

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

Бакалаврська кваліфікаційна робота на тему:

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ТЕХНОЛОГІЯ ПОШУКУ НОВОУТВОРЕНЬ НА
ТОМОГРАФІЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ**

Виконав: студент 4 курсу,
групи БМІ-206,
спеціальності 163 Біомедична інженерія
 Глодний О. С.

Керівник: к.т.н., доцент каф. БМІОЕС
 Коваль Л. Г.
« 12 » 06 2024 р.

Рецензент: д.т.н., проф., професор каф. ІРТС
 Семенов А. О.
« 18 » 06 2024 р.

Допущено до захисту

Зав. кафедри БМІОЕС

Коваль Л. Г.

« 12 » 06 2024 р.

Вінниця ВНТУ – 2024 рік

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
Бакалавр
Спеціальність 163 Біомедична інженерія

ЗАТВЕРДЖУЮ

завідувач кафедри БМІОЕС

к. т. н., доцент Коваль Л. Г.



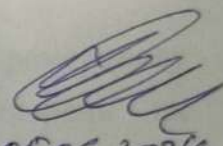
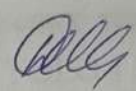
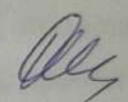
«11» 03 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на бакалаврську кваліфікаційну роботу
студенту Глодному Олександрю Степановичу, гр. БМІ-206

1. Тема БДР «Нейромережева технологія пошуку новоутворень на томографічних зображеннях», керівник роботи доцент каф. БМІОЕС Коваль Леонід Григорович, к.т.н., доцент, затверджені наказом ВНТУ від 11 березня 2024 року № 80.
2. Строк подання студентом роботи – до 05.06.2024 р.
3. Вихідні дані для роботи: технологія автоматизованої діагностики, багат шарова нейронна мережа, аналіз зображень у форматі PNG, точність діагностики – не менше 80 %, інженерна і наукова література за темою.
4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити): 1. Аналітичний огляд питання; 2. Критичний аналіз і вибір методів і засобів розробки нейромережевої технології; 3. Розроблення нейромережевої технології;
4. Розрахунок вимог охорони праці
5. Зміст ілюстративної частини (з точним зазначенням обов'язкових креслень): не передбачено.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Спеціальна частина	Коваль Л. Г. к.т.н., доцент кафедри БМІОЕС	 11.03.2024	 05.06.2024
Охорона праці	Дембіцька С. В., д. п. н., професор кафедри БЖДПБ	 18.03.2024	 24.05.2024

7. Дата видачі завдання 11 березня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

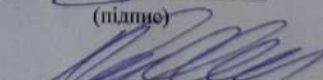
№ з/п	Назва етапів БДР	Строк виконання етапів БДР	Примітка
1	Формування та затвердження теми бакалаврської дипломної роботи (БДР)	До 10.03.2024	
2	Виконання спеціальної частини БДР. Перший рубіжний контроль виконання БДР	До 05.04.2024	
3	Виконання спеціальної частини БДР. Другий рубіжний контроль виконання БДР	До 10.05.2024	
4	Виконання розділу «Охорона праці»	До 20.05.2024	
5	Попередній захист БДР	05.06.2024	
6	Нормоконтроль БДР	11.06.2024	
7	Рецензування БДР	18.06.2024	
8	Захист БДР	19.06.2024	

Студент


(підпис)

Глодний О. С.

Керівник роботи


(підпис)

Коваль Л. Г.

АНОТАЦІЯ

Глодний О. С. БДР на тему «Нейромережева технологія пошуку новоутворень на томографічних зображеннях». Вінниця : ВНТУ, 2024. 63 с.

Українською мовою. 12 рис., 9 табл., бібліогр. 41 найм.

В бакалаврській кваліфікаційній роботі розроблено нейромережеву технологію пошуку та діагностики онкологічних новоутворень на томографічних зображеннях молочних залоз людини. Розглянуто теоретичні та прикладні аспекти проектування нейромережових технологій, проведено розробку технології на основі нейромереж типу YOLO і Inception, проведено тренування та випробування розробленої технології.

ABSTRACT

Hlodnyi O. S. Bachelor thesis on the topic «Neural network technology for finding neoplasms on tomographic images». Vinnytsia : VNTU, 2024. 63 p.

In Ukrainian. Figs. 12, Tables 9, Refs. 41.

In the bachelor thesis, I developed a neural network technology for searching and diagnosing oncological neoplasms on tomographic images of human mammary glands. Theoretical and applied aspects of designing neural network technologies were considered, technology was developed based on YOLO and Inception type neural networks, training and testing of the developed technology was carried out.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
1 ОГЛЯД СУЧАСНИХ МОДЕЛЕЙ ДІАГНОСТИКИ ОНКОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ НА ПРИКЛАДІ РАКУ МОЛОЧНОЇ ЗАЛОЗИ	7
1.1 Актуальність проблеми раку молочної залози.....	7
1.2 Основні виклики в обробці біомедичних зображень	11
1.3 Розгляд наявних рішень у діагностиці раку молочної залози	16
1.4 Постановка задачі.....	21
2 МЕТОДИ, АЛГОРИТМИ ТА ЗАСОБИ ДЛЯ ОБРОБКИ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	23
2.1 Основи медичної візуалізації	23
2.2 Обробка біомедичних зображень	26
2.3 Програми та автоматизовані системи для обробки зображень	30
3 ТЕХНОЛОГІЯ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ РАКУ МОЛОЧНОЇ ЗАЛОЗИ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	32
3.1 Формування наборів навчальних даних	32
3.2 Навчання моделі нейромережі YOLO-V4	33
3.3 Навчання моделі нейронної мережі Inception-V3.....	36
3.4 Інтерфейс користувача	37
4 ОХОРОНА ПРАЦІ	39
4.1 Технічні рішення щодо безпечного виконання роботи.....	40
4.1.1 Обладнання робочого місця.....	40
4.2 Технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії.....	42
4.2.1 Мікроклімат	42
4.2.2 Склад повітря робочої зони.....	43
4.2.3 Виробниче освітлення	45
4.2.4 Виробничий шум.....	46
4.2.5 Виробничі випромінювання.....	47
4.3 Пожежна безпека.....	49

4.3.1 Технічні рішення системи запобігання пожежі	49
4.3.2 Технічні рішення системи протипожежного захисту.....	50
ВИСНОВКИ.....	51
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	52
ДОДАТКИ.....	57
Додаток А (довідковий) Лістинг програми	58
Додаток Б (обов'язковий) Протокол перевірки на наявність текстових запозичень	62

ВСТУП

Один із ключових напрямків наукових досліджень у 21 столітті – дослідження у сфері збереження здоров'я людини. Тема досліджень в галузі онкології є дуже актуальною в сучасному світі з кількох ключових причин. Онкологічні захворювання визнано однією з головних причин смертності людства. Рак є другою за частотою причиною смертей серед усіх хвороб, які забирають життя мільйонів людей щороку. Зростання поширеності онкологічних захворювань у останні десятиліття стало об'єктом серйозного аналізу та пошуку нових підходів до їхнього діагностування, лікування та профілактики. Прогрес у молекулярній біології, генетиці, імунотерапії та інших передових наукових напрямках надає нові можливості для кращого розуміння механізмів ракового процесу та розробки інноваційних методів лікування. Враховуючи ці аспекти, інтенсивні дослідження в галузі онкології залишаються критично важливими для здоров'я суспільства та прогресу.

Для дослідження нейромережевої техніки пошуку новоутворень на томографічних зображеннях обрано рак молочної залози як онкологічне захворювання, що є одним з найпоширеніших, особливо серед осіб жіночої статі. Щороку це захворювання діагностується у мільйонів жінок. Вчасна діагностика є важливою стратегією у боротьбі з цим захворюванням, оскільки виявлення хвороби на нульовій або першій стадії при відповідному лікуванні забезпечує стовідсоткове виживання пацієнток.

Програмно-апаратні засоби є ключовими в процесі діагностики онкологічних захворювань. Для аналізу гістологічних, цитологічних, імуногістохімічних зображень застосовують системи автоматизованої мікроскопії (САМ). Апаратна частина такої системи включає мікроскоп, відеокамеру та обчислювальний пристрій. Програмне забезпечення САМ переважно використовує методи обробки біомедичних зображень на низькому і середньому рівнях комп'ютерного зору. Однак спостерігається нестача сучасних методів діагностики на високому рівні.

