгенівське випромінювання для виявлення новоутворень. Такі іонізуючі промені є шкідливими для організму людини.

- МРТ (магнітно-резонансна томографія) – використовує магнітне поле та радіохвилі для дослідження організму. Так само як і рентгенівська діагностика, даний метод не є повністю безпечним через наявність високої інтенсивності магнітного поля. Існує ряд протипоказань, що не дозволяє проводити МРТ для певних груп людей: серцево недостатність, наявність протезів (імплантатів, пластин), вагітність, клаустрофобія тощо.
- УЗД (ультразвукова діагностика) – використовує високочастотні звукові хвилі для отримання зображень внутрішніх органів. На відміну від рентгену та МРТ, даний метод вирізняється безпечністю та не становить шкоди організму людини. Також УЗД дозволяє отримати більш детальну інформацію про пухлини: оцінити розмір, структуру та щільність [5].

На сьогоднішній день, УЗД є невід'ємним інструментом практично у всіх сферах медицини. Завдяки розвитку технологій і появі УЗ сканерів нового покоління, чутливість УЗД стала значно перевищувати чутливість рентгенівської діагностики. На сьогоднішній день УЗД займає лідерську позицію по можливості діагностики онкології ранньої форми. Також завдяки наявності багатьох інших переваг, таких як: неінвазивність, простота, точність, висока роздільна здатність, можливість комп'ютерної обробки – даний метод може використовуватися як надійний перспективний інструмент в боротьбі з захворюваннями МЗ [6].

1.4. Аналіз методів сегментації зображень

Сегментація зображень – це процес розподілу пікселів на зображенні на групи, що визначають різні об'єкти або регіони. Ця процедура є важливим етапом у численних завданнях обробки зображень, включаючи виявлення новоутворень у медичній діагностиці. Для вирішення задач сегментації УЗ зображень важливим є визначення оптимального методу [7]. У даному розділі розглянуто декілька широко використовуваних алгоритмів сегментації, проведено їх аналіз та обрано найдоцільніший.

1.4.1. Порогова сегментація

Порогова сегментація зображень є одним із найпопулярніших методів. Цей процес полягає в генерації бінарного зображення (пікселі якого мають тільки два значення – 0 або 1, і це значить, що для збереження інтенсивності потрібен тільки один біт) із заданого зображення у градаціях сірого шляхом поділу на основі порогового значення на дві області. Тобто, даний метод заснований на тому, що встановлюється деяке порогове значення колірного значення для виокремлення певних об'єктів на зображенні. Головною перевагою порогової сегментації є простота алгоритму [8]. Проте даний метод може бути не ефективним для більшості складних зображень, особливо в умовах високої контрастності і наявності не чітких контурів об'єктів, що можна побачити на рисунку 1.6.



Рисунок 1.6. Сегментація зображення, виконана пороговим методом

1.4.2. Метод активних контурів

Метод активних контурів полягає в відокремленні потрібних пікселів на зображенні для подальшого аналізу і обробки, використовуючи функцію енергії. Тобто, даний алгоритм автоматично адаптує форму контуру для відображення меж об'єкта, як зображено на рисунку 1.7. Контури є кордонами, які визначають необхідну область на зображенні, і представлені у вигляді скупчення точок, що

були інтерпольовані. Ця процедура може бути лінійною, сплайнами чи поліноміальною в залежності від опису кривої на зображенні. Кривизна визначається на допомогу зовнішньої енергії, яка описується як сума сил, що притягує або відштовхує контур від об'єкта [9]. Внутрішня енергія використовується для управління деформованими змінами (гладкість, узгодження форм). Метод активних контурів має такі переваги: часткова автоматизація, гнучкість та можливість відновлення об'єктів. Серед обмежень даного алгоритму можна виділити те, що він ефективний для сегментація дефектів тільки з чітко визначеною формою та має високу чутливість до початкового положення, тобто результат напряму залежить від точки старту контуру, що становить проблему у випадку наявності великої кількості деталей на зображенні. Цей метод перспективно використовувати у поєднанні з іншими алгоритмами, використовуючи у складних задачах.

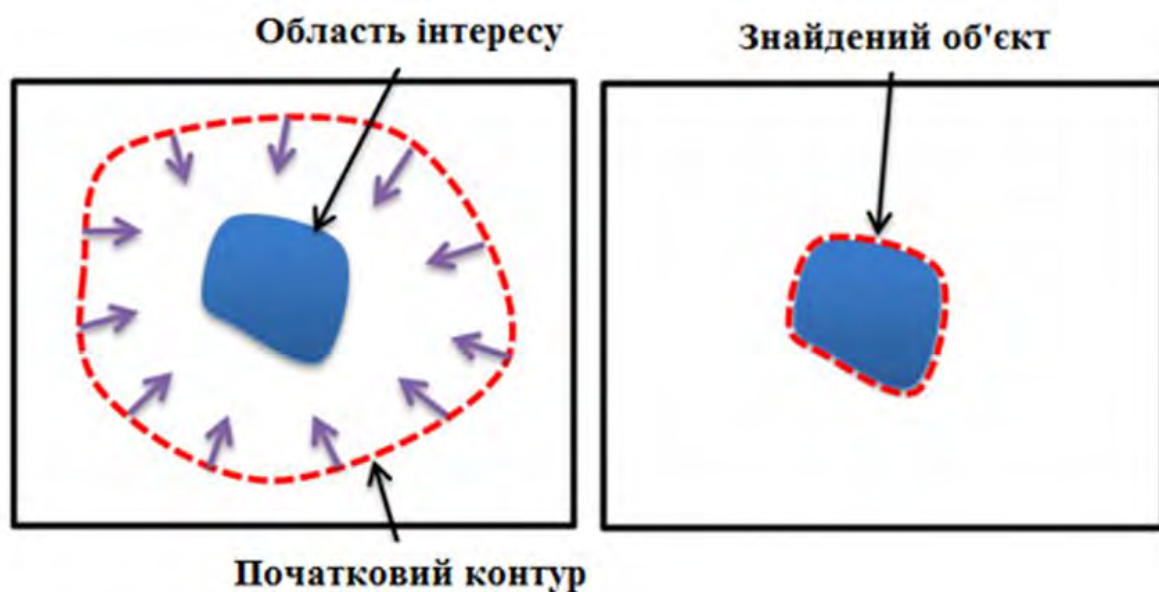


Рисунок 1.7. Схематичне зображення алгоритму роботи методу активних контурів

1.4.3. Регіональна сегментація

Під час процесу регіональної сегментації зображення ділиться на області (регіони), які класифікуються як групи з'єднаних пікселів з подібними властивостями. Дана угруповання може бути здійснено за двома методами:

збільшення області, або поділ і злиття. Розглянемо алгоритм роботи методу збільшення:

- обирається початковий піксель і на основі нього перевіряються сусідній;
- відбувається перевірка сусіднього пікселя на відповідність визначеним вимогам;
- у випадку відповідності критеріям піксель додається до області початкового;
- попередні шляхи повторюються доки подібність не зникне [10].

Великою перевагою регіональної сегментації стосовно вище розглянутих методів є можливість виявляти області зображення, що мають схожі властивості, що можна побачити на рисунку 1.8, але даний метод дуже чутливий до надмірної варіабельності властивостей в межах об'єктів, що робить його не ефективним для використання в медичній галузі.



Рисунок 1.8. Сегментація зображення, виконана регіональним методом

1.4.4. Семантична сегментація

Алгоритм семантичної сегментації полягає в тому, що кожний піксель на зображенні призначається до певного класу в залежності від того, до якого об'єкту він відноситься. Таким чином створюються маски, що є частинами зображення, диференційованими від певної області. Головними моделями, що

застосовуються у поєднанні з даним методом сегментації, є глибинні нейронні мережі, а саме повністю згорткові нейронні мережі. Оскільки процес збільшення прошарок у мережі призводить до зменшення просторової інформації, було створено спеціальний прошарок дискретизації, що дає можливість оптимізувати зображення шляхом зменшення або збільшення дискретизації (downsampling, upsampling) [11]. Також важливим нововведенням став інструмент – максимальне об'єднання (max-pooling), що відповідає за процес вилучення інформації з областей зображення та їх аналізу. Результат семантичної сегментації зображено на рисунку 1.9.

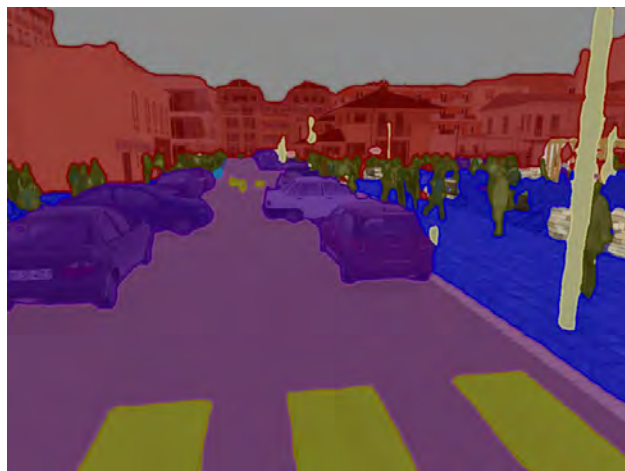


Рисунок 1.9. Сегментація зображення, виконана семантичним методом

Незважаючи на потужність даного алгоритму і наявності безлічі переваг, все ж він має і деякі недоліки, які впливають на використання цього методу в задач сегментації медичних зображень, а саме:

- глибинні нейронні мережі, що застосовуються для семантичної сегментації, володіють низькою роздільною здатністю по краях через втрати інформації в процесі кодування;
- складність алгоритму;
- потреба в наявності великого обсягу даних для навчання;
- неефективність методу в задач розпізнавання дефектів не чітких форм.

На сьогоднішній день спостерігається широке використання згорткових нейронних мереж у всіх галузях життєдіяльності. Це нелінійні системи, які

допомагають краще аналізувати дані, порівнюючи з часто використовуваними лінійними методами. Особливе місце вони зайняли в задач виявлення та виділення об'єктів. Згорткові нейронні мережі стали успішним інструментом в задачах сегментації завдяки таким властивостям:

- здатність вивчати високо рівневі абстракції та залежності між пікселями;
- автоматичний аналіз особливостей і ознак зображення;
- можливість розпізнавати області різних рівнів складності завдяки ієрархічному вивченні деталізацій;
- зручність використання;
- адаптивність до різних задач;
- виявлення локальних особливостей за допомогою згорткових прошарків;
- вміння передбачати локальні та глобальні структури;
- автоматизованість [12].

Незважаючи на вище перераховані переваги, використання згорткових нейронних мереж вимагає великих обчислювальних ресурсів, потужної техніки та значної кількості даних для навчання, що часто стає перешкодою для використання у деяких задачах. Але, не дивлячись на це, застосування даних глибинних алгоритмів має великий потенціал. У завданнях медичної діагностики нейронні мережі дають можливість значно підвищити точність поставлення діагнозу та витратити менше часу на аналіз. Сервіси, створенні на основі нейронних мереж, розробляються по всьому світу і допомагають лікарям виявляти різні патології і захворювання, в тому числі онкологію.

1.5. Огляд існуючих робіт

У статті [13] було розроблено та проаналізовано алгоритми класифікації і детектування, базуючись на згорткових нейронних мережах, навчених на УЗ зображеннях МЗ. У даному експерименті автори використали такі архітектури: AlexNet, ZFNet, VGG16, GoogLeNet, ResNet і DenseNet. Їх опис:

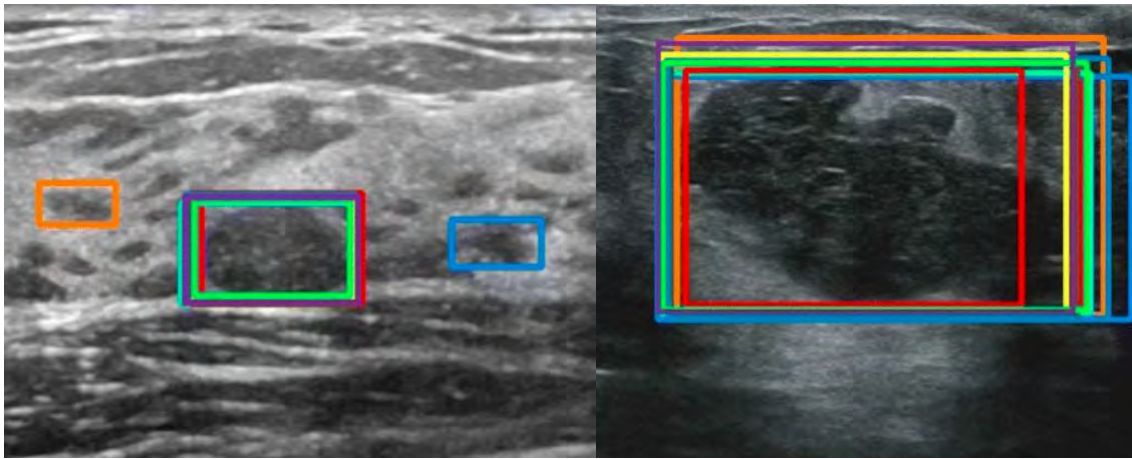
- AlexNet має 5 згорткових прошарків ів, 3 повністю згорткових і приблизно 60 мільйонів вільних параметрів;
- Архітектура ZFNet є прототипом AlexNet і має 8 прошарків: 5 згорткових, 2 повністю згорткових і softmax (останній прошарок у НМ, що використовується для передбачення класу вхідного зображення);
- Використовується 16 вагових рівнів VGG16 як за замовчуванням;
- Автори вдосконалили модель GoogLeNet, додавши новий прошарок Inception, що базується на теорії Хебба та багато масштабної обробки. Він містить 6 згорткових прошарків і значно покращує роботу архітектури. Загалом модель містить 2 згорткові прошарки і 9 прошарків Inception.
- Використовується 50 прошарків ResNet;
- У даному дослідженні авторами використовується модель DenseNet-121, що має такі нововведення: ефективне вирішення проблеми градієнта і зменшена кількість параметрів.

За отриманими результати з таблиці 1.1 можна зробити висновок, що DenseNet досягла найкращого результату.

Таблиця 1.1. Порівняння результатів роботи різних архітектур

Архітектура	AlexNet	ZFNet	VGG16	GoogLeNet	ResNet	DenseNet
Точність	56,6	56,7	56,9	69,6	75,0	80,0

Із результатів роботи системи на рис. 1.10. а) можна побачити, що алгоритм детектування дав хибний результат, виділивши два об'єкти, що є артефактами УЗ зображення і не відносяться до новоутворень в організмі людини. В результаті навчання мережа з архітектурою DenseNet показала долю правильних відповідей на рівні 80,0% на тестових даних. Такий рівень достовірності не може бути прийнятним для постановки остаточного діагнозу. Тому запропоновану модель необхідно покращити. Також у цій роботі присутні алгоритми детектування і класифікації, що є неефективними у задачах дослідження новоутворень.



а

б

Рисунок 1.10. Результати детектування УЗ зображення: а – доброякісна пухлина, б – злоякісна пухлина

У роботі [14] розглянуто застосування семантичної сегментації УЗ зображень МЗ із використанням глибоких нейронних мереж. Авторами використовується архітектура DeepLab v3+, що складається з: серії прошарків згортки з пропусковим з'єднанням, прошарку максимізації (maxpool) і усереднення (averagepool). Мережа має рівень пакетної нормалізації (batch normalization) перед кожним прошарком ReLU. DeepLab v3+ базується на ResNet-50. Загалом вхідний розмір мережі – $256 \times 256 \times 3$. За отриманими результатами достовірність системи на тестових даних склала 97,58%, що є досить гарним результатом, але згідно із графіком навчання можна побачити, що система перенавчена. Метрика IOU (Intersection over Union) для оцінки якості сегментації має значення 81,12%, що підтверджує недосконалість системи. Недоліком даної моделі є її складність через надвелику кількість параметрів і наявність недосконалої саморобної функції втрат Tversky loss. Також, як було розглянуто у розділі 1.3.4., застосування семантичної сегментації не завжди ефективно у медичних цілях.