Користувачами систем автоматизованої мікроскопії, серед яких є лікарі, що займаються діагностикою в сфері цитології та гістології, виділяють такі недоліки цих систем як неефективне використання за необхідності залучення багатьох користувачів одночасно; необхідність покращення САМ у поєднанні з вимогами телемедицини, що дозволило б залучити експертів, які заходяться на великій відстані один від одного.

Сегментація біомедичних зображень є важливою стадією в САМ, оскільки вона надає змогу виокремити досліджувані мікрооб'єкти. Оцінити якість сегментації та підвищити її точність дозволить використання кількісних критеріїв. Згорткові нейронні мережі все частіше використовуються для класифікації зображень. Проте однією з проблем є тривалість процесу навчання нейронних мереж та підвищення точності діагностики при обробці й аналізі біомедичних зображень.

Актуальність роботи зумовлена необхідністю підвищення якості та точності обробки, сегментації та класифікації біомедичних зображень у системах автоматизованої мікроскопії, що представляє собою важливу науково-прикладну задачу, вирішення якої дозволить проводити швидку скринінгову діагностику раку молочної залози для широких верств населення, що підвищує шанси на успішне лікування.

Метою роботи є розроблення нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях молочних залоз.

Завданнями роботи є: огляд і аналіз предметної області; критичний аналіз методів, засобів та алгоритмів для обробки медичних зображень; розробити нейромережеву технологію для діагностики раку молочної залози на основі томографічних зображень та випробувати її.

Об'єкт дослідження – процес автоматизованої діагностики онкологічних захворювань молочної залози.

Предмет дослідження – нейромережева комп'ютерна технологія виявлення ознак раку молочної залози на цифрових томографічних зображеннях.

1 ОГЛЯД СУЧАСНИХ МОДЕЛЕЙ ДІАГНОСТИКИ ОНКОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ НА ПРИКЛАДІ РАКУ МОЛОЧНОЇ ЗАЛОЗИ

1.1 Актуальність проблеми раку молочної залози

Рак молочної залози залишається однією з найважливіших проблем системи охорони здоров'я, в тому числі й в Україні. Це захворювання є одним з найпоширеніших серед жінок і становить серйозну загрозу для їх життя.

У 2022 році зареєстровано 9,56 мільйонів смертей від раку, з них близько 611 625 жінок померли від раку молочної залози. Цей показник щороку зростає. Для прикладу, у 2021 році в усьому світі зареєстровано понад 508 000 смертей від раку молочної залози [1].

У 2023 році рак молочної залози призвів до 522 000 смертей і 1,68 мільйона нових зареєстрованих випадків у всьому світі [2].

Статистичні дані за 2023 рік вказують, що це захворювання припадає на 11,6% всіх випадків раку та є причиною 6,5% смертей у всьому світі. За прогнозами, захворюваність на рак молочної залози збільшиться з 2 мільйонів у 2024 році до більш ніж 3 мільйонів у 2046 року – зростання на 46%.

Показники виживання при раку молочної залози відрізняються у різних куточках світу. Наприклад, у Північній Америці, Японії, Швеції виживання перевищує 80%, а у країнах середнього рівня доходу воно становить близько 60%. В країнах з низьким рівнем доходу показники виживання менше 40% [3]. Погані показники виживання в менш розвинених країнах переважно пов'язані з пізнім виявленням захворювання, з нестачею належних засобів діагностики та лікування, що призводить до збільшення кількості запущених випадків.

Структура смертності від раку у 2023 році проілюстрована на рисунку 1. Як ми бачимо, рак молочної залози – серед найлетальніших видів раку.

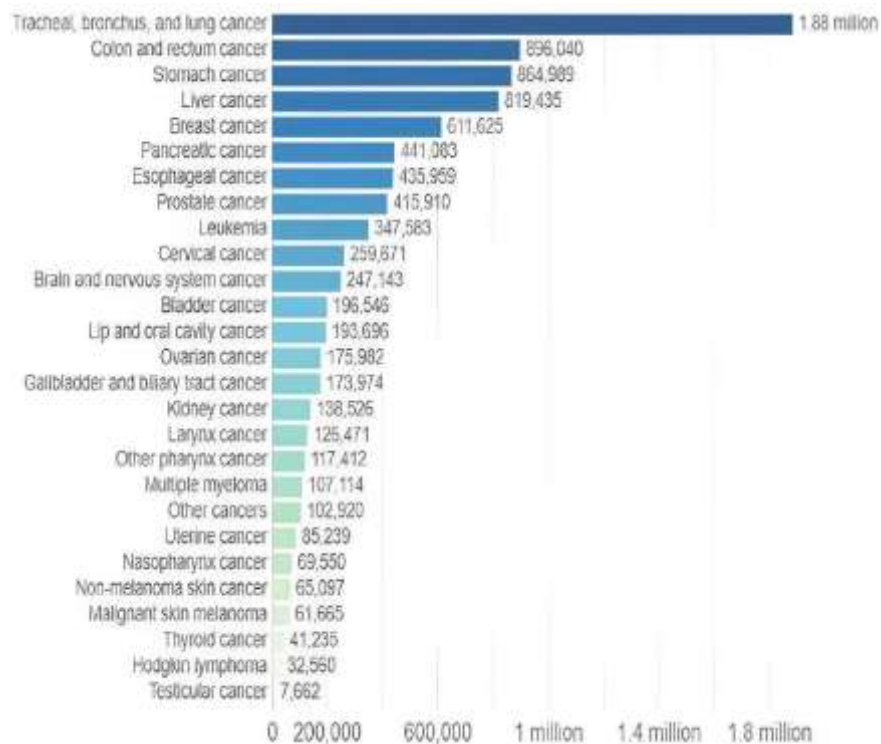


Рисунок 1 – Структура смертності залежно від виду ракового захворювання

Рівень захворюваності на рак молочної залози відображено на рисунку 2. Цей графік відображає географічну складову захворювання за даними Міжнародної агенції з дослідження раку та ВООЗ [4].

Основними факторами ризику цього захворювання є генетична схильність (мутації в генах BRCA1 і BRCA2), гормональні зміни, спосіб життя та екологічні фактори.

Внаслідок зростання рівня захворюваності на рак молочної залози, пріоритетним є впровадження програм раннього виявлення. Так як такі програми дозволяють зменшити рівень навантаження на систему охорони здоров'я та зменшити смертність. Це в свою чергу призведе до покращення економічних наслідків від раку молочної залози: витрати на лікування (хірургічне втручання, хіміотерапію, радіотерапію та інші медичні процедури); втрата доходу від людини внаслідок часткової чи повної втрати працездатності, смерті.