Авторами роботи [15] представлено алгоритм класифікації УЗ зображень МЗ. У якості архітектури обрано VGG16, що має 21 прошарок: 13 згорткових, 5 максимізації і 3 щільні (dense). Але тільки 16 з цих прошарків є ваговими, тобто вони містять параметри, які можна навчати.

Проаналізувавши графік на рисунку 1.11, можна сказати, що точність моделі на тренувальних даних дуже висока, але на валідаційних даних – низька, що може свідчити про перенавчання. Модель може «запам'ятовувати» тренувальні дані, але не може ефективно класифікувати нові. Не дивлячись на те, що VGG16 володіє багатьма перевагами і показує гарні результати у задачах класифікації зображень, вона має занадто низьку швидкість навчання і занадто велику вагу. Через наявність таких недоліків важливим є використання більш новітніх архітектур згорткових нейронних мереж, винайдені для успішної роботи алгоритму класифікації, що мають кращі характеристики навчання.

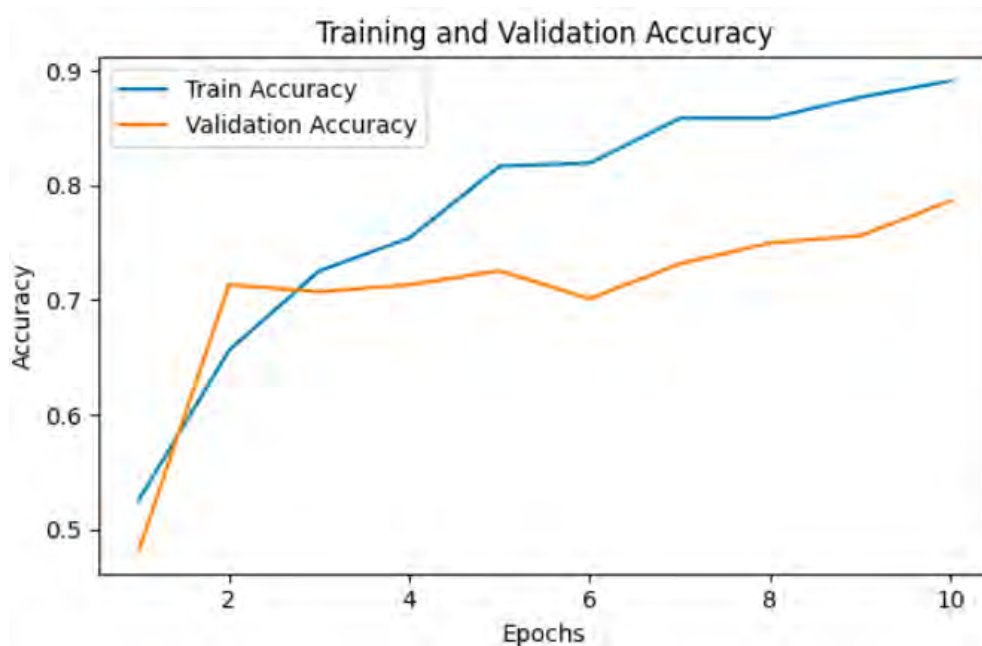


Рисунок 1.11. Графік навчання системи з архітектурою VGG16

У статті [16] розглянутий алгоритм сегментації УЗ зображень МЗ із використанням архітектури U-Net. Дана модель має розмір 128×128 для вхідного зображення. Мережа має архітектуру, що нагадує літеру "U", з енкодером на лівій стороні та декодером на правій. Енкодер відповідає за поетапне стиснення та отримання абстрактних ознак зображення, тоді як декодер відповідає за поетапне відновлення просторового розміру та деталей сегментаційної карти. Достовірність системи виявилась дуже високою, на рівні 99,05%, але звичайно прослідковуються і хибні результати алгоритму, що можна побачити на рисунку 1.12.

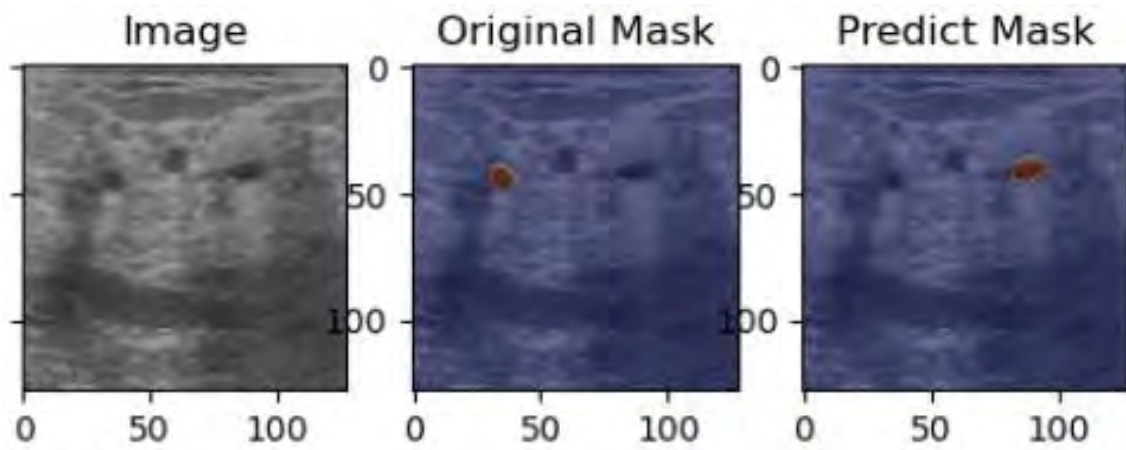


Рисунок 1.12. Помилковий результат роботи системи

Незважаючи на хороший результат, дана нейромережева модель застосовується тільки на невеликих наборах даних, через що швидкість роботи даної системи була дуже низькою. На даний момент існує безліч інноваційних архітектур, що засновані на базовій U-Net, зберігаючи усі переваги даного алгоритму, і в той самий час, з покращеними характеристиками і усунутими недоліками. Правильним рішенням для удосконалення даної системи буде зміна архітектури у бік більше перспективної для задач сегментації медичних зображень.

1.6. Постановка завдання

Проаналізувавши існуючі роботи у задачах діагностування захворювань МЗ, можна зробити висновок, що розроблення автоматизованої системи для сегментації УЗ зображень залишається актуальним.

Для створення програмного забезпечення найбільш доцільно використати згорткову НМ. Ця архітектура за рахунок застосування спеціальної операції - згортки, дозволяє зменшити кількість інформації, що зберігається в пам'яті, і краще справлятися з зображеннями вищої роздільної здатності та виділяти такі опорні ознаки, як ребра, контури, грані, за допомогою яких можна розпізнати фрагменти текстур, що повторюються, які далі можуть скластися в фрагменти зображення. Також завдяки можливості створення алгоритму сегментації,

згорткові нейронні мережі активно застосовуються у медицині, адже можна навчити нейронну мережу виділяти новоутворення на медичних зображеннях.

Для реалізації програмних алгоритмів для навчання нейронних мереж пропонується використовувати мову Python. Інструкції, написані на Python, легко читають і розуміють інші люди. Крім того, ця мова дуже популярна і застосовується у багатьох галузях, включаючи наукові дослідження, освіту, глобальні інфраструктури, а також аналіз даних та штучний інтелект.

З метою навчання нейронної мережі можна використати відкритий набір даних «Breast ultrasound images».

Висновки до розділу

Було проведено огляд захворювань МЗ і зроблено висновок, що злоякісні пухлини становлять найбільшу загрозу. Саме тому раннє виявлення новоутворень є нагальним завданням для вирішення на сьогоднішній день.

Існує багато способів дослідження МЗ у медицині. Порівнявши найпопулярніші з них, найкращим виявився УЗ метод через наявність таких переваг, як: доступність, безпечність, безболісність тощо.

Провівши дослідження наявних поширених методів сегментації зображень, найефективнішою виокремлено реалізацію алгоритму за допомогою згорткових НМ.

Аналізуючи готові роботи у задачах виявлення захворювань МЗ, стало помітно, що наявні дослідження потребують доопрацювання і не можуть повною мірою застосовуватись як самостійній системи для постановки діагнозу. Отже, запропоновано створити власну систему для сегментування на базі згорткових НМ, яка буде позбавлена усіх недоліків наявних алгоритмів.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ АЛГОРИТМІВ СИСТЕМИ

2.1. Вибір архітектури нейронної мережі

Для створення програмного алгоритму діагностичної системи актуальним і важливим завданням є визначення архітектури нейронної мережі, яка дозволить найбільш достовірно виявляти захворювання. Для цих цілей найбільше значення мають точність та повнота (recall) алгоритмів. Для вирішення задач сегментації зображень використовується широкий спектр нейронних мереж, кожна з яких мають свої переваги та недоліки.

Кожна архітектура призначена для вирішення певного класу завдань аналізу даних (регресії, класифікації, кластеризації, прогнозування, сегментації) і використовує спеціальні алгоритми навчання. Для сегментації зображень найбільш доцільно застосувати згорткову нейронну мережу. Архітектура такої моделі складається з трьох основних прошарків:

- Згортковий прошарок: цей прошарок допомагає абстрагувати вхідне зображення як карту об'єктів за допомогою фільтрів і ядер. Згорткові прошарки виділяють такі опорні ознаки, як ребра, контури, грані, за допомогою яких можна розпізнати фрагменти текстур, які далі можуть скластися в фрагменти зображення [17].
- Об'єднаний прошарок: цей прошарок допомагає зменшити вибірку карт об'єктів, підсумовуючи їх наявність у виправленнях карти;
- Повністю підключений прошарок: повністю підключені прошарки з'єднують кожен нейрон в одному прошарку з кожним нейроном в іншому. Об'єднання прошарків дає змогу розробленій нейронній мережі навчитися ідентифікувати та розпізнавати об'єкт, що цікавить, на зображенні.

Також одним із базових варіантів архітектури для здійснення сегментації зображення є така, що містить енкодер і декодер. Енкодер витягує інформацію з

зображення за допомогою фільтрів, а декодер відповідає за генерацію кінцевого результату створення маски сегментації.

2.1.1. VGG16

Однією з найкращих моделей, успішно застосованих в задачах роботи із зображеннями, є мережа VGG16. Дана архітектура розроблена для класифікації зображень, але може використовуватися у якості бекбону, тобто як основа для побудови більш складних або спеціалізованих моделей для вирішення задач сегментації.

Архітектура VGG16, рисунок 2.1, має 2 або 3 згорткових прошарки і прошарок об'єднання, які повторюються поки не досягнуть сумарної кількості в 16 прошарків згортки, і завершальну мережу щільності, що містить 2 прихованих прошарки і вихідний. Модель використовує тільки фільтри 3×3 , але велику їх кількість [18].

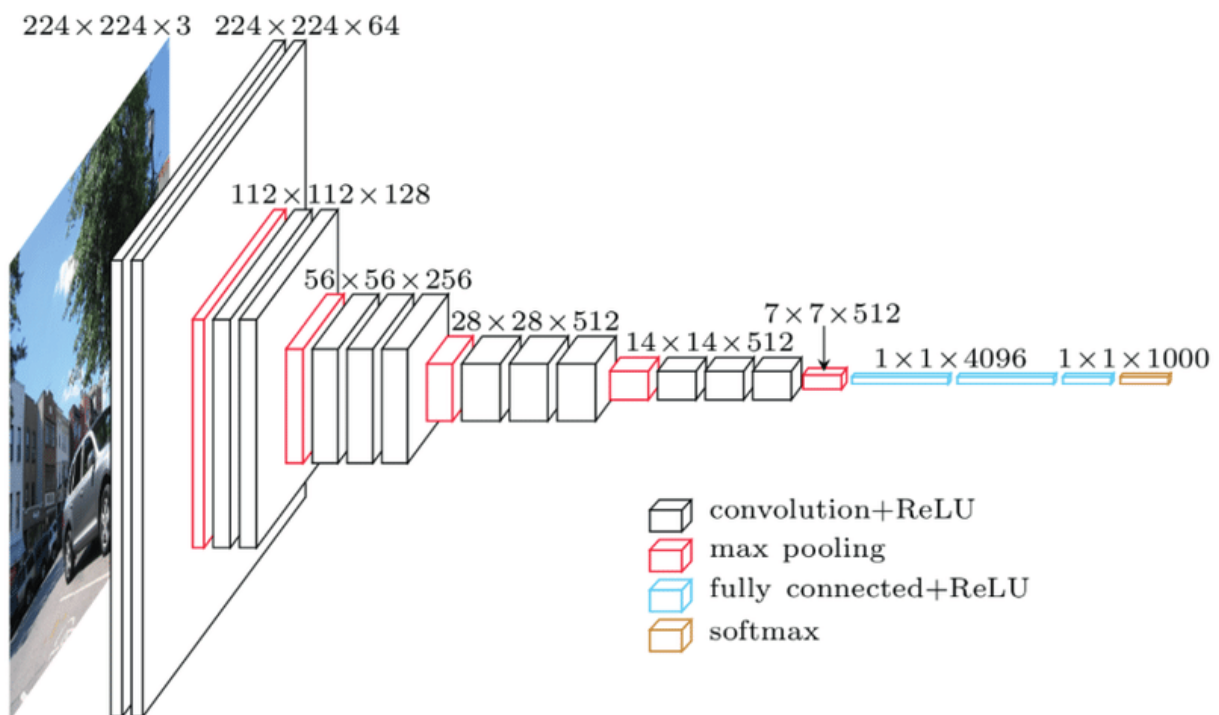


Рисунок 2.1. Архітектура нейронної мережі VGG16

Проте, незважаючи на свою простоту, мережа VGG16 має два значних недоліки: дуже повільна швидкість навчання, архітектура мережі важить надто

багато (має 138 мільйон параметрів), тому подальшому з'являються проблеми з диском та пропускнуою здатністю. У більш сучасних архітектурах використовуються різні функції та технології для зменшення кількості тренувальних параметрів, тим самим збільшуючи точність і зменшуючи час. Також варто відмітити, що дана мережа не є ефективною у задачах сегментації і показує хороші результати тільки у якості класифікації зображень. Перспективним варіантом буде поєднання VGG16 із іншими алгоритмами чи функціями для забезпечення достовірного виділення об'єктів або використання у якості бекбону [19].

2.1.2. Fully Convolutional Network

Одна з найпростіших і найпопулярніших архітектур, що використовуються для семантичної сегментації, це повнозгортова мережа Fully Convolutional Network (FCN). У даній архітектурі, рисунок 2.2, спочатку виконується перетворення вхідного зображення до меншого розміру через серію згорток (енкодер) [20]. Потім вихід декодується через білінійну інтерполяцію чи серію транспонованих згорток (декодер).

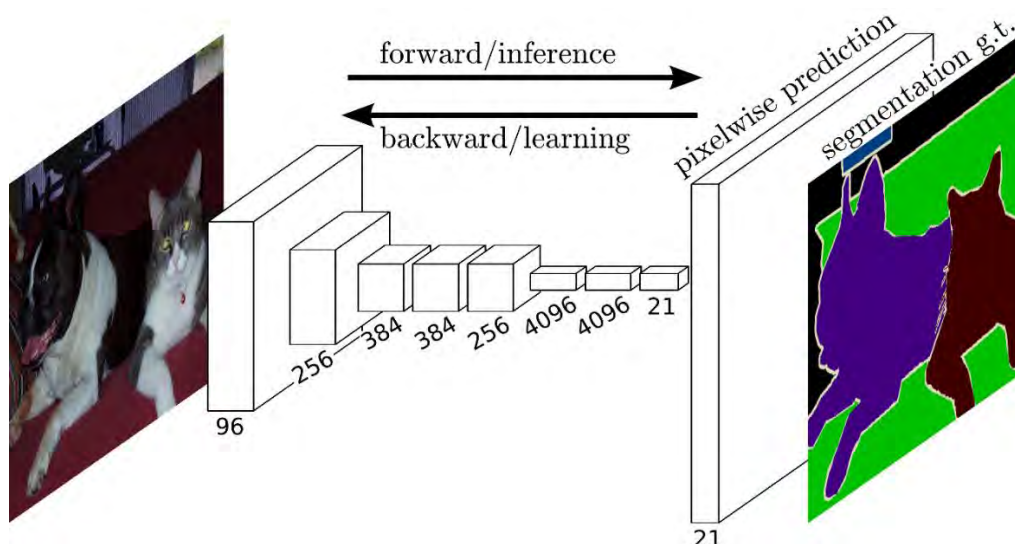


Рисунок 2.2. Архітектура нейронної мережі FCN

Така базова архітектура, попри її ефективність, має низку недоліків [21]. Один з яких – наявність артефактів, розташованих у шаховому порядку,

пов'язаних із нерівномірним перекриттям виходів в операції транспонованої згортки. Інший недолік пов'язаний з низькою роздільною здатністю по краях через втрати інформації в процесі кодування.

2.1.3. DeepLabv3

Головною відмінністю структури моделей, що були створені для сегментації зображень, від тих, що використовуються для класифікації, є наявність блоків енкодера і декодера. Це є не необхідним, але важливим для роботи з зображеннями і створення достовірної сегментаційної карти.

DeepLabv3 це глибинна повністю згорткова нейронна мережа, розроблена для вирішування задач сегментації. Ця архітектура, що зображена на рисунку 2.3, містить спеціальний блок Atrous Convolutions для керування роздільною здатністю карти, не використовуючи зайву кількість параметрів для цього. DeepLabv3 також має додатковий атрибут, який ефективно витягує багато масштабні функції, які містять корисну інформацію для сегментації.

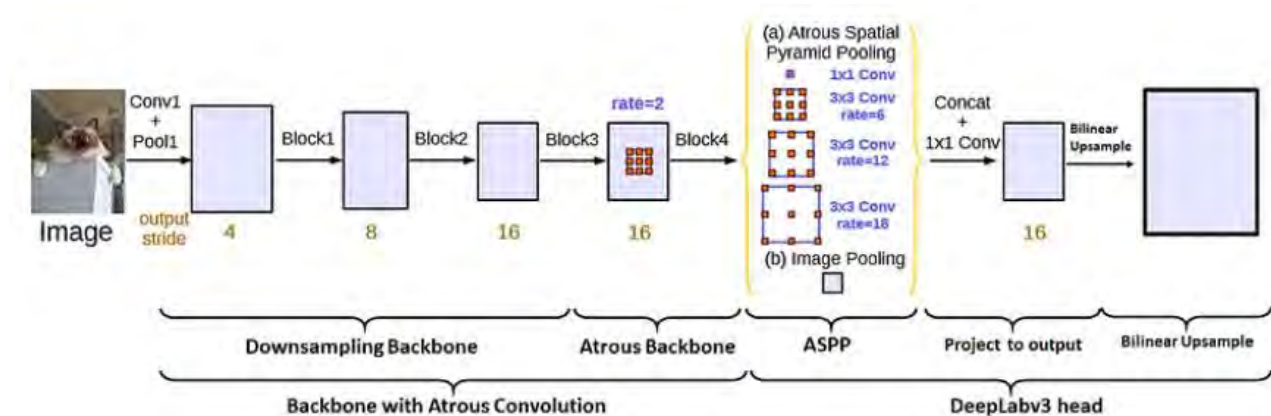


Рисунок 2.3. Архітектура нейронної мережі DeepLabv3

Архітектура складається з енкодера (ін. backbone) та декодера. Енкодер використовується для кодування вхідного зображення в стиснене представлення, а декодер – для підвищення дискретизації функцій до бажаної роздільної здатності [22]. Між ними міститься пропускне з'єднання для передачі інформації на високому рівні по всій мережі.

Модель DeepLabv3 характеризується високою ефективністю і достовірністю у задачах сегментації зображень. Дана архітектура може працювати з великими об'ємами даних та має хорошу швидкість навчання. Але має ряд таких обмежень:

- необхідність тренування на великому набору даних;
- схильність до перенавчання у разі відсутності великої та репрезентативної тренувальної вибірки;
- високі вимоги до обчислювальних ресурсів.

2.1.4. Mask R-CNN

R-CNN це базована на регіонах згорткова нейронна мережа, а Mask R-CNN – модифікація попередньої, створена для впровадження алгоритму сегментації. Ключовим елементом у наведеній моделі є вирівнювання по пікселям, якого не вистачало в базовій R-CNN. Архітектура Mask R-CNN зображена на рисунку 2.4.

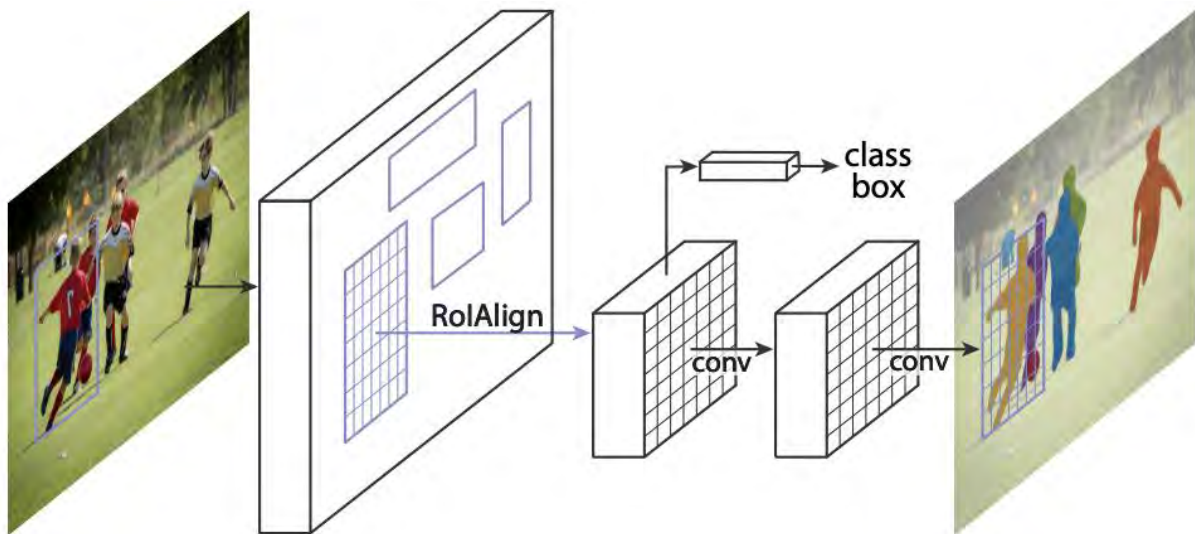


Рисунок 2.4. Архітектура нейронної мережі Mask R-CNN

Архітектура Mask R-CNN працює у два етапи:

- Перший етап: має дві мережі, бекбон (ResNet, VGG) і регіональну мережу. Вони запускаються один раз за одне зображення для надання інформації областям, які в свою чергу містяться на карті, що має об'єкт;

- Другий етап: мережа прогнозує клас об'єктів для кожної запропонованої області, отриманої на першому етапі. Кожен регіон може мати різний розмір, а повно зв'язні прошарки завжди потребують вектору фіксованого розміру. Розмір цих областей фіксується за допомогою операції RoI pool (схожа на MaxPooling) [23].

Модель Mask R-CNN показує високі результати у задачах сегментації зображень, але попри це має ряд обмежень: високі обчислювальні витрати; чутлива до умов освітлення, що призводить до хибного результату при наявності складних зображень. Такі недоліки не дозволяють використовувати дану мережу для роботи з медичними зображеннями і не підходить для наших цілей.

2.1.5. U-Net

Однією з найкращих моделей, успішно застосованих в задачах сегментації медичних зображень, є мережа архітектури U-Net. Це зготкова мережа, що була розроблена з урахуванням обробки медичних зображень. Вона досягає високої точності, використовуючи невеликий набір даних.

Архітектура U-Net містить дві частини: звужуюча (енкодер) і розширююча (декодер), що показано на рисунку 2.5. Енкодер поступово зменшує просторовий вимір за допомогою об'єднання прошарків, а декодер поступово відновлює деталі об'єкта та просторовий вимір. В звужуючій (вхідній) частині структури зображення, які надходять на вхід, проходять серію прошарків: прошарки згортки і субдискретизації (пулінгу) [24].

Мережа не має повнозв'язних прошарків і використовує лише дійсну частину кожної згортки, тобто карта сегментації містить лише пікселі, для яких повний контекст доступний у вхідному зображенні. Для якісної сегментації U-Net збільшує кількість даних шляхом деформації наявних зображень за допомогою операції MaxPooling, основна ідея якої полягає у зменшенні кількості параметрів та обчислень і представленні більш стійких до зміщень та масштабувань зображень, зберігаючи при цьому всі їхні особливості.

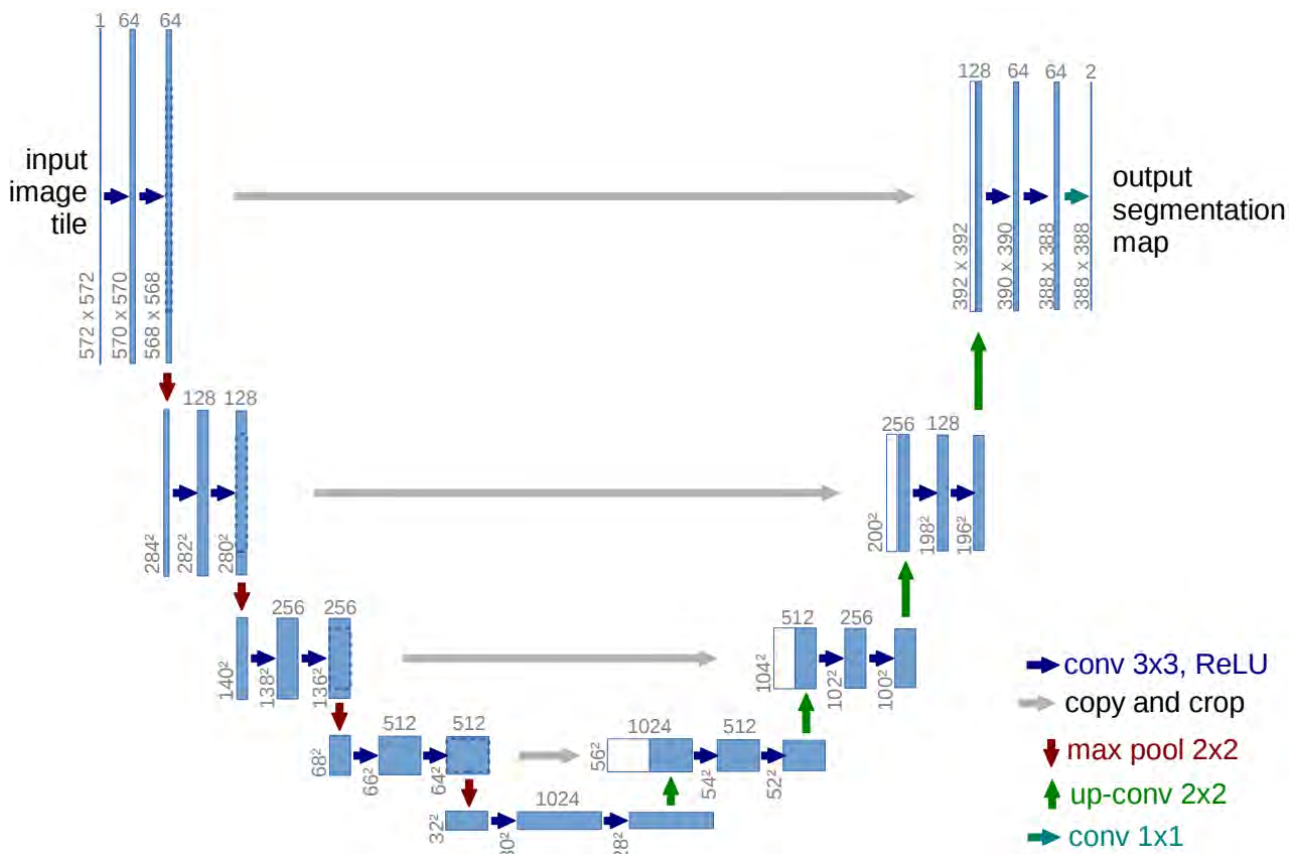


Рисунок 2.5. Базова архітектура нейронної мережі U-Net

Авторами роботи [25], були розроблені алгоритми сегментації УЗ зображень МЗ різними нейронними мережами: FCN, Mask R-CNN та U-Net. На рис. 2.6 показані результати сегментації – відокремлення новоутворення у МЗ.

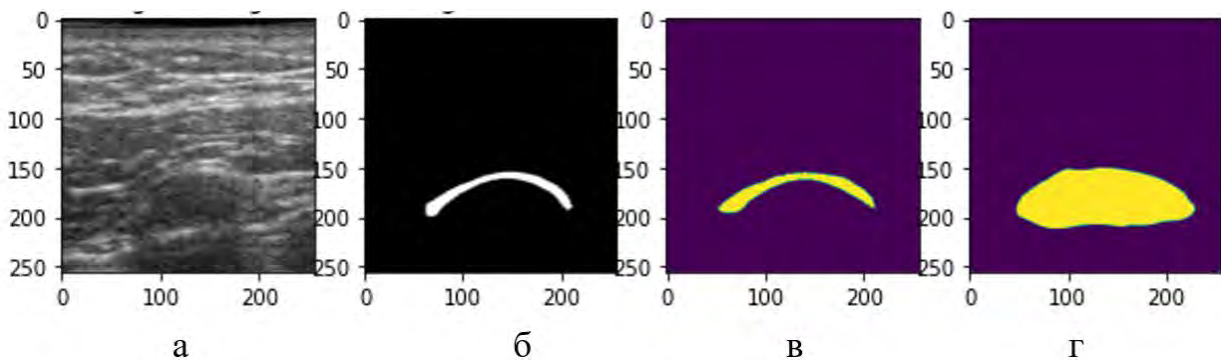


Рисунок 2.6. Результат сегментації реального УЗ зображення МЗ: а – вихідне зображення, б – сегментація нейромережею FCN, в – Mask R-CNN, г – U-Net

Порівнюючи зображення, можна зробити висновок, що найбільш якісно задачу виконала нейромережа U-Net, точно передавши форму і розмір об'єкту. В

результаті навчання вона показала долю правильних відповідей на рівні 84,6% на тестових даних, що виявився найкращим результатом серед всіх алгоритмів.

Висновки до розділу

Провівши аналіз різних моделей НМ, що використовуються для роботи із зображеннями, найкращою виявилась архітектура U-Net, яка досягає хороших показників у задачах сегментації медичних зображень.

У наступних розділах пропонується провести огляд модифікацій архітектури U-Net і обрати найкращу для створення власного алгоритму сегментації УЗ зображень.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА І НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

3.1. Обґрунтування вибору модифікацій U-Net

На сьогоднішній день існує багато нових моделей, створених на основі базової U-Net, що володіють кращими показниками і мають більшу ефективність у задачах сегментації зображень. Актуальним завданням є аналіз найпопулярніших з модифікацій, їх переваг і недоліків та виокремлення найкращої для наших цілей.