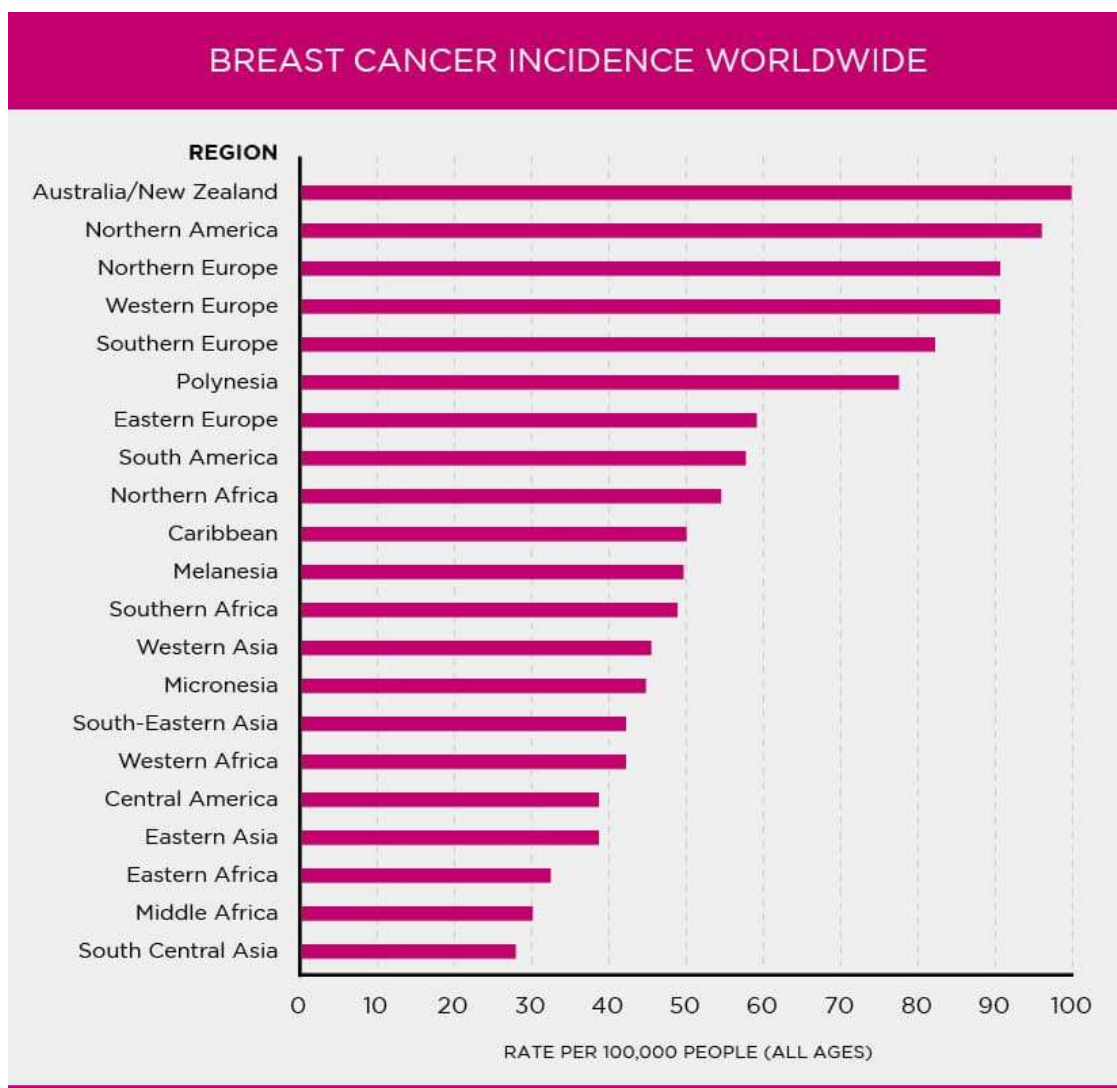


Рисунок 2 – Географічна структура захворюваності на рак молочної залози

Рання діагностика раку молочної залози є критично важливою для успішного лікування і покращення прогнозів. Медичні обстеження включають мамографію (рентгенівське обстеження молочних залоз) та ультразвукове обстеження. Ці методи дозволяють виявити вузли чи інші аномалії в молочних залозах, що не помітні під час самопальпації.

Мамографія – це рентгенівське обстеження молочних залоз, яке дозволяє виявляти ракові осередки. Зазвичай мамографія рекомендується жінкам від 40 років і старших як скринінговий метод для раннього виявлення раку молочної залози. У випадках, коли під час мамографії виявляються підозрілі зміни (наприклад, неоднозначні вузли або інші аномалії), може бути необхідне додаткове обстеження, таке як ультразвук або біопсія, для

отримання більш детальної інформації. Хоча мамографія дуже ефективна в більшості випадків, вона не завжди може точно визначити природу підозрілих вузлів. У таких випадках може знадобитися додаткове обстеження або спостереження.

Ультразвукове обстеження допомагає уточнити характер виявлених вузлів, особливо в тих випадках, коли мамографія показує неоднозначні результати. УЗД використовує високочастотні звукові хвилі для створення зображення внутрішніх структур молочних залоз. Це дозволяє отримати детальні зображення м'яких тканин, таких як залози, та виявляти пухлини, вузли чи інші патологічні зміни. УЗД також може бути використане в якості скринінгового методу у специфічних випадках, наприклад, у жінок з високим ризиком розвитку раку молочної залози або у тих випадках, коли мамографія не може бути проведена (наприклад, у вагітних жінок).

Магнітно-резонансна томографія (МРТ): Цей метод використовує сильні магнітні поля та радіоволни для створення детальних зображень внутрішніх структур молочних залоз. МРТ дозволяє отримати більш точне зображення, особливо корисне для визначення розмірів пухлини та її точного положення. Під час МРТ може бути використане введення контрастного середовища для підсилення зображення пухлин або підозрілих ділянок в молочних залозах, що допомагає відокремити їх від здорових тканин.

Біопсія є ключовим діагностичним методом для визначення наявності раку молочної залози і встановлення його характеристик. Біопсія - це процедура, під час якої зі зразків тканини чи клітин, взятих з підозрілої ділянки в молочній залозі, виготовляється мікроскопічний аналіз. Це дозволяє лікарю отримати точні дані щодо того, чи містить ця ділянка ракові клітини, та інші важливі характеристики.

Типи біопсії:

- аспіраційна біопсія (тонкоголкува). Це найпоширеніший метод забору тканин.

- пункційна біопсія (товстоголкова). Для вилучення зразків тканини використовується товстіша голка.

- трепан-біопсія виконується за допомогою спеціального пістолета для біопсії, що дозволяє забір стовпчика тканини з патологічного вогнища з подальшим вивченням цієї ділянки.

- біопсія молочної залози із застосуванням апарату УЗД. УЗД використовується для точного проведення проколу.

- інцизійна біопсія. Видалення фрагменту пухлини з подальшим гістологічним дослідженням.

- ексцизійна біопсія. Висічення новоутворення з подальшим гістологічним дослідженням.

1.2 Основні виклики в обробці біомедичних зображень

У підрозділі 1.1 ми розглянули основні методи ранньої діагностики раку молочної залози. Усі вони передбачають необхідність обробки та аналізу біомедичних зображень. У підрозділі 1.2 ми розглянемо проблеми, що супроводжують обробку біомедичних зображень.

У таблиці 1 наведено збірний аналіз проблем обробки біомедичних зображень, їх рішення та приклади застосування.

Висока роздільна здатність зображення

Глибинне навчання в аналізі медичних зображень (наприклад, патологічні зразки), вимагає уваги до розміру зображень. Менші зображення потребують менше обчислювальних ресурсів, так як мають менше параметрів для оцінки. Великі медичні зображення, наприклад зображення цілих слайдів (WSI), містять велику кількість пікселів – може доходити до десятків мільярдів. Обробка таких великих зображень залишається проблематичною.

Таблиця 1 – Проблеми обробки біомедичних зображень

Проблема	Рішення	Приклади реалізації
Велика розмірність зображень	Класифікація на рівні кейса, що підсумовує класифікацію на рівні патча або на рівні об'єкта	Bag of Words of local structure, Марковська мережа, Випадковий ліс.
Недостатня кількість маркованих зображень	Навчання з частковим залученням людини; Трансферне навчання (Transfer learning)	SVM, Множинне навчання, Feature extraction, точне налаштування (fine-tuning)
Різні рівні збільшення призводять до різних рівнів інформації	Багатомасштабний аналіз	CNN, texture features, dictionary learning.
Варіації кольору та артефакти	Видалення ефекту зміни кольору	Нормалізація кольору, посилення кольору

Для уникнення значної кількості параметрів для оцінки, великі медичні зображення розділяються на менші ділянки (або "патчі") для окремого аналізу. Така техніка дозволяє проводити аналіз кожної ділянки окремо, включно з виявленням областей інтересу (ROI). Розміри цих патчів можуть збільшуватись залежно від розвитку технологій, що буде сприяти точнішому аналізу.

Однак, обробка більшої кількості патчів може призвести до помилкового класифікування, навіть у випадку, якщо окремі патчі правильно класифіковані. Це можна вирішити шляхом інтеграції результатів з різних патчів шляхом їх

усереднення і класифікації як області інтересу, у випадку, коли вони охоплюються кількома патчами.

Для складніших задач, як визначення стадії метастазів у лімфовузлах, можна застосовувати складніші алгоритми, що враховують декілька областей на одному зображенні для інтеграції рішень на рівні патчів або об'єктів.

Обмежена кількість навчальних вибірок

Використання машинного навчання для аналізу патологічних зображень в медицині часто стикається з такою проблемою як обмежена кількість навчальних даних, на відміну від інших галузей, де часто доступні значні обсяги навчальних даних, що дуже полегшує навчання моделей. Проте у цифровій патології часто не вистачає маркованих даних на рівні патчів або пікселів, мітки можуть бути доступні лише у незначній кількості випадків. Для вирішення цієї проблеми використовуються загальнодоступні дані, як ImageNet, як додаткові навчальні дані. Є в наявності у загальному доступі деякі набори даних з гістопатологічними зображеннями, які можна використовувати для навчання моделей. Але їх може бути складно використати через необхідність ручного маркування. Щоб вирішити цю проблему проводились дослідження щодо доповнення даних тегами, використання слабких міток чи немаркованої інформації, використання попередньо навчених на інших завданнях моделей чи параметрів.