3.1.1. U-Net++

Архітектура U-Net++ була розроблена для семантичної сегментації. Основна ідея моделі полягає у подоланні семантичного розриву між картами функцій кодера і енкодера перед об'єднанням. Покращенні показники архітектури було отримано за допомогою впровадження таких двох інновацій:

- вкладені пропуски з'єднання для об'єднання функцій під час декодування даних, що дає можливість підвищити точність маски сегментації;
- глибинний нагляд для підвищення продуктивності моделі шляхом регуляризації мережі під час навчання [26].

На рисунку 3.1 можна побачити наявність іншого виду з'єднання, замість традиційного пропускового. Карта нижнього рівня згортається з функціями верхнього, а нові об'єднані дані про функції передаються далі. Також для уникнення семантичних розривів використовуються щільні згорткові блоки з трьома прошарками згортки.

Загалом, архітектура U-Net++ має багато удосконалень, що покращує точність сегментації, але в той самий час може бути не зовсім ефективною для певних задач. Наявні додаткові елементи та функції в багатьох випадках не покращають результат навчання, а навпаки ускладнюють систему, що призводить до повільної роботи мережі і перенавчання.

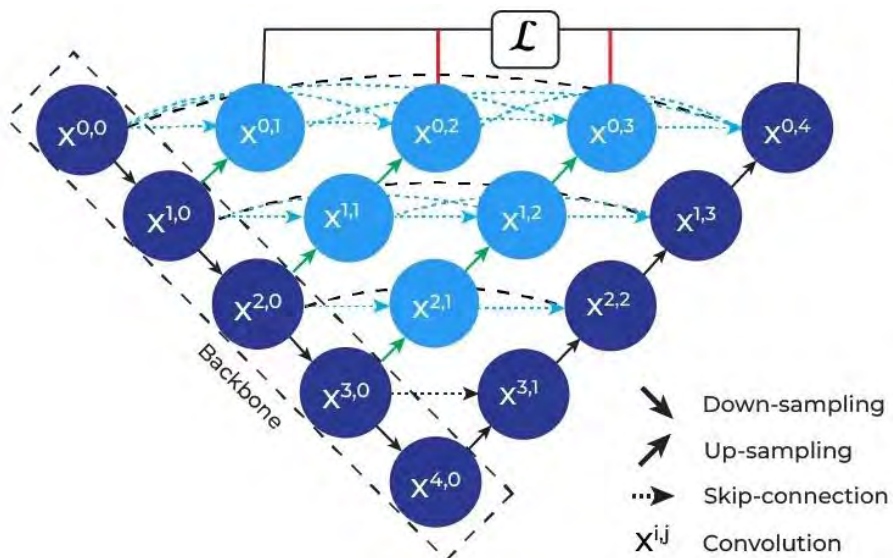


Рисунок 3.1. Архітектура нейронної мережі U-Net++

3.1.2. Double U-Net

Мережа Double U-Net є ще однією з успішних модифікацій базової U-Net, створеною для сегментації медичних зображень, архітектура якої зображена на рисунку 3.2.

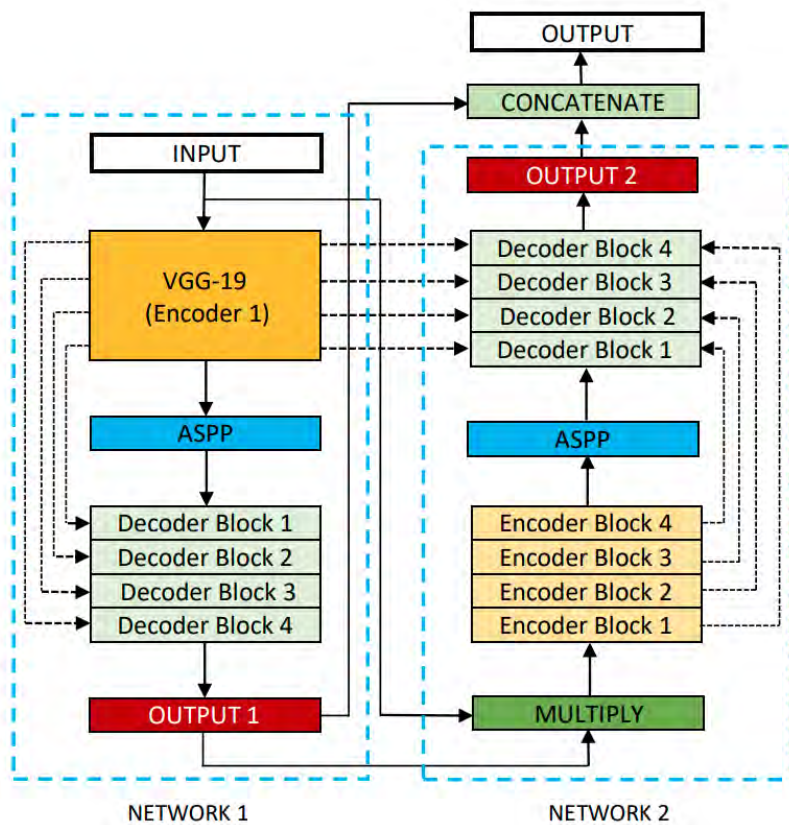


Рисунок 3.2. Архітектура нейронної мережі Double U-Net

У архітектурі є VGG19, що виступає у якості підмережі енкодера (бекбоном), за яким слідує декодер. Вхідне зображення надходить до модифікації U-Net, яка генерує прогнозовану маску (output 1). Далі зображення та маска множаться для отримання другої модифікації, що генерує іншу маску (output 2). У кінці виконується об'єднання двох виходів для досягнення остаточного результату – маски (output) [27].

3.1.3. Attention U-Net

Пропонується розглянути модифікацію цієї моделі, Attention U-Net, яка останнім часом показує найкращі результати в задачах сегментації.

«Attention», в контексті сегментації зображень, це спосіб виокремити тільки відповідні активації протягом навчання. Це сприяє зменшенню витрат обчислювальних ресурсів на нерелевантні активації, забезпечуючи мережу кращою потужністю. Тобто, мережа може звернути «увагу» на певні деталі зображення [28]. Блок Attention Gate зображений на рисунку 3.3.

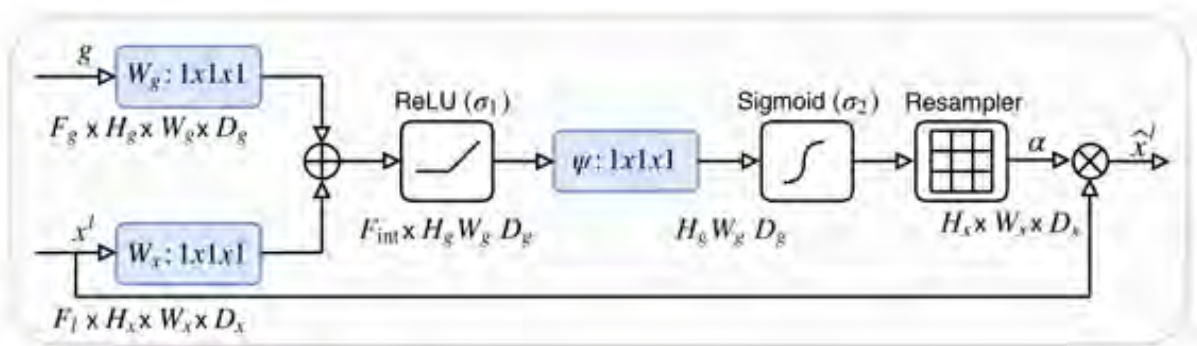


Рисунок 3.3. Архітектура блоку Attention Gate

Attention може бути у двох формах: жорсткий і м'який. Жорстка форма працює на основі виділення відповідних областей шляхом кадрування зображення або ітеративної пропозиції області. Оскільки жорстка форма може вибрати лише одну область зображення за один раз, виникає два недоліки: вона не диференційована та потребує навчання з підкріпленням для тренування. М'яка форма працює шляхом зважування різних частин зображення. Області високої релевантності помножуються на більшу вагу, а області низької

позначаються тегами з меншою вагою. Під час навчання моделі більше уваги приділяється областям із більшою вагою. На відміну від жорсткої форми, ці ваги можна застосовувати до багатьох областей зображення.

3.1.4. Доцільність використання моделі Attention U-Net

Розглянуті модифікації є досить перспективними для певних задач, але володіють недоліками, які не дають змогу використовувати їх для наших цілей, а саме – отримання достовірних результатів сегментації УЗ зображень МЗ.

Модель Attention U-Net володіє покращеною точністю сегментації завдяки впровадженню в архітектуру спеціального блоку Attention. За рахунок цього нововведення стало можливим приділяти особливу увагу певним потрібним областям, працювати з складними зображеннями та проводити контроль на різних рівнях глибини. Саме ці аспекти робить мережу Attention U-Net ефективною для роботи із медичними даними.

Результати отримані авторами роботи [29] показують, що Attention U-Net перевершує базову U-Net за загальним коефіцієнтом Dice зі значним відривом і, незважаючи на наявність більшої кількості параметрів, має таку саму швидкість навчання.

3.2. Розробка структурної схеми системи

Для розробки алгоритмів було створено структурну схему системи, що зображено на рисунку 3.4.

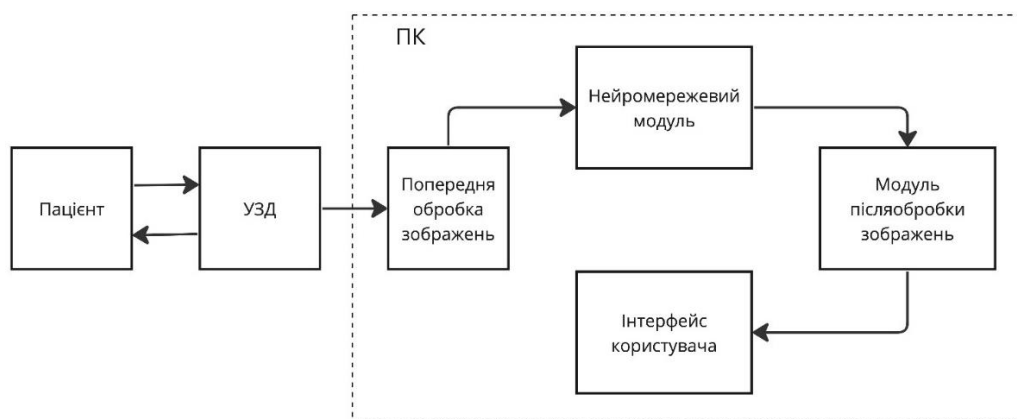


Рисунок 3.4. Структурна схема системи

Спочатку проводиться УЗД пацієнта, результатом якої будуть УЗ зображення, які надходять на ПК і попередньо оброблюються, надалі вони надходять до блоку нейромережевого модуля, а потім після оброблюються, в кінці слідує інтерфейс користувача.

3.3. Опис загального алгоритму нейронної мережі

У даному розділі розглядається архітектура НМ, функції та параметри, які вона використовує. Також описується алгоритм її роботи.

Згорткова НМ використовує згортки для ефективної обробки зображень. Згорткові прошарки автоматично виявляють важливі особливості зображення без необхідності ручного втручання.

Архітектурою обрано Attention U-Net, головна суть якої полягає у тому, перед склеюванням прошарків із згортковим прошарком, проводиться операції блоку Attention Gate, за допомогою чого підкреслюються важливі деталі.

У вхідному прошарку відбувається перший контакт мережі з даними. Тут не виникають жодні обчислення, він лише передає дані до наступних прошарків. Згорткові прошарки використовують фільтри для виділення особливостей із зображень. Пулінгові прошарки зменшують розміри вхідних даних, зберігаючи при цьому важливу інформацію. У повнозв'язних прошарках кожен нейрон з'єднується з усіма нейронами попереднього прошарку. Вихідний прошарок генерує кінцевий вихід моделі, наприклад, класифікаційну мітку або значення.

Ключовими елементами в НМ є функції активації, які використовуються для введення нелінійності в модель. Ці функції визначають вихід сигналу нейрона відповідно до його входу і ваг. Без них мережа буде еквівалентна лінійній моделі, і не буде можливості навчатися та розпізнавати складніші, нелінійні залежності в даних. Серед доступних функцій активації є:

- ReLU (Rectified Linear Unit): допомагає вирішити проблему зникнення градієнтів.

- Сигмоїд (sigmoid): Перетворює вхідні значення у діапазон між 0 і 1, корисно для бінарної класифікації. По суті показує вірогідність НМ в тому, що даний піксель належить певному класу.
- Тангенс гіперболічний (tanh): Подібно до сигмоїда, але виводить значення в діапазоні від -1 до 1 [30].

Алгоритми оптимізації в контексті НМ є методами, які використовуються для налаштування параметрів моделі з метою мінімізації (або максимізації) функції втрат чи об'єктивної функції. Ці функції витрат визначають, наскільки точно прогнози моделі відповідають реальним значенням цільових змінних. Найпопулярнішими з них є:

- Градієнтний спуск: основний алгоритм для мінімізації функції втрат, шляхом ітеративного налаштування ваг в моделі. Варіації: Міні-пакетний градієнтний спуск, стохастичний градієнтний спуск (SGD), градієнтний спуск з повним пакетом.
- Оптимізатори: Adam (Adaptive Moment Estimation): комбінує переваги RMSprop і SGD з імпульсом, швидко збігається [31]. SGD (Stochastic Gradient Descent): Використовує одну вибірку за раз, більш чутливий до шуму, але може допомогти знайти глобальний мінімум.

Загальний процес навчання нейронної мережі, що використовує алгоритм навчання з вчителем полягає у наступних етапах: на вхід подається зображення; отримуємо відповідь від системи (response), що видає хибний результат; виступаючи у ролі вчителя проводимо оцінку навчання і тестування (feedback); проводиться навчання моделі (learns); знову подається на вхід зображення, система є вже навченою і тому видає задовільний результат.

Для створення алгоритму автоматизованої системи, було побудовано загальний алгоритм, що знаходиться на рисунку 3.5.

У створеному алгоритмі використовується розглянутий метод навчання з вчителем, тобто є набір даних, матеріали якого використовуються у якості зразків. Ключовим етапом є вимірювання розбіжності між правильною і

знайденою відповіддю, завдяки чому є можливим проведення оцінки якості сегментації і навчання системи.