Ефективне розширення даних використовуючи мітки – один зі способів покращення систем. Завдяки скороченню часу, який патологоанатоми присвячують маркуванню зразків у цифрових слайдах, досягається підвищення продуктивності. Застосування простих інструментів графічного інтерфейсу надає можливість патологоанатомам маркувати більше зразків за меншу кількість часу.

Активне навчання полягає в тому, що найбільш цінні не марковані зразки автоматично обираються і надаються для маркування патологоанатомам.

Ще одним методом збільшення набору даних є використання слабких міток або немаркованої інформації. Навіть у випадку невідомого точного місцезнаходження областей інтересу на слайдах, інформація про наявність чи відсутність цих областей отримується з діагнозу на слайдах. Ці так звані слабкі мітки або етикетки надають змогу збільшити об'єм даних і полегшують процес навчання.

У напівкерованому навчанні (Semi-supervised learning, SSL) використовуються як мітковані, так і немітковані дані. Ідея заключається в тому, що немітковані дані використовуються, щоб оцінити справжній розподіл міткованих даних.

Насамкінець, повторне використання параметрів з інших кейсів – навчання з перенесенням (Transfer Learning, TL) може допомогти з проблемою недостатньої кількості навчальних даних. Замість навчання моделі з нуля, використовують параметри раніше навченої схожої моделі.

Проблеми з масштабуванням з'являються через різну природу тканин та характеристик їх клітин. Мікроскопічні зображення з великим збільшенням, зазвичай, відображають форму окремих клітин, зображення з малим збільшенням краще відображають структурні особливості – структури, що складаються з багатьох клітин. Так як ракова тканина має як клітинні, так і структурні аномалії, для відображення повної інформації в більшості випадків необхідно робити зображення з різними рівнями збільшення. Це відображено на рисунку 3.

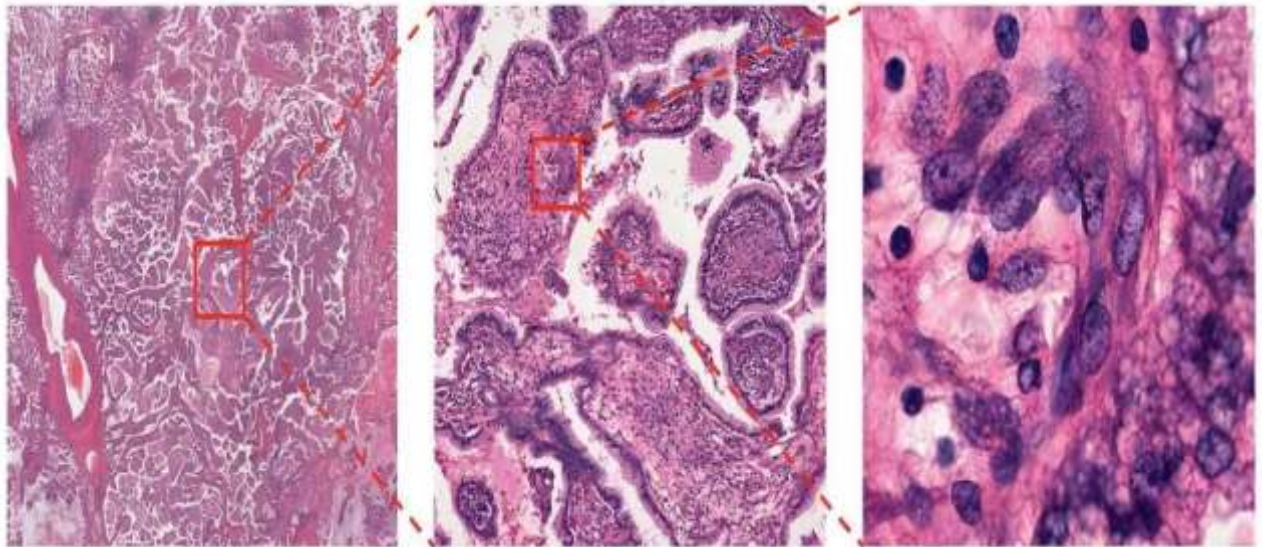


Рисунок 3 – Структура тканинного утворення на різних рівнях збільшення мікроскопа

Діагности змінюють збільшення мікроскопа, щоб отримати різну інформацію на клітинному і тканинному рівнях. Деякі вчені використовують такі зображення з різними рівнями збільшення для машинного навчання, щоб забезпечити врахування різноманітних аспектів тканинної структури.

Відмінності кольору та артефакти

Важливим викликом є варіація кольору, що можна побачити на рис. 4.

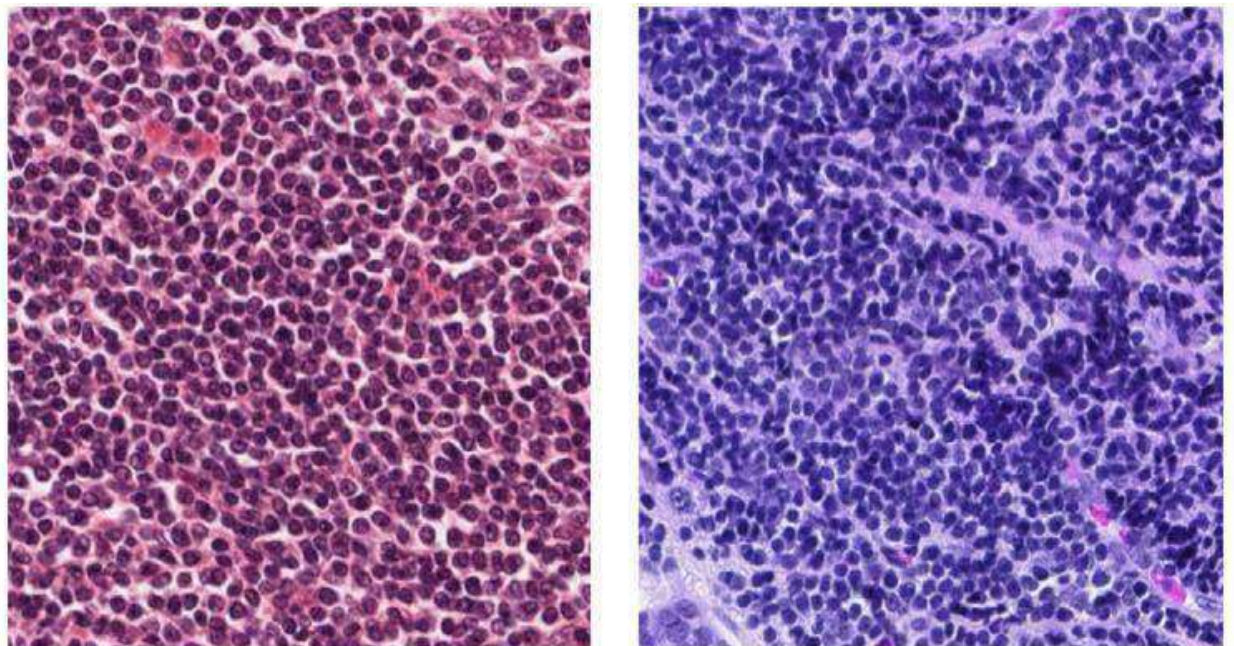


Рисунок 4 – Відмінності у кольорі аналогічних гістологічних зразків

Причиною відмінностей може бути партія реагенту та виробника барвника, товщина тканинного зрізу, спосіб фарбування та модель сканера. Навчання без урахування відмінностей кольору може погіршити роботу алгоритмів машинного навчання. Включення великої кількості даних з кожного сканера для кожного зразка може зменшити вплив відмінностей кольору, але для вирішення було запропоновано кращі методи – перетворення кольорових зразків у градації сірого, нормалізація та покращення кольору. Перетворення у відтінки сірого є найпоширенішим методом, але він втрачає інформацію про колір зображення, яку часто використовують діагности. Нормалізація кольору намагається підлаштувати колір зображення так, щоб колірний розподіл вихідного зображення відповідав колірному розподілу еталона. Але компоненти клітинного і тканинного складу вихідного та еталонного зображень часто відрізняються, тому вимагається попередня обробка, наприклад, виявлення ядерних елементів за допомогою спеціальних алгоритмів. Отже, нормалізація кольору може бути доцільною, якщо зображення мають хоча б частково подібний клітинний і тканинний склад.

1.3 Розгляд наявних рішень у діагностиці раку молочної залози

На основі інформації з підрозділів 1.1, 1.2 ми бачимо важливість правильного вибору медичних зображень.

Найкращі результати аналізу мамографії – основного методу для скринінгу раку молочної залози – показав метод машини опорних векторів.

До цього часу проведено лише кілька досліджень, що досліджували можливість використання згорткових нейронних мереж для розпізнавання раку молочної залози. Вони порівнювали методи машинного навчання, такі як машини опорних векторів, дерева рішень, наївні класифікатори Байєса і k-найближчих сусідів для лейкозних клітин. За результатами досліджень, метод машини опорних векторів мав найкращу точність – 97,13%.

У дослідженнях розглядалася модифікована архітектура згорткової нейронної мережі (CNN) з 9 шарами, котра показала точність 69,99% у класифікації раку і 81,44% у виявленні некрозу [5].

Було досліджено фактори: істинно позитивні, хибнопозитивні результати, точність і чутливість класифікації за допомогою гібридного прогнозування рецидиву раку молочної залози (HPBCR). Чутливість, точність та еквівалентність дерева рішень моделі склали 77%, 95%, 67%, 78%, 75% та 77% відповідно [6].

На сьогодні пропонується наскрізний підхід у локальній класифікації зображень, в якій моделі завчасно навчаються використовуючи повністю анотований набір даних ROI. Результати експерименту показали, що ResNet 50 був точнішим (97%), ніж VGG (84%) [7]. Наскрізний підхід – це тип процесу *deep learning*, де всі параметри навчаються одномоментно, а не поетапно. Проте в цитованій роботі використовувалася проста валідація, яка може бути менш ефективною, ніж k -кратна перехресна перевірка.

У роботі [8], щоб вилучити інформативні ознаки використовувалися методи аналізу головних компонент (PCA). Так як багато потенційно значимих ознак не враховуються в роботі, заснованій на PCA, автори дослідження пропонують збільшити кількість ознак способом випадкового додавання таких ознак, що були витягнуті зі згорткової мережі.

У роботі [9] пропонується метод глибокого навчання щоб виявити мітотичні поділи у молочній залозі. У цій моделі згорткова мережа використовувалась із шаром краудсорсингу, і показник F1 склав 61,33%.

Було розроблено метод глибокого навчання для виявлення раку молочної залози, що показав точність 87,3%. Проведено порівняльний аналіз з SVM. При цьому точність була на 1,5% нижчою, ніж у розробленого методу. Навчальний набір мав 1000 мамографічних зображень, тестовий – 204 знімки [10].

З метою виявлення раку молочної залози вчені використали глибоку нейронну мережу, що показала точність 85%. Було проведено порівняння зі

звичайними штучними нейронними мережами (ШНМ), які показали точність 79% [11]. Автори провели порівняльний аналіз методів, що використовуються для виявлення раку молочної залози, що представлено у таблиці 2.

Таблиця 2 – Порівняння сучасних методів, що використовуються у діагностиці раку молочної залози

Моделі	Кількість навчальної вибірки	AUC
GoogLeNet	2250	0,85
AlexNet	2250	0,84
VGG-Net 16	2250	0,82
ViDi Red	286	0,81
4 Convolutional ANN and 1 fully connected layer	840	0,70
Convolutional Sparse Autoencoder	2244	0,61

Значна кількість досліджень присвячена виявленню раку молочної залози за допомогою штучних нейронних мереж ШНМ, але більшість з них зосереджені на точності досягнених результатів. Однак, важливим є також розуміння того, як часто модель помиляється у класифікації раку.

У [12] запропоновано модифіковану згорткову мережу, що використовує для навчання набір даних BreakHist (7909 мамографічних знімків). Так як цей набір даних був незбалансований, вчені збільшили його обсяг. Було проведено експерименти з аналізом гіперпараметра швидкості навчання (LR) і встановлено його оптимальне значення на рівні 0,001. У експериментах було визначено, що запропонована модель досягає високої точності на навчальних і валідаційних даних за 5000 навчальних ітерацій.

Також відома згорткова нейронна мережа (DenseNet) з точністю 85,6% у виявленні раку молочної залози на гістологічних знімках [13]. У дослідженні

середня помилкова класифікація раку становила 14,4%. Порівняно з моделями CNN, такими як VGG-16, VGG-19, Xception, Resnet і Inception, що досягають 80% точності в багатокласовій класифікації, модель [14] показала середню точність 83,97% для доброякісних і злоякісних пухлин. Ця модель – комбінація Conception і Network, що використовує набір даних BreakHist, який містить 7909 мамографічних знімків з чотирма збільшеннями (40-кратне, 100-кратне, 200-кратне і 400-кратне збільшення). Робота [15] показує, що модель можна навчати більш ефективно та точно за допомогою архітектури DenseNet, яка передбачає, що кожен шар пов'язаний з попереднім, а зв'язки між цими шарами короткі біля входів і виходів.

У статті [16] представлено мережа DenseNet час навчання якої 11 годин. Вчені використали ваги Imagenet і модифікували модель для навчання DenseNet. Всі згорнуті шари у цій моделі заморожені, навчання проходить лише на повністю з'єднаних шарах. Для того, щоб досягти багатомасштабного вилучення ознак використовується Atlas DenseNet. Він інтегрує атомарні згорткові блоки в щільні блоки. Порівняли два набори даних, VASCH і CCG, автори визначили, що середня точність моделі для раку і неракових станів становила 82,50% і 87,05% відповідно.

У дослідженні [17] запропонована модель згорткової нейронної мережі, для якої використовується 400 зображень зі збільшенням у 40 разів для навчання, і 200 зображень для тестування. Були оцінені три архітектури ConvNet: тришарова, чотиришарова та глибока 6-шарова. Дослідження показало, що 6-шарова архітектура показує кращі результати з точністю на 1,06% більше, ніж 4 шарова архітектура.

Також було запропоновано напівкероване навчання (SSL) використовуючи згорткові нейронні мережі. Точність нової моделі складає 82,43%, площа під ROC-кривою становить 88,18% [18]. Автори використали 1874 пари мамографічних зображень, і розробили три рівні вагових даних з застосуванням експоненціальної, гауссівської та лапласівської функцій.

У роботі [19] вчені працюють з методом аналізу головних компонент (PCA) для гібридної нечіткої мережі CNN. Метою цього є зменшення кількості вилучених інформаційних ознак. Також пропонується модель з використанням ШНМ VGG 16 з метою вилучення інформаційних ознак та ШНМ NEFCClass з метою класифікації.

У дослідженні [20] для навчання згорткової нейронної мережі застосовується набір даних ImageNet. Авторами виділяються області розміром 32x32 та 64x64 пікселі. Точність ШНМ зменшується зі збільшенням масштабування.

Представлена модифікація мережі з метою нормалізації мамографічних зображень [21]. Згорткова нейронна мережа та метод опорних векторів (SVM) використовуються для вилучення інформаційних ознак та класифікації відповідно.

У [22] експерименти показали, що точність моделі складає 85% за класифікації на чотири класи і 93% - на два класи. Для експериментів використовували набір даних Breast Cancer Histology Challenge (BACH) розміром 2048 x 1536 пікселів для кожного скану.

У роботі [23] експериментальний аналіз порівнював наявні раніше згорткові мережі LeNet, AlexNet і GoogleNet із новою модифікованою згортковою мережею. Результати показали, що запропонована архітектура згорткової нейронної мережі має перевагу на трьома іншими мережами в класифікації медичних зображень. Точність запропонованої моделі складає 81%. Архітектура запропонованої моделі зображення на рисунку 5 і складається з чотирьох згорткових шарів, двох об'єднаних шарів та двох повнозв'язних шарів. Модель навчали на вибірці з 37198 МРТ-зображень, тестували на 500 МРТ-зображеннях.