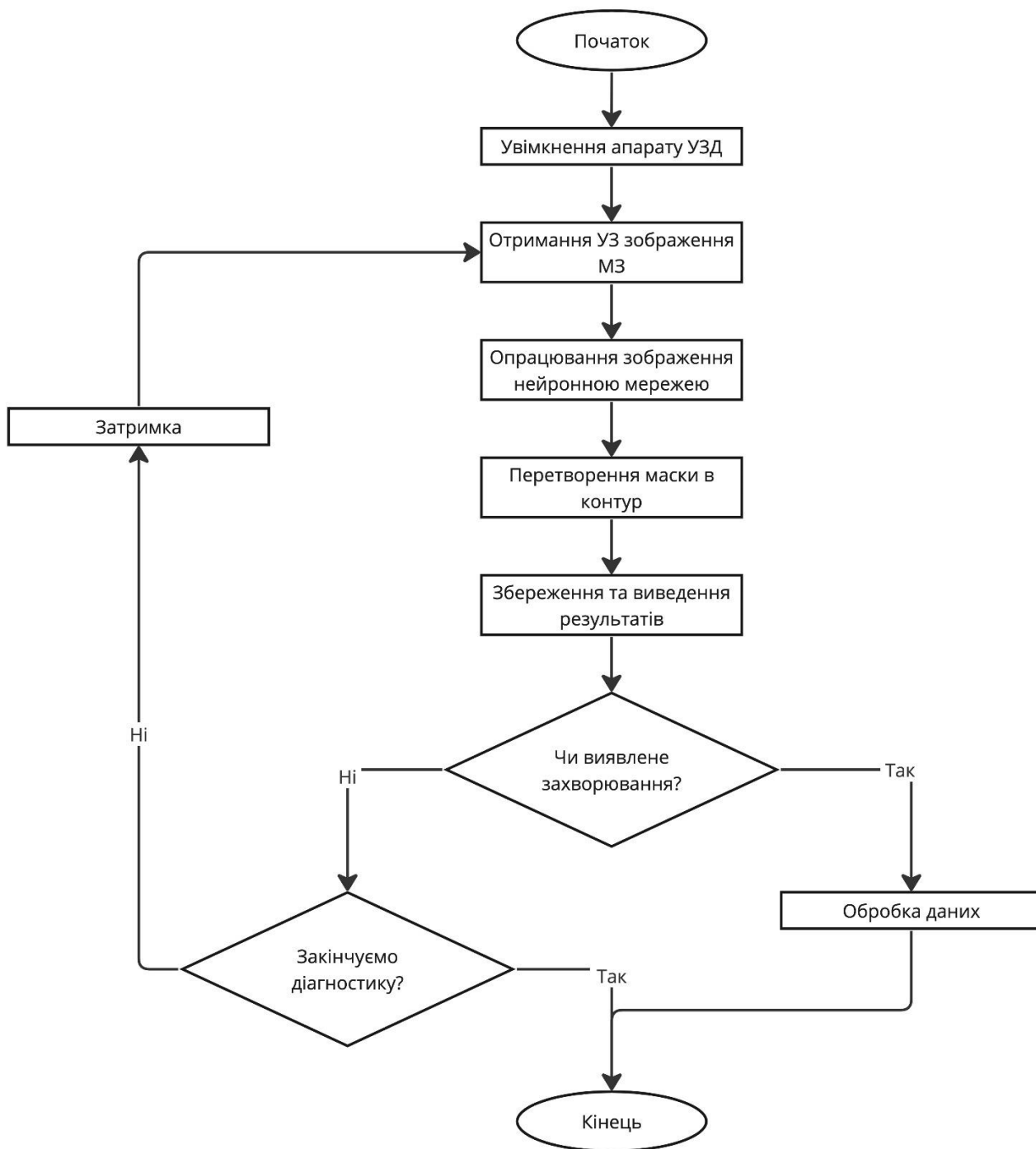


Рисунок 3.5. Алгоритм роботи системи

Усі розглянуті елементи, узагальнені у таблиці 3.1, складають основу для розуміння та розробки ефективних НМ. Вони допомагають визначити, як мережа буде реагувати на входні дані та адаптуватися під час процесу навчання.

Таблиця 3.1. Огляд основних компонентів НМ та їхнього застосування

Характеристика	Опис	Приклади застосування
Тип мережі	Згорткова НМ	Розпізнавання зображень, обробка тексту
Архітектура	Прошарки: вхідний, прихований, вихідний	Згорткові та повнозв'язні прошарки для роботи із зображеннями
Оптимізатор	Adam, SGD	Adam для швидкого збігання, SGD для глобального мінімуму
Функція втрат	Перехресна ентропія, середньоквадратична помилка	Оцінка розбіжності між прогнозуванням і фактичним значенням

3.4. Опис середовища розробки

У даній системі використовуються функції і бібліотеки Keras, що в свою чергу використовують алгоритми TensorFlow. У наступних підрозділах пропонується розглянути властивості даних інструментів.

3.4.1. TensorFlow

TensorFlow – це відкритий фреймворк для машинного навчання, створений Google. Він дозволяє розробникам створювати складні моделі машинного навчання та глибокого навчання з підтримкою численних інструментів та бібліотек. Розроблений командою Google Brain, TensorFlow був вперше випущений у 2015 році.

Особливості даного фреймворку:

- гнучкість та масштабованість: підтримує розробку та запуск моделей різної складності, від мобільних пристроїв до масштабних обчислювальних кластерів;
- візуалізація з TensorBoard: надає засоби для візуалізації тренування моделей, що включають графи обчислень, статистику про тренування тощо [32];

- підтримка великої кількості мов: програмування можливе на багатьох мовах, включаючи Python, C++, та Java.

TensorFlow застосовується у широкому спектрі задач від комп'ютерного зору та обробки природної мови до прогнозування часових рядів та систем рекомендацій. Також використовується як у наукових дослідженнях, так і в комерційних застосуваннях.

3.4.1. Keras

Keras – це високорівневий API для нейронних мереж, який спрощує процес створення та експериментування з моделями глибокого навчання. Створений Франсуа Шолле, Keras був призначений для швидкого прототипування та легкості експериментування.

Використання Keras має такі переваги:

- інтуїтивно зрозумілий API: забезпечує чистий та простий спосіб опису моделей, ідеально підходить для новачків;
- модульність: компоненти моделі, такі як прошарки, оптимізатори, та функції втрат, можна легко комбінувати та налаштовувати;
- широка підтримка: продуктивно працює з TensorFlow, Theano, або Microsoft CNTK, надаючи гнучкість у виборі бекенду.

Keras має широке застосування у задачах швидкого створення прототипів моделей та проведення досліджень [33]. Через свою простоту даний API часто застосовується в освітньому середовищі для навчання основам нейронних мереж.

3.4.3. Характеристики інструментів

TensorFlow і Keras представляють собою потужні та гнучкі платформи для розробки нейронних мереж, пропонуючи відмінні можливості для дослідників, розробників та студентів у сфері машинного навчання. Створено таблицю 3.2 з ключовими характеристиками для підтвердження доцільності їх використання:

Таблиця 3.2. Порівняння характеристик TensorFlow і Keras

Характеристика	TensorFlow	Keras
Тип	Низькорівневий фреймворк	Високорівневий API
Гнучкість та масштабованість	Висока, від мобільних до великих систем	Висока, але зосереджена на спрощенні
Інтерфейс	Складніший, більше можливостей для кастомізації	Простіший, більше підходить для новачків
Підтримка мов	Python, C++, Java	Python
Застосування	Комп'ютерний зір, NLP, часові ряди, системи рекомендацій	Швидке прототипування, освітні цілі, дослідження
Особливості для візуалізації	TensorBoard для детальної візуалізації	Інтеграція з TensorBoard
Призначення	Дослідження та розробка складних моделей	Швидке створення прототипів та експериментування

3.5. Опис навчального набору даних

Для навчання нейронної мережі пропонується використати відкритий набір даних «Breast ultrasound images» [34]. Приклади зображень із навчального набору даних показано на рисунку 3.5.

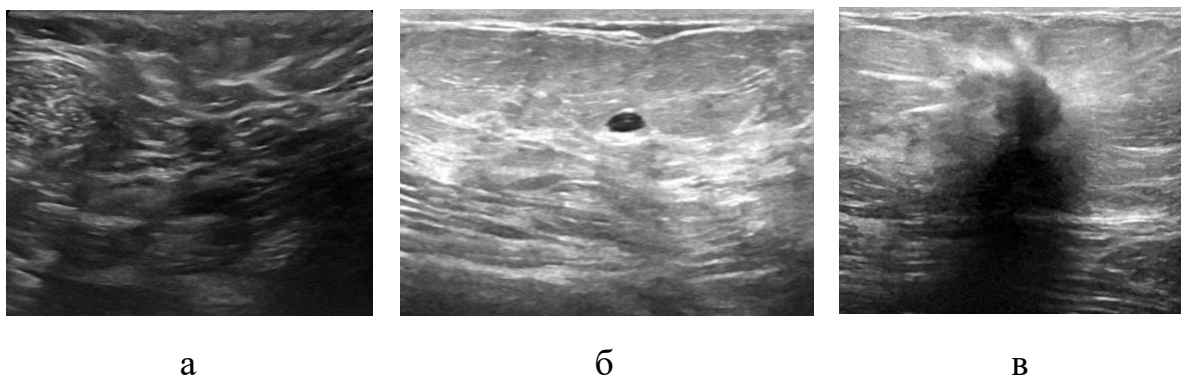


Рисунок 3.5. Приклади ультразвукових зображень структури молочних залоз:

а – патологія відсутня, б – доброякісна пухлина, в – злоякісна пухлина

Набір даних містить 780 ультразвукових зображень МЗ у 600 жінок у віці від 25 до 75 років. Їх поділяють на три класи: без патологій, доброякісні та

зляжкісні пухлини. У майбутньому, збільшуючи набір даних новими ультразвуковими знімками, можна буде підвищити достовірність системи.

3.6. Вибір метрик сегментації

При розробці моделей сегментації важливо обрати відповідні метрики для оцінки їхньої ефективності. Проаналізуємо кілька ключових метрик, які зазвичай використовуються:

Точність (accuracy) вимірює загальну ефективність моделі шляхом порівняння кількості правильно класифікованих пікселів до загальної кількості пікселів [35]. Формула метрики:

$$Accuracy = \frac{\text{Кількість правильно класифікованих пікселів}}{\text{Загальна кількість пікселів}}$$

Точність є хорошим показником для загального огляду ефективності моделі, але може бути вхідним у разі незбалансованих даних.

F1 Score – баланс між точністю та повнотою. Це гармонійне середнє двох попередніх метрик. Має таку формулу:

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

Застосовується у випадках, коли потрібно знайти баланс між точністю та повнотою, особливо в незбалансованих наборах даних.

IoU (Intersection over Union) характеризується часткою перетину між прогнозованою областю сегментації та реальною областю сегментації до об'єднання цих двох областей. Дана метрика особливо важлива для задач сегментації [36]. Формула IoU:

$$IoU = \frac{\text{Область перетину}}{\text{Область об'єднання}}$$

IoU є ключовим інструментом для задач сегментації, оскільки вона добре ілюструє, наскільки точно модель може ідентифікувати і відокремити різні

об'єкти. На сьогоднішній час існують багато модифікацій даної метрики, зокрема Mean IoU, головна відмінність якої в тому, що вона обчислює середнє значення IoU по всьому набору даних [37]. Саме ця метрика найоптимальніше підходить для архітектури Attention U-Net.

Проаналізувавши і проаналізувавши найпопулярніші метрики з таблиці 3.3, що використовуються у задачах сегментації зображень, найдоцільніше використати IoU, а саме її модифікацію Mean IoU, що найчастіше використовується у моделях U-Net.

Таблиця 3.3. Порівняльна характеристика метрик

Метрика	Опис	Застосування
Точність (accuracy)	Загальна ефективність моделі, відсоток правильно класифікованих пікселів.	Загальний огляд ефективності моделі, але може бути вхідним у разі незбалансованих даних.
F1 Score	Гармонійне середнє між точністю та повнотою.	Використовується для знаходження балансу між точністю та повнотою.
IoU (Intersection over Union)	Вимірює перетин прогнозованої та реальної областей.	Ключова для задач сегментації, ілюструє точність ідентифікації та окреслення об'єктів.

3.7. Опис параметрів та результатів навчання

У даному розділі представлені параметри моделі у таблиці 3.4: кількість прошарків, розміри фільтрів у CNN, розмір пакета, крок навчання тощо; та результати, занотовані у таблиці 3.5, отримані під час навчання, включаючи зниження функції втрат та зміни у метриках точності на протязі різних епох.

Таблиця 3.4. Параметри моделі

Параметр	Значення	Опис
Кількість прошарів	15	Включає 5 згорткових, 3 пулінгових, 5 повнозв'язних, 2 dropout прошарки.
Розміри фільтрів	3x3	Фільтри у згорткових прошарках.
Розмір пакета	32	Кількість прикладів, оброблених за одну ітерацію.

Крок навчання	0.001	Швидкість оновлення ваг моделі.
Кількість епох	50	Кількість повних проходжень тренувального набору даних.
Функція активації	ReLU (приховані прошарки), Softmax (вихідний прошарок)	Визначає вихід кожного нейрона.

Таблиця 3.5. Результати навчання

Епоха	Функція втрат	Доля правильних відповідей	F1 Score	Mean IoU
1	0.40	0.90	0.61	0.455
5	0.20	0.92	0.72	0.455
10	0.17	0.93	0.78	0.457
15	0.15	0.94	0.83	0.455
20	0.13	0.95	0.87	0.458

Модель показала стабільне покращення протягом усіх 20 епох, що свідчить про ефективність вибраних параметрів та архітектури. Найбільше покращення спостерігалось у перші 15 епох.

Як можна побачити з рисунку 3.6, графік функції втрат не є ідеальним і збільшується на останніх ітераціях.

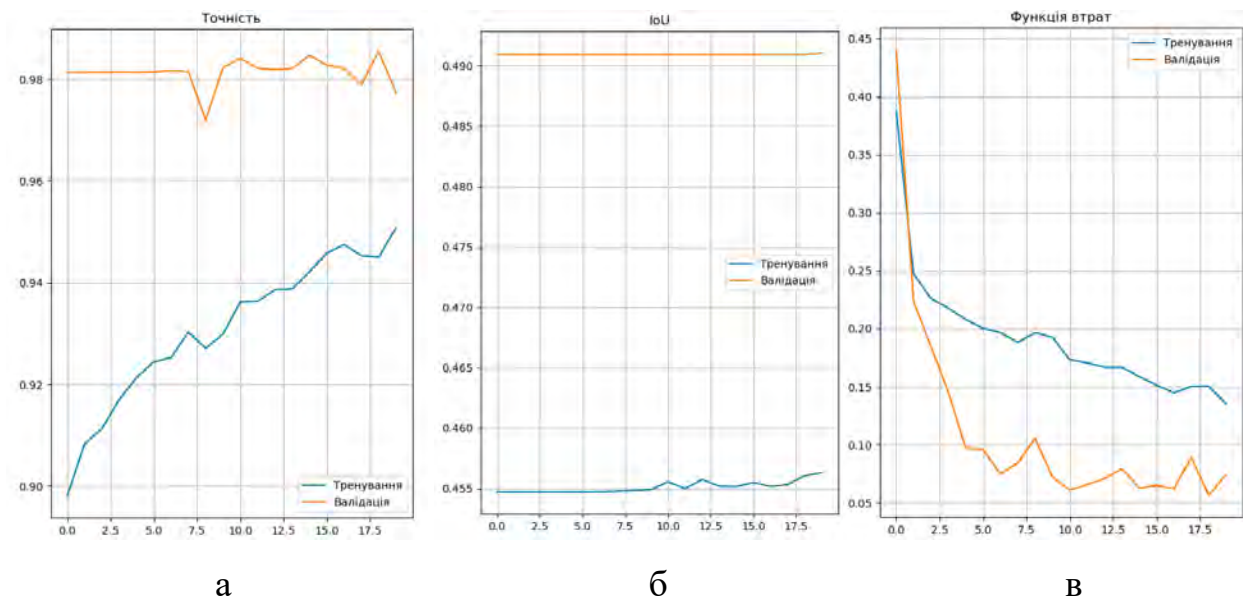


Рисунок 3.6. Графіки зміни метрик у результаті навчання: а) ассигасу; б) IoU; в) функція втрат

Висновки до розділу

Було проведено аналіз моделей, що були створені шляхом модифікацій U-Net. Найперспективнішою виявилась архітектура Attention U-Net, що показує найкращі результати у роботі з сегментацією медичних зображень, що робить її найоптимальнішою для використання у наших цілях

Модель сегментації, що була розроблена та навчена, продемонструвала високу точність і гарні результати по метриках F1 Score та IoU. Це вказує на її здатність ефективно визначати та класифікувати об'єкти в зображеннях.

Використання різноманітних прошарків, включаючи згорткові та повнозв'язні, а також налаштування гіперпараметрів, як розмір пакета та крок навчання, виявилось ключовим для досягнення оптимальних результатів.

Протягом процесу навчання спостерігалось стабільне зниження функції втрат і поліпшення інших метрик, що свідчить про ефективність навчання.

РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ

4.1. Кількісна оцінка результатів роботи системи на тестовій множині

Для пришвидшення експерименту використовувався підхід Transfer learning. Мережа Attention U-Net, яка використана у системі, була попередньо навчена на наборі даних ImageNet. Архітектура моделі складається з блоку декодера, блоку енкодера та блоків Attention Gate. Метрикою обрано Accuracy, оптимізатор – Adam, функція втрат – binary crossentropy. Також використано метрику Mean IOU (Intersection over Union) для оцінки якості сегментації, що показала значення – 49,25%. В результаті навчання мережа показала долю правильних відповідей на рівні 97,23% на тестових даних. Графік функції втрат не є ідеальним і збільшується на останніх ітераціях [38]. Незважаючи на загальне покращення, IoU залишався відносно низьким, що може вказувати на необхідність подальшої оптимізації сегментаційного аспекту моделі.

Таблиця 4.1 показує, як змінювалися ключові показники ефективності моделі (функція втрат, точність, F1 Score, IoU) протягом тренування і валідації. Провівши аналіз отриманих результатів, можна зробити висновок про загальний прогрес та ефективність навчання моделі.

Таблиця 4.1. Результати валідації

Епоха	Функція втрат	Доля правильних відповідей	F1 Score	Mean IoU
1	0.44	0.98	0.58	0.491
5	0.1	0.98	0.68	0.491
10	0.07	0.99	0.73	0.491
15	0.06	0.98	0.81	0.491
20	0.08	0.97	0.84	0.492

4.2. Якісна оцінка результатів роботи системи на тестовій множині

В результаті навчання система разом показало більшість правдивим результатів. На рисунку 4.1 можна побачити новоутворення, яке зафарбовано

жовтим кольором і відноситься до класу злоякісної пухлин. Мережа чітко викреслила форму контуру і розміри, що збігаються з тестовими.

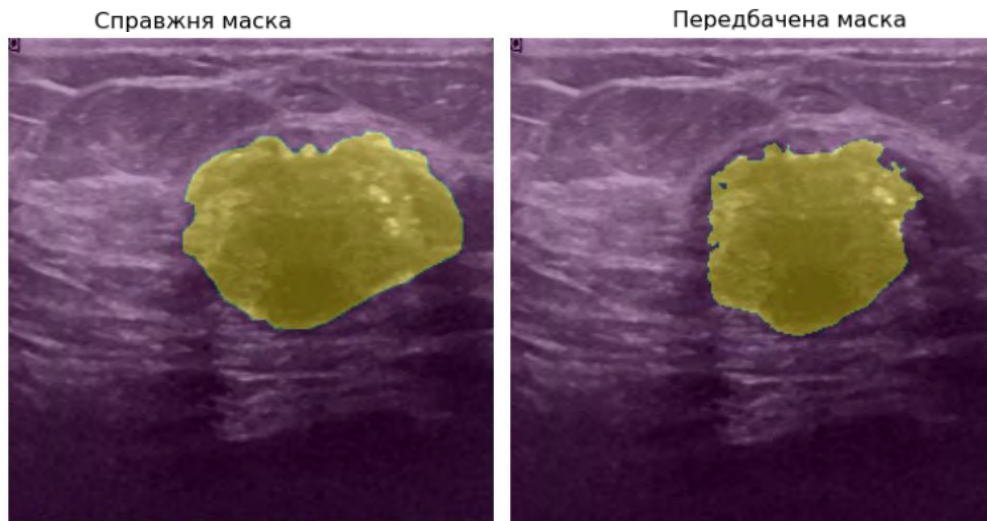


Рисунок 4.1. Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням для злоякісного новоутворення

На рисунку 4.2 міститься УЗ зображення, що відноситься до класу без паталогій і не має жодних дефектів. НМ змогла правильно обробити дане зображення, не виділивши жоден артефакт УЗ, що не є пухлиною, але може бути дуже схожою за формою.

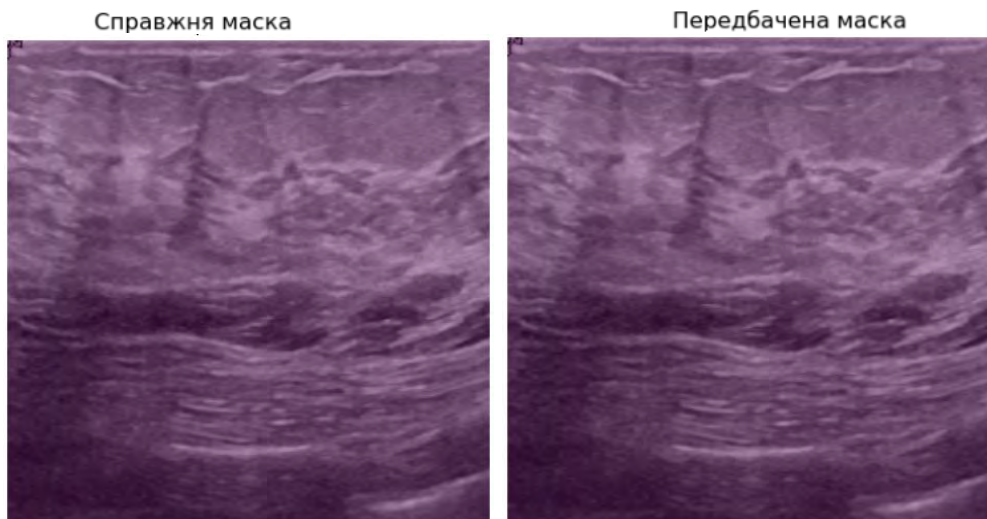


Рисунок 4.2. Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням для випадку без паталогій

На рисунку 4.3 система змогла виявити доброякісне новоутворення, проте злегка спотворивши кордони по одному краю, але загалом форму та розмір передано вірно.

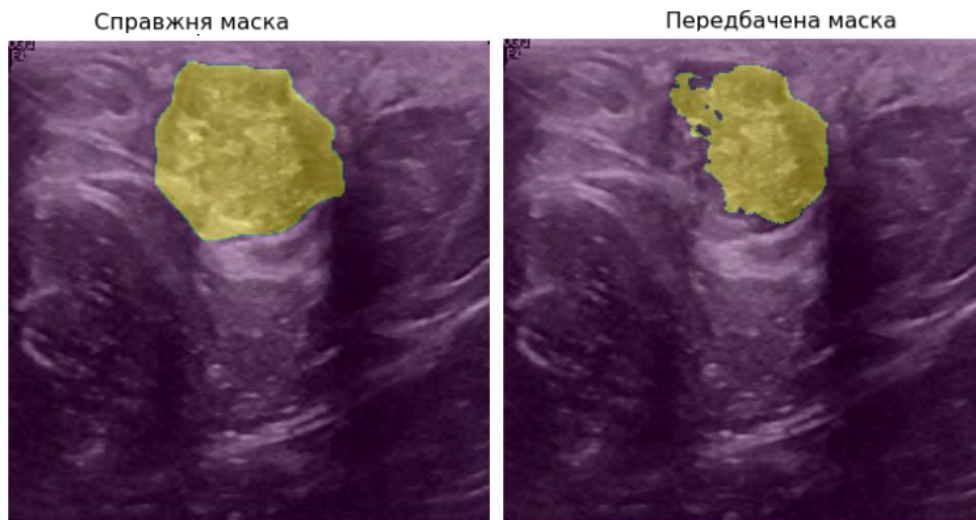


Рисунок 4.3. Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням для доброякісного новоутворення

Також трапляються випадки хибних результатів. На рисунку 4.4, система невірно виділила об'єкт, що є злоякісним новоутворенням, і має складну розгалужену форму. Це підтверджує, що система є неідеальною і має бути вдосконаленою.

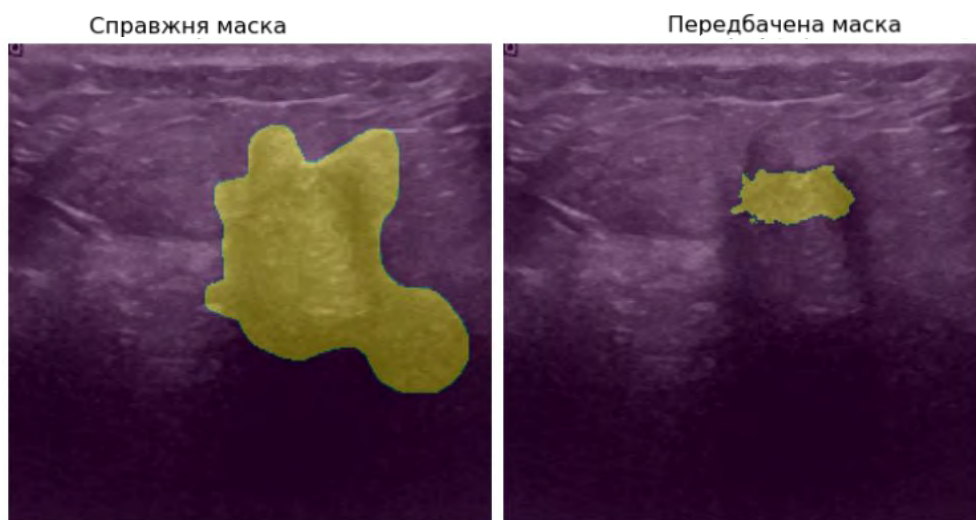


Рисунок 4.4. Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням для злоякісного новоутворення

Незважаючи на наявність хибних результатів, більшість з них є вірними і система показала високу долю правильних відповідей. Це підкреслює новизну дослідження, актуальність і те, що поставлені цілі були виконані.

4.3. Перспективні шляхи вдосконалення системи

Використання моделей глибинного навчання має ряд переваг у порівнянні з класичними методами сегментації, однак є і обмеження. З існуючих обмежень можна виділити те, що для навчання нейронної мережі потрібно мати велику кількість УЗ зображень МЗ з наявними новоутвореннями. Недостатня кількість зображень або їх низька репрезентативність призводить до погіршення якості сегментації, що є загальним недоліком для всіх моделей глибинного навчання. Отже, важливим завданням є розширення набору навчальних даних. Зокрема, збільшення роздільної здатності зображень, збільшення кількості класів дефектів та якості їх анотацій. Завдяки високій адаптивності даного методу, у майбутньому можна розглянути можливість його використання для інших цілей.

Одним з можливих напрямів подальших досліджень є вдосконалення архітектури нейронної мережі для покращення значень отриманих метрик. Наприклад на основі розглянутих в роботі архітектур можна запропонувати використання FCN, що показує хороші результати у роботі з медичними зображеннями. Також викликає інтерес дослідження можливості використання інших типів нейронних мереж або їх гібридних моделей.

Для більш детальної і зручної діагностики у майбутньому пропонується створити інтерфейс користувача у середовищі NI LabVIEW. Крім інструментів для діагностики, інтерфейс системи може включати інструменти для вимірювання розміру пухлини, щільності та інших параметрів. Оскільки середовище LabVIEW містить зручні інструменти для підключення зовнішніх пристроїв до ПК, діагностику можна буде виконувати в режимі реального часу [39].

Висновки до розділу

Згідно з отриманими результатами, розроблений алгоритм сегментації виявився успішним проектом і може бути використаний як надійна система підтримки прийняття рішень у медичній діагностиці. В результаті навчання мережа показала долю правильних відповідей на рівні 97,23% на тестових даних. Результати на валідаційному наборі даних показали, що модель має хорошу узагальнюючу здатність.

Також було проаналізовано перспективні шляхи вдосконалення системи, що головним чином стосується розширення набору даних для досягнення більшої адаптивності і функціональності розробленого проекту. Також завданням для майбутніх досліджень є досягнення більшої точності шляхом модифікації архітектури і створення графічного інтерфейсу для більш зручної діагностики.

РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ «АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА СЕГМЕНТАЦІЇ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ В МЕДИЧНІЙ ДІАГНОСТИЦІ»

У даному розділі розглядається спосіб впровадження проєкту «Автоматизована система сегментації ультразвукових зображень в медичній діагностиці» на ринковий рівень. Аналіз було здійснено за допомогою алгоритму [40].

5.1. Опис та технологічний аудит ідеї проєкту

Автоматизована система заснована на використанні алгоритму сегментації поєданого із згортковою НМ, що дає змогу виділяти новоутворення на УЗ зображенні для виявлення захворювань МЗ.

Мета проєкту – збільшення точності поставленні діагнозу і полегшення праці лікарям, за рахунок частково виключення людського фактору.

У таблиці 5.1 наведена загальна інформація про стартап-проєкт, а у таблиці 5.2 – основні ідеї продукту.

Таблиця 5.1. Інформаційна карта стартап-проєкту

Назва блоку	Характеристика
1	2
Загальна характеристика стартап-проєкту	
Назва стартап-проєкту	Автоматизована система сегментації ультразвукових зображень в медичній діагностиці.
Проблематика, яку вирішує стартап-проєкт	Збільшення точності поставлення діагнозу, зменшення рівня смертності через онкологію.
Головні цілі та завдання проєкту	Головна ціль проєкту – створення автоматизованої системи для діагностування захворювань.

	Основні завдання – розробка алгоритму сегментації на основі згорткових НМ для навчання системи виділяти новоутворення на УЗ зображеннях і ставити діагноз.
Головні цільові групи, на які спрямований проєкт	Проєкт спрямований головним чином на медичні установи та організації як самостійний або допоміжний інструмент для постановки точного діагнозу пацієнтам.
Автори та команда стартап-проєкту	
Автори стартап-проєкту	Заболуєва Марта Юріївна
Команда стартап-проєкту	Заболуєва Марта Юріївна – автор проєкту, розробник.
Опис продукту стартап-проєкту	
Назва та коротка характеристика мінімального життєздатного продукту стартапу (MVP)	Мінімальний життєздатний продукт (MVP) стартапу – автоматизована система на основі штучного інтелекту, яка може діагностувати захворювання на основі медичних зображень
Сфера застосування та функціональне призначення продукту	<p>Медична сфера: може використовуватися як самостійний інструмент для діагностування хвороб чи, у якості системи прийняття рішень як допомога лікарям і покращення точності шляхом виключення помилок через неуважність людей.</p> <p>Наукова сфера: продукт може використовуватися у якості досліджень впровадження машинних технологій у різні галузі, слугувати допомогою створення інноваційних покращених систем на основі готової.</p> <p>Функціональне призначення – достовірне діагностування захворювань.</p>
Опис унікальних властивостей продукту стартапу	Дана система володіє високою точністю, швидкістю, доступністю, автоматизованістю. Створений алгоритм навчався на базі даних, що містить УЗ зображення МЗ, але дану систему можна навчити на інших даних, що покращить точність і ефективність, і завдяки чому буде можливість діагностувати захворювання будь-яких органів як людини так і тварин. Великою перевагою даного проєкту є його доступність, а, отже, здатність користуватися у простих умовах, не маючи складного обладнання.

Таблиця 5.2. Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розроблення автоматизованої системи сегментації для виявлення захворювань	1. Медична сфера	Покращення точності діагностування, спрощення праці лікарів, автоматизованість методу
	2. Наукова сфера	Дослідження машинного навчання та перспективи застосування для спрощення роботи і покращення якості життя, створення нових алгоритмів на основі даної системи

Стартап-проект може значно спросити роботу співробітникам медичних установ, адже система володіє такими характеристика як: простота, автоматизованість і точність. Також завдяки можливості вдосконалювати алгоритм і навчати інші дані, проект є ефективним для використання у наукових цілях.