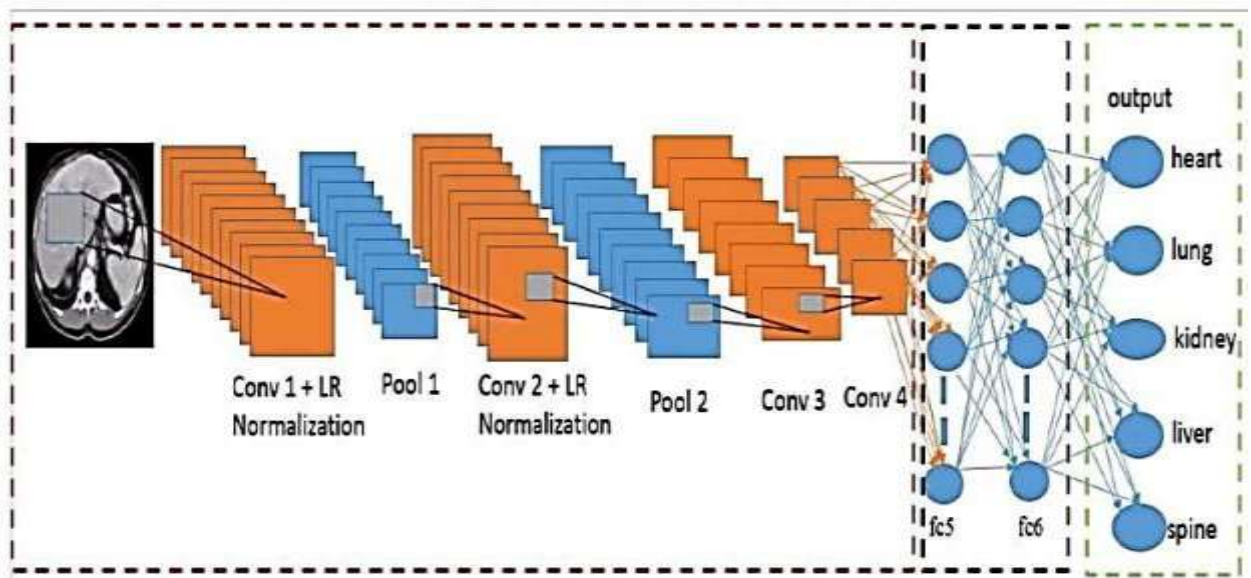


Рисунок 5 – Архітектура модифікованої згорткової нейронної мережі

Було запропоновано модель, яка використовує згорткову мережу Хсептiон для виділення інформаційних ознак та мережу довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) щоб класифікувати дані. Вчені також проводять порівняння різних класифікаторів, яке показує, що найкращі результати досягаються при використанні LSTM з точністю 90,97% [24].

1.4 Постановка задачі

Для досягнення мети роботи передбачається вдосконалення методів для оброблення та оцінки біомедичних зображень з високою точністю.

Основними завданнями, щоб досягти цієї мети, є такі:

1. Аналіз наявних методів та інструментів оброблення медичних зображень. Огляд наявних підходів для обробки медичних зображень.
2. Розробка моделі автоматичного вибору алгоритмів сегментації, що передбачає створення системи, яка може самостійно обирати найкращі алгоритми для сегментації зображень залежно від їхніх характеристик.
3. Розробка згорткової нейронної мережі для класифікації цитологічних та гістологічних зображень.

Для виконання цих завдань необхідно провести аналіз літератури та вихідних даних, розробити моделі, користуючись сучасними методами машинного навчання та обробки зображень.

2 МЕТОДИ, АЛГОРИТМИ ТА ЗАСОБИ ДЛЯ ОБРОБКИ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Основи медичної візуалізації

Сучасні методи медичної діагностики широко використовують візуалізацію внутрішніх структур біомедичних об'єктів. Медична візуалізація (медична інтроскопія) являє собою методику та техніку отримання візуальних зображень внутрішніх органів для клінічного аналізу та медичних втручань [25].

У наукових дослідженнях медична візуалізація є складовою біомедичної інженерії, медичної фізики або медицини, залежно від контексту, такого як отримання зображень (наприклад, рентгенографія), біомедична інженерія, медична фізика та інформатика. Зображення служить для візуального подання інформації і є однією з найефективніших форм представлення діагностичної інформації про органи людини [26].

Медичне зображення являє собою структурно-функціональний образ органів людини, що використовується для діагностики захворювань та вивчення анатомо-фізіологічних характеристик організму [27]. Біомедичне зображення – це структурно-функціональний образ органів людини і тварин, що використовується для діагностики захворювань та дослідження анатомо-фізіологічної структури організму [28].

Медичні зображення не завжди надають достатньої інформації для однозначної ідентифікації захворювань. Класифікація медичних зображень може бути умовною [25, 27]. Основні критерії класифікації біомедичних зображень включають метод отримання, тип та розмір зображення. Класифікацію біомедичних зображень представлено в таблиці 3.

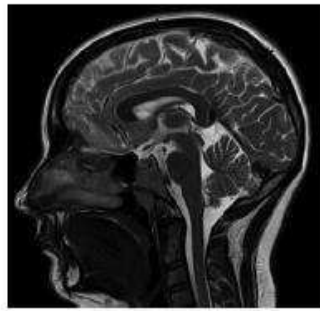
Таблиця 3 – Класифікація медичних зображень

Критерій		
Спосіб отримання зображення	Тип зображення	Розмірність
— Цифрова радіологія — Ультразвук — Мікроскопія — Комп'ютерна томографія — Ядерний магнітний резонанс	RGB зображення Зображення в градаціях сірого (рентгенографія, томографія) Чорно – біле (ультразвукове дослідження)	2D (всі зображення незалежно від способу отримання) 3D (послідовність радіологічних зображень, томографічне зображення динамічного об'єкта)

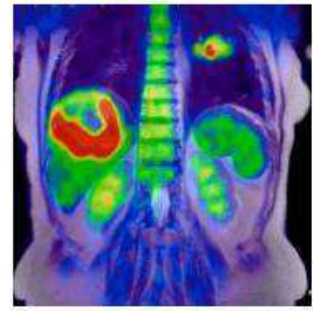
Рентгенографічні зображення — це двовимірні зображення створені завдяки широкому спектру рентгенівського випромінювання (рисунок 6 (а)). Рентгенографія здатна показати внутрішні структури організму, аналогічно радіографією, але з нижчою дозою рентгенівських променів [29]. Магнітно-резонансна томографія (рисунок 6 (б)) формує 2D або 3D зображення в градаціях сірого (МРТ зображення). 2D більш ефективно для вивчення довгих судин. 3D МРТ зображення відображають об'єкт у тривимірному просторі [8].



а) Рентгенографічне
зображення



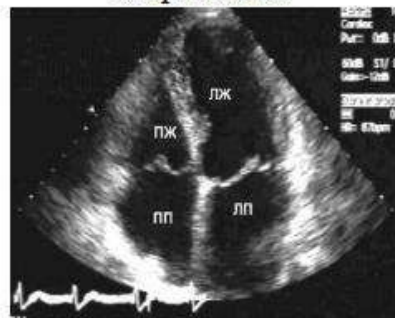
б) МРТ
зображення



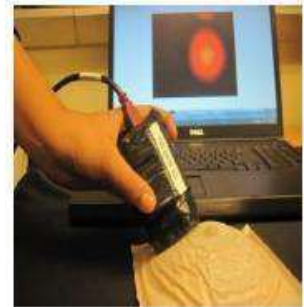
в) ПЕТ
зображення



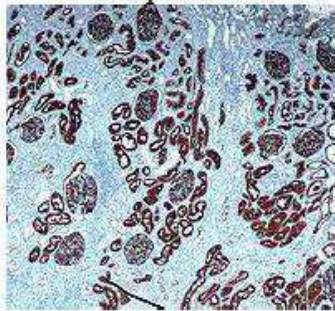
г) УЗД
зображення



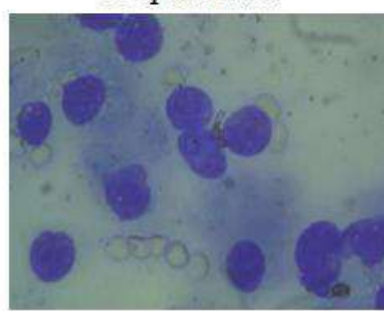
д) ехокардіографічне
зображення



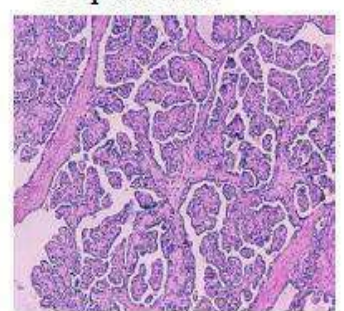
е) ТВ
зображення



є) імуногістохімічне
зображення



ж) цитологічне
зображення



з) гістологічне
зображення

Рисунок 6 – Типи медичних зображень

Позитронно-емісійна томографія (ПЕТ) (рисунок 6в) – метод, що передбачає використання радіофармпрепаратів із міченими ізотопами.