Для якісної оцінки проекту пропонується розглянути у таблиці 5.3 сильні, слабкі і нейтральні чинники у порівнянні з конкурентами.

Таблиця 5.3. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Технічно-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проєкт	PathAI	Aidoc	Tempus			
1.	Вартість програмного забезпечення	30000	20000 0	15000 0	165000			+

2.	Швидкість реагування	+	-	-	+			+
3.	Точність діагностування	+	+	-	+			+
4.	Простота використання	+	-	-	-			+
5.	Автоматизація	+	+	+	+		+	
6.	Перспективність	+	+	-	+			+

Запропонований проєкт переважає існуючі за багатьма критеріями, що робить його досить конкурентоздатним у порівнянні з іншими. Особливо відрізняється вартість ПО, що теж є величезною перевагою.

Отже, запропонований стартап-проєкт здатний скласти серйозну конкуренцію готовим продуктам, але, незважаючи на це перспективним завданням є подальше покращення системи для ще більшої конкурентоспроможності.

У таблиці 5.4 наведено здійсненність проєкту з боку технологічності.

Таблиця 5.4. Технологічна здійсненність ідеї проєкту

№п/п	Ідея проєкту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Виявлення новоутворень на УЗ зображеннях	Згорткові нейронні мережі	Наявна	Так
2	Виділення об'єктів	Згорткові нейронні мережі	Наявна	Так
3	Обробка УЗ зображень	Згорткові нейронні мережі	Наявна	Так
4	Графічний інтерфейс	LabVIEW	У розробці	Так

Проаналізувавши здійсненність проєкту, можна сказати, що він є технологічно передовим, але потребує доопрацювання, адже ідея створення графічного інтерфейсу не є виконаною. Проте, на даний момент, навіть без

реалізації одного задуму, стартап-проект вже готовий до використання і є конкурентом на ринку.

5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Пропонується провести аналіз ринкових можливостей і занести у таблицю 5.5 для розуміння потреб користувачів і розуміння нашої цільової аудиторії. Це дозволить підігнати запропонований продукт для достойного конкурентоспроможного представлення на ринку.

Таблиця 5.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1.	Достовірна діагностика	Лікарні, поліклініки, медичні центри, вчені, лікарі, діагности	Різниця у зручності методу	Точність, ефективність
2.	Автоматизованість	Лікарні, поліклініки, медичні центри, вчені, лікарі, діагности	Простота системи, надійність, вимоги до обчислювальних систем	Ефективність, надійність, правдоподібність результатів, простота використання
3.	Дослідження машинного навчання	Вчені, дослідники,	Різниця у зацікавленості людей до продукту,	Перспективність, ефективність, точність

		програмісти, розробники	його унікальність, перспективність	
--	--	----------------------------	---------------------------------------	--

Згідно з таблицею існує ряд ризиків, які пов'язані з відмінностями різних груп людей. Проаналізувавши отримані дані, можна зробити висновок, що для людей, працюючих у медичній сфері, запропонований продукт буде цікавим, адже володіє всіма вимогами. Більш складною цільовою групою є люди-науковці, адже даний проєкт може не виявити їх зацікавленість. Але даний ризик не буде суттєвим у разі доопрацювання системи.

Важливим завданням є огляд можливих загроз і дій компанії на них, таблиця 5.6, і аналіз можливостей, таблиця 5.7.

Таблиця 5.6. Фактори загроз

№п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Конкуренція	Виникнення нових кращих продуктів	Доопрацювання власного продукту шляхом покращення характеристик роботи
2.	Зміна потреб користувачів	Необхідність зміни продукту	Додавання нових функцій, алгоритмів
3.	Репутація виробника	Недовіра покупців	Залучення реклами, PR
4.	Фінансова обмеженість	Фінансування не покриває усі витрати	Пошук нових інвесторів, економія на певних витратах
5.	Технологічні виклики	Поломка продукту чи певних його функцій	Модифікація продукту для створення стійкого до завад. Удосконалення технічних характеристик

У наведеній таблиці видно, що існують певні фактори загроз, але на них всіх можна певним чином реагувати і проводити дії, щоб зводити їх на нуль.

Таблиця 5.7. Фактори можливостей

№п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Технологічність	Поява нових технологій машинного навчання	Покращення системи згідно з новими технологіями
2.	Розширення ринку	Поява нових платформ для продажу ПО	Вкладання у рекламу для успішного продажу
3.	Партнерські угоди	Знаходження нових інвесторів	Створення плану для успішної співпраці
4.	Підвищення попиту	Впровадження машинних технологій у більшість сфер життя	Розробка маркетингової стратегії для поширення продукту і збільшення зацікавленості
5.	Індивідуалізація	Виникнення попиту на унікальні цікаві продукти	Модифікація системи, впровадження нових функцій, параметрів для покращення індивідуальності продукту

Отже, впроваджуючи нові технології, розширюючи ринок, укладаючи стратегічні партнерства та модифікуючи продукт до індивідуальних потреб, компанія може підвищити свою конкурентоспроможність і привернути більше клієнтів. Аналіз конкуренції на ринку, проведений на різних рівнях глибини і ширини, відображає ступінь конкурентної боротьби між учасниками. Цей аналіз надає можливість оцінити сильні та слабкі сторони конкурентів, розглянути їхні стратегії та визначити можливості, сприяючи кращому управлінню та розвитку бізнесу.

Для оцінки ринку необхідно провести аналіз конкуренції, таблиця 5.8 і 5.9.

Таблиця 5.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
Тип конкуренції – непрямі конкуренти	Підприємства та організації, які розв'язують аналогічні завдання, але застосовують відмінні технології	Підвищення ефективності технологій продукту, довершення характеристик, збільшення реклами про доцільність і зручність використання штучних НМ
Рівень конкурентної боротьби – міжнародний	Наявність компаній, що створили схожі продукти для автоматизованої діагностики захворювань	Впровадження маркетингового плану для поширення ідеї необхідності використання нашого продукту
Галузева ознака – медицина	Застосування різних систем для діагностики	Підвищення достовірності показників для заохочення використання у медичній сфері
Конкуренція за видами товарів – різноманітність функціоналу	Існування інших продуктів з різним функціоналом	Покращення продукту, впровадження передових новітніх технологій для підвищення якості роботи
Характер конкурентних переваг – технологічні переваги	Переваги використання машинного навчання у порівнянні з іншими методами	Безперервне покращення системи шляхом удосконалення алгоритмів НМ
Інтенсивність інноваційності	Розвиток інновацій	Проведення досліджень і аналізів для появи унікального інноваційного продукту

Для того, щоб продукт залишався конкурентоспроможним, необхідно постійно аналізувати ринок і його потреби, а також вміти швидко реагувати на це певними діями. Особливості конкурентного середовища у галузі машинного навчання характеризуються технологічними показниками, інноваційністю та має міжнародний характер. Саме тому важливим завданням є постійне покращення системи і її технічних характеристик.

Таблиця 5.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	-	Дослідження можливості входження в ринок	Налагодження співпраці з компаніями, що володіють передовими новітніми технологіями	Необхідність в існуванні автоматизованої системи для діагностування захворювань, що володіє високою точністю	На сьогоднішній день відсутність товарів-замінників
Висновки		Для нових учасників на ринку існують можливості, але їх обмежують значні витрати та необхідність проведення	На даний момент немає необхідності у співпраці, адже наш продукт володіє найновішими технологіями	Головною необхідністю клієнта є точність системи	Поки що не існує ефективних схожих продуктів

		обширних досліджень			
--	--	---------------------	--	--	--

Аналіз за моделлю М. Портера вказує на те, що у сфері продукту - автоматизованої системи для діагностування захворювань з використанням штучного інтелекту - конкуренція майже відсутня через наявність схожих технологій. Хоча для нових учасників існують можливості на ринку, високі витрати на дослідження та розробку становлять бар'єри для входження. Заміни для продукту наразі відсутні, і споживачі вимагають високої якості та надійності.

Після ретельного аналізу галузі та особливостей нашого продукту, виділяються ключові фактори конкурентоспроможності, таблиця 5.10. Ці фактори базуються на інноваціях у технологіях, високій якості продукту та його унікальності. Додатковими чинниками є гнучкість використання та пристосування до потреб різних секторів, що сприяє підвищенню нашої конкурентоспроможності на ринку.

Таблиця 5.10. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1.	Технологічна інновація	Завдяки використанню технологій машинного навчання – згорткових МЗ, продукт володіє інноваційними характеристиками
2.	Точність та ефективність	Система має високу точність виявлення захворювань
3.	Гнучкість та універсальність	НМ володіють адаптивністю, що дає можливість використовувати створені алгоритми у різних умовах

4.	Надійність та безпека	Продукт забезпечений надійним захистом від завад і здатен працювати в екстремальних умовах
5.	Витрати та ефективність використання	Ефективне використання енергії та оптимізація ресурсів є ключовими аспектами для забезпечення доступності продукту

Для оцінки конкурентоспроможності пропонується розглянути слабкі і сильні характеристики у таблиці 5.11.

Таблиця 5.11. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20
1.	Технологічна інновація	20
2.	Точність та ефективність	18
3.	Попит	20
4.	Гнучкість та універсальність	17
5.	Надійність та безпека	19
6.	Витрати та ефективність використання	17

SWOT-аналіз, таблиця 5.12, є зручним інструментом для оцінки сильних та слабких сторін, можливостей та загроз нашого стартапу. Проведення SWOT-аналізу стартап-проекту дозволяє визначити ключові аспекти нашої ідеї в контексті ринкових умов та можливостей. Мета його проведення – максимально використовувати потенціал та працювати над виправленням недоліків для досягнення стратегічних цілей.

Таблиця 5.12. SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: 1. Технологічна інновація	Слабкі сторони: 1. Гнучкість і універсальність
--	---

2. Точність та ефективність 3. Попит 4. Надійність та безпека	2. Витрати та ефективність використання
Можливості: 1. Довершення енергозбереження 2. Популяризація використання машинних технологій	Загрози: 1. Поява конкурентоздатних продуктів

Проаналізувавши таблицю, можна виокремити необхідність просування продукту як надійної автоматизованої системи. Також важливим є відслідковування ринку для спостереження за конкурентами та виявлення альтернатив ринкового впровадження проєкту, що міститься у таблиці 5.13.

Таблиця 5.13. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту

№п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1.	Стратегія нейтралізації ринкових загроз сильними сторонами стартапу	Висока	Середньострокова
2.	Стратегія компенсації слабких сторін стартапу наявними ринковими можливостями	Висока	Середньострокова
3.	Стратегія виходу з ринку	Низька	Довгострокова

Вибір стратегії компенсації слабких сторін стартапу за допомогою наявних ринкових можливостей може бути обґрунтований бажанням швидкого покращення конкурентоспроможності стартапу. Ця стратегія дозволяє використовувати наявні ринкові можливості для компенсації обмежень та прискорює розвиток проєкту.

Необхідним завданням є ретельний аналіз цих ринкових можливостей та їх інтеграція в бізнес-стратегію стартапу для максимізації їх впливу на подальший розвиток продукту [41].

5.3. Розроблення ринкової стратегії розвитку

Розроблення ринкової стратегії, першим кроком, передбачає визначення стратегії охоплення ринку, що включає опис цільових груп потенційних споживачів у таблиці 5.14.

Таблиця 5.14. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1.	Лікарні, поліклініки, медичні центри, вчені, лікарі, діагности	Висока	Високий	Середня	Низька
2.	Вчені, дослідники, програмісти, розробники	Середня	Високий	Середня	Висока

Проаналізувавши цільові групи і можливості знаходження потенційних клієнтів, було обрано рішення, що найперспективніше працювати з медичними установами.

Наступним завданням є формулювання базової стратегії розвитку у таблиці 5.15.

Таблиця 5.15. Визначення базової стратегії розвитку

№п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1.	Підвищення точності системи	Диференційований маркетинг	Висока точність	Модифікація алгоритмів системи для збільшення точності

2.	Вихід на міжнародний ринок	Загальний маркетинг	Інноваційність, унікальність продукту	Аналіз і охоплення ринку
3.	Розширення функціональності продукту	Цільовий маркетинг	Багатофункціональність проєкту	Розширення функціональності продукту, можливість діагностувати різні хвороби

Розглянуті варіанти розвитку проєкту включають підвищення точності продукту, розширення його функціоналу та впровадження на міжнародному ринку. Використання стратегій диференційованого, цільового та загального маркетингу відображає методи охоплення ринку. Кожна з альтернатив має унікальні конкурентоспроможні позиції, які визначають базову стратегію розвитку, таку як розширення функціональності та підвищення якості роботи продукту.

Далі потрібно визначити обрану стратегію конкурентної поведінки, що відображено у таблиці 5.16.

Таблиця 5.16. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№п/п	Чи є проєкт «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
	Ні	Шукати нових споживачів і забирати існуючих у конкурентів	Не буде	Диференційована

Виявлені результати визначення базової стратегії конкурентної поведінки свідчать про те, що проєкт не є новатором на ринку, але спрямований на

привертання нових споживачів. Він не планує копіювати основні характеристики конкурентного товару, а обрав стратегію диференційованої конкуренції. Такий підхід може сприяти створенню унікальних пропозицій для цільових споживачів та підвищити конкурентоспроможність на ринку.

На основі вимог споживачів у вибраному сегменті до постачальника та продукту, а також враховуючи стратегію розвитку і конкурентну поведінку, формується стратегія позиціонування. Ця стратегія, що визначена у таблиці 5.17, визначає створення ринкової позиції, яку споживачі повинні ідентифікувати з проектом.

Таблиця 5.17. Визначення стратегії позиціонування

№п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
	Висока ефективність і точність діагностування захворювань	Удосконалення продукту	Наявність високої точності	Точність, надійність, інноваційність

Отже, завдяки проведенню аналізу даного розділу, стало можливим зрозуміти цільову аудиторію і її вимоги, а також визначити стратегію стартап-проекту.

5.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

У процесі розробки маркетингової програми першим етапом є розробка маркетингової концепції товару, який здобуде споживач. У таблиці 5.18 узагальнюються результати аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 5.18. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
	Виявлення захворювань на медичних зображеннях	Автоматизованість системи, її швидкість, точність та ефективність	Існуюча – використання технологій глибинного навчання

Розглянувши ключові переваги товару, можна сказати, що він є дуже перспективним і конкурентноздатним завдяки наявним перевагам.

Важливим завданням є занотувати рівні товару у таблицю 5.19.

Таблиця 5.19. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Автоматизована система для діагностування захворювань за медичними зображеннями на основі створених алгоритмів згорткових нейронних мереж		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1. Висока точність діагностування 2. Адаптивність системи 3. Функціональність	Нематеріальні (Нм)	1. Тх 2. Тх 3. Ор
	Пакування: програмне забезпечення записане на диск і зберігається в інтернет сховищі		
III. Товар із підкріпленням	Відсутнє до продажу		
	Гарантія роботи, оновлення ПО, сервісна допомога		
Товар може бути захищений патентуванням			

Модель товару охоплює не лише його технічні параметри, а також послуги, які супроводжують його використання, створюючи для споживача повноцінний продукт, таблиця 5.20.

Таблиця 5.20. Формування системи збуту

№п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
	Цільові клієнти – лікарі, дослідники, власники медичних установ. Для них головною ціллю є достовірна постановка діагнозу пацієнтам.	Налагоджені ринкові відносини з споживачами. Створення маркетингової стратегії для поширення товару на ринку.	Прямий	Найоптимальнішим варіантом є пряме відношення клієнтів і виробника

Надійним варіантом для нас є використання прямого каналу збуту до споживача, що дозволяє ефективно взаємодіяти з ними та зменшувати витрати на маркетингові заходи.