Ультразвукова діагностика (рисунок 6г) використовує високочастотні звукові хвилі для формування зображення.

Ехокардіографія – це метод УЗД для вивчення структур серця (рисунок 6 д).

Тактильна візуалізація (ТВ) (рисунок 6 е) — метод, що перетворює дотик на цифрове зображення.

Імуногістохімія – це метод для визначення протеїнів у клітинах базуючись на реакції антиген-антитіло. В результаті імуногістохімічного дослідження формується двовимірне RGB зображення (рисунок 6 є).

Гістологічні і цитологічні зображення — це RGB зображення, що тримуються після мікроскопічного дослідження зразків клітин чи тканин. Гістологічне дослідження – це один з основних методів онкологічних досліджень, що дозволяє підтвердити чи спростувати онкологічний діагноз (рисунок 6 з).

Цитологічне дослідження вивчає клітини поза межами тканини (рисунок 6 ж). Цитологічний метод виявляє різні патології за тим же методом, що й гістологічне дослідження, але використовується в окремих випадках.

2.2 Обробка біомедичних зображень

Обробка біомедичних зображень – це процес обробки зображень, що отримані за допомогою методів медичної візуалізації. Основні завдання обробки зображень: виявлення об'єктів, визначення їх характеристик, форми, переміщення об'єктів [12].

Технології обробки зображень включають:

попередню обробку, сегментацію, аналіз контурів та текстур, а також класифікацію та розпізнавання зображень [15].

Етапи обробки зображень поділяються на три рівні: нижній, середній і високий. Рисунок 7 відображає цей поділ.

Медицина є ключовою галуззю для застосування комп'ютерного зору як технології, що дозволяє машинам чи програмам аналізувати медичні зображення. Останнім часом активно вивчаються опрацювання та класифікація медичних зображень [16].

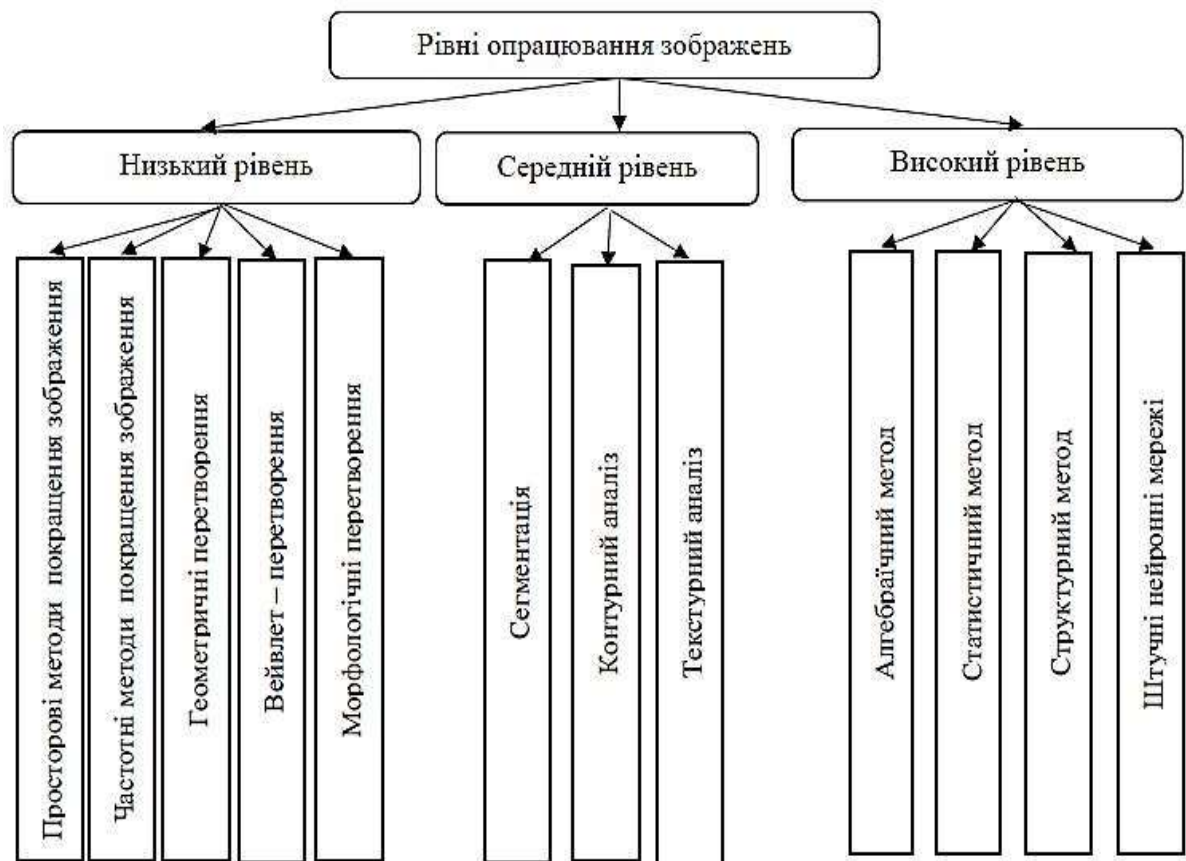


Рисунок 7 – Рівні опрацювання зображень [9]

Попередня обробка зображень

Головним етапом в опрацюванні зображень є їх попередня обробка, адже це неодмінно впливає на якість зображень та точність результатів.

Зображення можуть містити різноманітні шуми, які негативно позначаються на подальших етапах обробки. Існує два основних типи шумів: адитивний гаусівський та імпульсний [21]. Найчастіше шум формується внаслідок передачі зображень через канали зв'язку [22].

Фільтрація зображень використовується для зменшення шумів.

Класифікацію методів фільтрації відображено на рисунку 8.

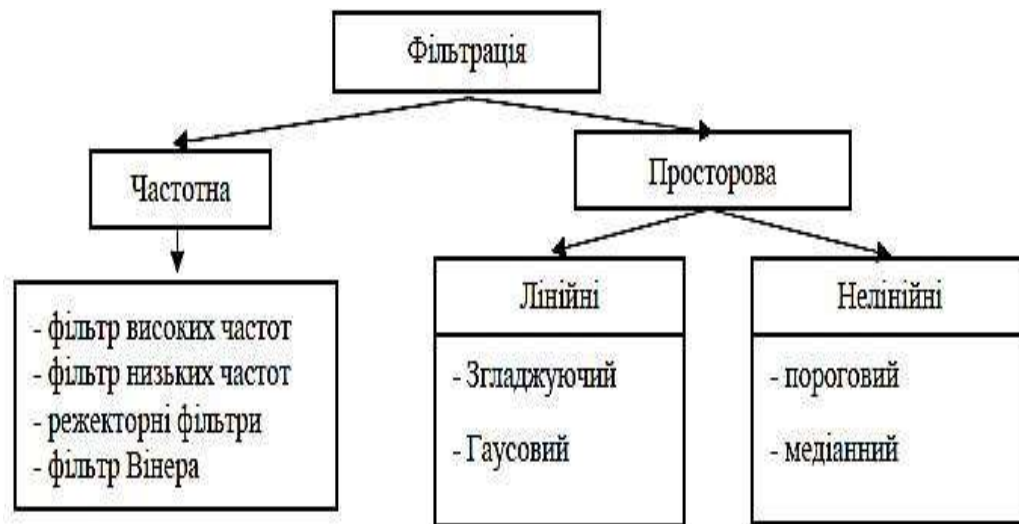


Рисунок 8 – Класифікація цифрових фільтрів [22]

На сьогодні [24] розроблено обчислювальний метод на основі градієнтного фільтру, який дозволяє ефективно визначати контури об'єктів та зменшувати неважливу інформацію, яка формується на зображенні.