Для створення конкурентоспроможного продукту необхідно визначити і проаналізувати маркетингову стратегію комунікацій у таблиці 5.21.

Таблиця 5.21. Концепція маркетингових комунікацій

№п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
	Цільові клієнти – люди, що	Форуми, конференції,	Різні особливості	Привернення уваги до	Інновації – майбутнє

	працюють у медичних установах. Головною ціллю для них є покращення рівня постановки діагнозу, провадження інноваційних технологій для полегшення роботи працівникам і зменшення помилок, шляхом часткового виключення людського фактору	інтернет ресурси, книжки, статті		потенційних клієнтів. Виділення переваг нашого продукту для зацікавленості. Залучення нових трендів соціальних мереж для популяризація і поширення ідеї стартапу.	здорової нації
--	---	----------------------------------	--	---	----------------

Отже, розроблення маркетингової стратегії є необхідно важливою задачею для знаходження потенційних клієнтів та популяризації використання машинного навчання у різних сферах життя.

5.5. Планування реалізації стартап-проекту

Цей розділ присвячений докладному аналізу та розробці плану етапів впровадження автоматизованої системи для виявлення новоутворень на УЗ зображеннях, використовуючи згорткові нейронні мережі. У цьому розділі розглядаються організаційні аспекти, стратегії впровадження, а також

визначаються критичні фактори, які впливатимуть на успішну реалізацію проекту [42].

Таблиця 5.22. Календарний план реалізації проекту

№п/п	Зміст етапу													Собівартість реалізації
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1.	Підготовчі роботи	✓	✓											500\$
2.	Аналіз вимог		✓	✓										200\$
3.	Проектування системи			✓	✓									700\$
4.	Розробка програмного забезпечення				✓	✓	✓	✓						5700\$
5.	Впровадження системи							✓	✓					400\$
6.	Оцінка та аналіз результатів								✓					300\$
7.	Знаходження інвестицій								✓	✓				5000\$
8.	Запуск реклами									✓	✓			10000\$
9.	Доопрацювання системи										✓	✓		6000\$
10.	Оформлення звіту і завершення проекту												✓	200\$

Зображений календарний план включає 10 етапів, які починається з підготовчих робіт, та завершуються створенням готового проекту і його звіту. Загальна собівартість системи і допоміжних етапів становить 30000\$, що є не малою сумою, але все одно дешевше наявних аналогів.

Бізнес-модель продукту, автоматизованої системи для виявлення новоутворень на медичних зображеннях за допомогою нейронних мереж, може бути організована наступним чином:

- Розробка та вдосконалення алгоритмів: ключовим етапом є постійна розробка та вдосконалення алгоритмів, які використовують нейронні мережі для точного виявлення новоутворень на медичних зображеннях;
- Ліцензійна модель: пропонування ліцензій для використання продукту лікарням, медичним центрам та іншим медичним установам.
- Субсидіарні угоди та партнерства: укладання угод із медичними установами для постачання та інтеграції продукту в їхні системи.
- Система підписки: запровадження системи підписки для індивідуальних лікарів та фахівців, які можуть використовувати систему для своєї практики.
- Навчання та консультації: надання послуг навчання та консультацій для медичних фахівців, які використовують систему, щоб максимізувати ефективність та точність діагностики.
- Хмарові сервіси: запровадження хмарових сервісів для зберігання та обробки медичних даних, що дозволить користувачам з легкістю отримувати доступ до системи з різних пристроїв та місць.
- Оновлення та технічна підтримка: надання регулярних оновлень ПО для забезпечення безперервної роботи та технічної підтримки для користувачів.
- Дані та аналітика: збір анонімних медичних даних для подальшого аналізу та дослідження, що може використовуватися для вдосконалення системи та розуміння медичних трендів.

Отже, ця бізнес-модель зорієнтована на поєднання ліцензійної моделі та субсидіарних угод для максимізації охоплення різних медичних установ та фахівців. Також, система підписки та навчання дозволяють забезпечити доступ до продукту для різних клієнтських груп.

Висновки до розділу

Було проведено аналіз стартап-проєкту «Автоматизована система сегментації ультразвукових зображень в медичній діагностиці». Було розглянуто ключові аспекти у різних сферах, включаючи конкурентоспроможність, стратегії розвитку, маркетингові комунікації тощо.

За результати аналізу було виділено сильні та слабкі сторони проєкту, визначені фактори конкурентоспроможності, а також розроблені стратегії для позиціонування та рекламного спілкування. Значна увага була приділена роботі над ціноутворенням та стратегією збуту, що сприяє максимізації ефективності введення продукту на ринок.

Завдяки наявності переваг серед конкурентів, даний продукт є конкурентоспроможним і має всі можливості вийти на світовий ринок. Головною проблемою є знаходження та заохочення потенційних спонсорів та знаходження можливостей для реалізації якісної маркетингової стратегії, що була визначена вище, для популяризації продукту на ринку. Також важливим завданням є постійне вдосконалення продукту для відповідні і перевершенні за конкурентні, і моніторинг ринку.

ВИСНОВКИ

1. Проведено аналіз захворювань і встановлено, що рак МЗ є невідкладною проблемою на сьогоднішній час через високу смертність населення. Саме тому, запропонована тема є актуальною. Наведено перелік методів роботи з зображення, а саме – сегментації. Провівши аналіз найпопулярніших, виокремлено семантичну сегментацію у поєднанні з згортковими НМ як найкращу для обробки медичних зображень. Розглянуто готові дослідження у задачах діагностики виявились не надійними, тому запропоновано створити власну автоматизовану систему для сегментації медичних зображень, що полегшить працю лікарям і збільшить точність методу.

2. Розглянуто найпопулярніші моделі, що використовуються для задач сегментації зображень. Було описано такі архітектури: VGG16, DeepLabv3, Mask R-CNN, Fully Convolutional Network та U-Net. Найкращим варіантом виявилась модель U-Net, адже володіє високими показниками достовірності при роботі з складними медичними зображеннями.

3. Для обрання найкращої сучасної моделі, було вирішено розглянути доступні модифікації U-Net. Було виокремлено архітектуру Attention U-Net як найоптимальнішу для наших задач. Завдяки наявним нововведенням вона володіє високою ефективністю у задачах сегментації. Розглянуто параметри, інструменти та функції, що застосовуються для створення системи. Створено алгоритм, наведено його детальний опис і проведено навчання мережі, за результатами якого зроблено висновок про високу точність і гарні показники метрик F1 Score та IoU.

4. Проаналізовані якісні та кількісні результати роботи системи на тестовій множині. В результаті навчання мережа показала долю правильних відповідей на рівні 97,23% на тестових даних, оцінка якості сегментації за допомогою метрики Mean IOU – 49,25%. Згідно з отриманими передбаченими масками-новоутвореннями (або відсутності їх), можна сказати, що система загалом показує правдиві результати і розроблений алгоритм сегментації виявився

успішним проектом і може бути використаний як надійна система підтримки прийняття рішень у медичній діагностиці. Також були визначені перспективні напрямки вдосконалення системи, що переважно включають розширення обсягу даних для підвищення адаптивності та функціональності розробленого проекту. Крім того, майбутні дослідження спрямовані на підвищення точності через модифікацію архітектури та створення графічного інтерфейсу для зручної діагностики.

5. Створено бізнес-модель стартап-проекту «Автоматизована система сегментації ультразвукових зображень в медичній діагностиці». Розглянуто перспективи впровадження продукту на ринковий рівень. Встановлені стратегії розвитку, маркетингу, виокремлені всі переваги, ризики і недоліки. Завдяки такому детальному аналізу і підкресленні всіх перспектив проекту, стало можливим втілення розробленої системи у життя.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Куц, Ю. В. Спеціальні розділи математики. Курс лекцій [Електронний ресурс] / Ю. В. Куц, Ю. Ю. Лисенко ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. –Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 180 с.
- [2] Mathur, Prashant. Cancer statistics, 2020: report from national cancer registry programme, India. – JCO global oncology 6, 2020. – 1063р.
- [3] Носовець, О. К. Створення інформаційної системи для прогнозування перебігу раку молочної залози після проведеного лікування / О. К. Носовець, Ю. Є. Скорик // Міжнародний науковий журнал "Інтернаука". — 2018. — № 8(1). — С. 93-96.
- [4] Ultrasound examination of the mammary glands. Step by step. From simple to complex: textbook / A. N. Sencha. – Kyiv: MEDpress-inform, 2018. – 184 p.
- [5] Галаган Р. М. Теоретичні основи ультразвукового неруйнівного контролю: підручник / Р. М. Галаган. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. – 263 с.
- [6] Steshenko Y. V. Automation of the process of segmentation of images of metal surface defects using the neural network U-Net / Y.V. Steshenko, A.S. Momot, A.G. Protasov O.V. Muraviov //
- [7] Momot A. Automation of ultrasound breast cancer images classification using deep neural networks / A. Momot, R. Galagan, M. Zaboluiieva // Sciences of Europe. – 2022. – №96. – pp. 38–41. DOI
- [8] Сторожик Д. В. Комплексування зображень, як спосіб покращення якості бінарної сегментації / Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов // XV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень у приладобудуванні», 10-11 грудня. – Київ, Україна. – 2019. – С. 290-293.
- [9] Momot A. Deep learning automated data analysis of security infrared cameras / A. Momot, I. Skladchykov // Slovak international scientific journal. – 2021. – №52. – pp. 13–16.

- [10] Momot A. Deep Learning Automated System for Thermal Defectometry of Multilayer Materials / A. Momot, R. Galagan, V. Gluhovskii. // Devices and Methods of Measurements. – 2021. – №12. – pp. 98–107.
- [11] Баженов В. Г. Електроніка. Лабораторний практикум [Електронний ресурс] / В. Г. Баженов, Є. Ф. Суслов, Ю. Ю. Лисенко, А. С. Момот ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 70 с.
- [12] Сторожик Д. В. Комплексування мультиспектральних зображень, як метод підвищення їх інформативності при бінарній сегментації / Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов, А. Г. Протасов, В. Г. Баженов, Г. А. Богдан // Наукові вісті КПІ. – 2020. № 2. – С. 82-87.
- [13] An experimental study on breast lesion detection and classification from ultrasound images using deep learning architectures - BMC Medical Imaging [Electronic resource] // BioMed Central.
- [14] Breast Tumor Segmentation from Ultrasound Using Deep Learning-MATLAB & Simulink [Electronic resource] // MathWorks - Makers of MATLAB and Simulink - MATLAB & Simulink.
- [15] Parsakh. Breast Cancer Classification -VGG and EfficientNet [Electronic resource] / Parsakh // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community.
- [16] kaledhoshme. Breast cancer segmentation - More Augmentation) [Electronic resource] / kaledhoshme // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community.
- [17] Skladchikov I.O. Application of YOLOX deep learning model for automated object detection on thermograms / I. O. Skladchikov, A. S. Momot, R. M. Galagan, Bohdan G.A., Trotsiuk K.M. // Information Extraction and Process. – 2022. – №50. – pp. 69–77.
- [18] Галаган Р.М., Андреев С.М., Петрик В.Ф., Баженов В.Г., Лисенко Ю.Ю. Виявлення дефектів бетонних конструкцій на основі аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж. Вчені записки ТНУ

- імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Том 34 (73), № 2. с. 138-144.
- [19] Муравйов О. В. Автоматизація методу термографічної діагностики патологій організму людини / О. В. Муравйов, В. Ф. Петрик, Ю. Ю. Лисенко, Г. А. Богдан, А. В. Наконечная // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2022. – №1. – С. 47-53
- [20] Zhou, Xiangrong, et al. // Deep learning of the sectional appearances of 3D CT images for anatomical structure segmentation based on an FCN voting method // Medical physics, — 2017. — pp. 5221-5233.
- [21] Long J. Fully convolutional networks for semantic segmentation [Електронний ресурс] / Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell // 2015 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 7–12 June 2015. – [S. 1.], 2015.
- [22] Semantic Segmentation with Extended DeepLabv3 Architecture [Electronic resource] // IEEE Xplore.
- [23] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun. Faster R-CNN // Towards real-time object detection with region proposal networks // In NIPS, — 2015 — pp. 2-10.
- [24] Manjunath, R. V.; Kwadiki, Karibasappa. // Modified U-NET on CT images for automatic segmentation of liver and its tumor. Biomedical Engineering Advances, — 2022. — pp. 103-110.
- [25] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. // U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation // International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. — Springer, Cham, — 2015. — pp. 155–170.
- [26] Стешенко, Я. В. Удосконалення алгоритмів сегментації зображень поверхневих дефектів металевих виробів : магістерська дис. : 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / Стешенко Ярослав Віталійович. – Київ, 2023. – 111 с.

- [27] DoubleU-Net: a deep convolutional neural network for medical image segmentation [Електронний ресурс] / Debes Jha [та ін.] // 2020 IEEE 33rd international symposium on computer-based medical systems (CBMS), Rochester, MN, USA, 28–30 July 2020. – [S. l.], 2020.
- [28] Attention U-Net Based Adversarial Architectures for Chest X-ray Lung Segmentation [Electronic resource] // arXiv.org.
- [29] Oktay, Ozan, et al. Attention u-net: Learning where to look for the pancreas. // arXiv preprint. — 2018. — pp. 99–119.
- [30] Sarah Guido, Andreas Müller. Introduction to Machine Learning with Python. A guide for Data Scientists. — O’Rilly Media, 2016. — 285p.
- [31] Artificial Neural Networks Based Optimization Techniques: A Review [Electronic resource] // MDPI.
- [32] Joseph F. J. J. Keras and TensorFlow: A Hands-On Experience [Електронний ресурс] / Ferdin Joe John Joseph, Sarayut Nonsiri, Annop Monsakul // Advanced deep learning for engineers and scientists. – Cham, 2021. – С. 85– 111.
- [33] Ketkar N. Introduction to keras [Електронний ресурс] / Nikhil Ketkar // Deep learning with python. – Berkeley, CA, 2017. – С. 97–111.
- [34] Al-Dhabyani W, Goma M, Khaled H, Fahmy A. Dataset of breast ultrasound images. Data in Brief. 2020 Feb; 28:104863.
- [35] Bishop, C. M. (2006). Pattern recognition and machine learning. New York, NY: Springer.
- [36] Steger C. Machine vision algorithms and applications / Carsten Steger, Markus Ulrich, Christian Wiedemann. – [S. l.]: Wiley & Sons, Incorporated, John, 2017. – 516 p.
- [37] Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. Science, 349, 255–260.
- [38] Заболуєва М. Ю. Підвищення ефективності сегментації ультразвукових зображень із використанням мережі Attention U-Net / М.

- Ю. Заболуєва, А. С. Момот // Збірник праць XIX Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених “Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні”, 20-21 грудня 2023 р. – К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського. – 2023. – С. 348-350.
- [39] Image Processing with Labview and Imaq Vision / Т. К. Klinger. – New Jearsey, USA: Prentice Hall, 2018. – 350 p.
- [40] Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с.
- [41] Гавриш, О. А. Розробка стартап-проектів. Конспект лекцій [Електронний ресурс]: навчальний посібник для студентів спеціальностей 151 – «Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані технології» та 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» / О. А. Гавриш, К. О. Бояринова, К. О. Копішинська; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові данні – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. – 188 с.
- [42] Гавриш, О. А. Розробка стартап-проектів: практикум [Електронний ресурс]: навчальний посібник для студентів спеціальностей 151 – «Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані технології» та 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» / О. А. Гавриш, К. О. Бояринова, К. О. Копішинська; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові данні – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. – 116 с.