Частотні фільтри спрямовані на формування однієї частотної смуги. Наявні високочастотні (ФВЧ) та низькочастотні (ФНЧ) фільтри. Фільтр, який пригнічує низькі частоти та пропускає високі, називається високочастотним. Фільтр, що пригнічує високі частоти та пропускає низькі, відомий як низькочастотний [25, 26].

Коригування яскравості використовується для виокремлення окремих мікрооб'єктів [30].

Серед сучасних методів автоматичного покращення зображень наявні гістограмне вирівнювання, контрастно-адаптивне вирівнювання гістограми, Multi Scale Retinex (MSR).

Сегментація – це процес поділу цифрового зображення на сегменти. Мета сегментації – полегшення аналізу і спрощення представлення зображення [13]. Методи сегментації наведено на рисунку 9.



Рисунок 9 – Методи сегментації зображень

Одним з поширених методів кластеризації є метод k -середніх. Перевагою цього методу є висока швидкість обробки. Метою цього методу є зменшення середньоквадратичного відхилення точок кластера від центру. Перевагою сегментації методом гістограм є те, що пікселі можуть бути пройдені лише один раз. Гістограма розраховується для кожного пікселя зображення. Для ідентифікації кластерів на зображенні використовуються мінімальні та максимальні значення.

Методи виявлення країв користуються різницею яскравості по межах областей, щоб виділити окремі сегменти. Проте деякі регіони на зображенні не мають чітких меж, тож об'єкти не можуть бути розділені. Тому це є недоліком методу виявлення країв

При сегментації на основі графу пікселі асоціюються з вершинами, а ваги ребер визначаються тим, наскільки схожі сусідні пікселі.

Метод водозбору полягає у розділенні сегментів за допомогою математичного морфологічного алгоритму.

Контурний аналіз застосовується для ідентифікації об'єктів, представлених зовнішніми контурами. Методи контурного аналізу включають методи активного контуру, методи активного контуру без виділення передньої межі та детектори Кенні [31].

Статистичний текстурний аналіз має в основі обчислення матриць суміжності. Ці матриці враховують яскравість та взаємне розташування об'єктів.

Методи обробки високого рівня зображень

Глибинне навчання (deep learning) має високу ефективність у завданнях комп'ютерного зору, включаючи класифікацію зображень, виявлення об'єктів та семантичну сегментацію.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) - це математичні моделі, які базуються на основах роботи біологічних нейронних мереж. Алгоритм навчання ШНМ на основі навчальних даних аналізує структуру цих даних і встановлює залежність між вхідними і вихідними даними [32]. Основні методи навчання – навчання з вчителем, навчання з підкріпленням та навчання без вчителя.

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) виділяють основні ознаки зображень та розпізнають їх.

Мащини опорних векторів (SVM) - це набір алгоритмів керованого навчання, що використовується для класифікації та регресійного аналізу; особливість SVM – безперервне зменшення помилки класифікації.

Алгоритм AdaBoost використовується для покращення класифікатора шляхом об'єднання його в комітети; кожен комітет нового класифікатора заснований на об'єктах, хибно класифікованих попередніми комітетами.

Байєсівський класифікатор має за основу теорему Байєса для визначення ймовірності належності об'єкта до одного з класів.

2.3 Програми та автоматизовані системи для обробки зображень

На сьогодні є багато програмних пакетів і бібліотек для роботи з зображеннями. На рисунку 10 показано найпопулярніші графічні бібліотеки.

CImg – бібліотека, яка має найновіші методи обробки зображень, розфарбовування спотворених, зашумлених зображень.

Java2D – бібліотека, що може проводити обробку зображення в різних форматах і кольорах.

OpenCV – бібліотека функцій та алгоритмів для комп'ютерного зору. Має відкритий вихідний код.

MATLAB Image Processing Toolbox – інструмент для обробки зображень у MATLAB.

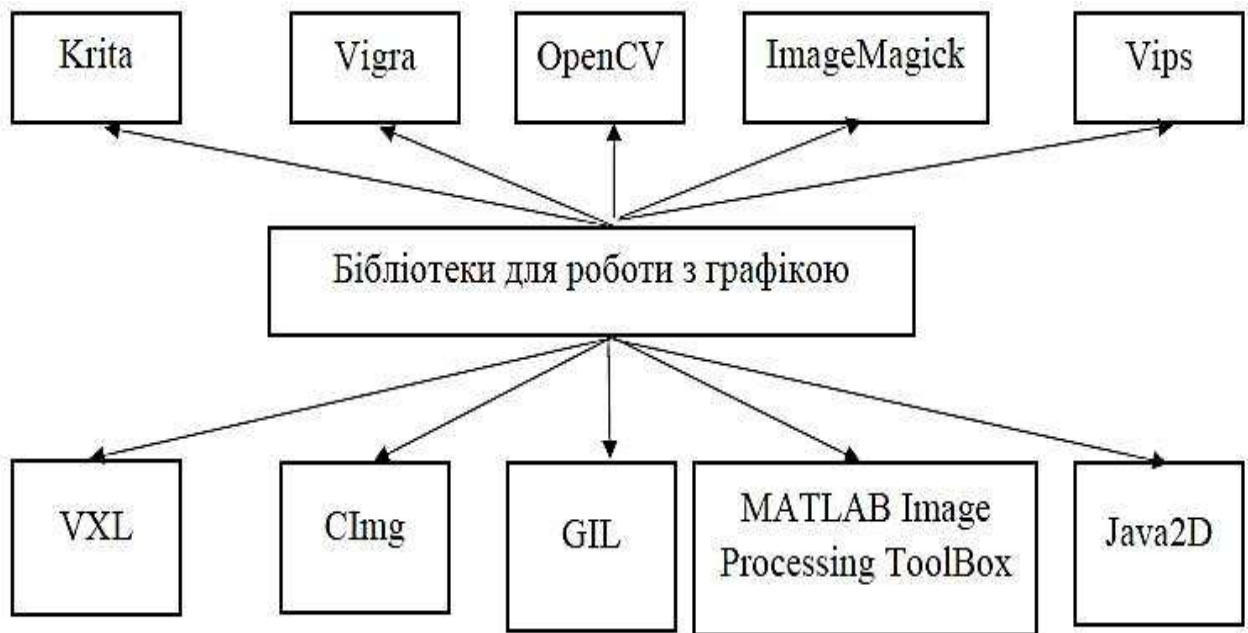


Рисунок 10 – Бібліотеки для роботи із зображеннями

Автоматизовані системи мікроскопії (АСМ) – це програмно-апаратні комплекси для автоматизації діагностики, які включають апаратне (мікроскоп, відеокамера) і програмне забезпечення. Серед поширених САМ можна виділити наступні: VideoTest Morpho 5.2, MEKOS-C2, AnalySIS Five, Ariol, TissueFAXS, BioImageXD, BioVision, analySIS FIVE, DiaMorph, ImageJ, Motic Images Advanced 3.2.

З ТЕХНОЛОГІЯ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ РАКУ МОЛОЧНОЇ ЗАЛОЗИ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

3.1 Формування наборів навчальних даних

Система комп'ютерного аналізу мамографії складається з трьох етапів: попередня обробка зображення, виявлення пухлин на зображенні за допомогою алгоритму YOLO і класифікація за допомогою згорткової нейронної мережі Inception-V3.

Щоб підготувати набір даних були проведені наступні етапи:

1. Аналіз XML-файлу для визначення локалізації пухлини.
2. Перетворення отриманих даних у формат, що зчитується алгоритмом YOLO: [клас виявленого об'єкта, центр обмежувальної рамки по осі x, центр рамки по осі y, ширина рамки, довжина рамки].
3. Обрізання зображення в межах грудної клітки, видалення фону, що не містить інформації, і вирівнювання координат YOLO з обрізаним зображенням.
4. Виконання адаптивного вирівнювання гистограми з обмеженням контрасту з метою перерозподілу інтенсивності пікселів. Цей етап покращує видимість пухлини і її вирізнення серед навколишніх тканин.
5. Нормалізація зсуву, що необхідна для усереднення розподілу інтенсивності пікселів зображення в ділянці молочної залози. Нормалізація зсуву виконується в якості вибору максимального та мінімального значень інтенсивності з гистограми інтенсивності зображення. Потім ці значення використовують для обрізання значень інтенсивності зображення та для нормалізації значень пікселів.
6. Створення 3-канальних зображень.
7. Етап класифікації – визначення пухлини та області інтересу, що містить пухлину – рисунок 11.

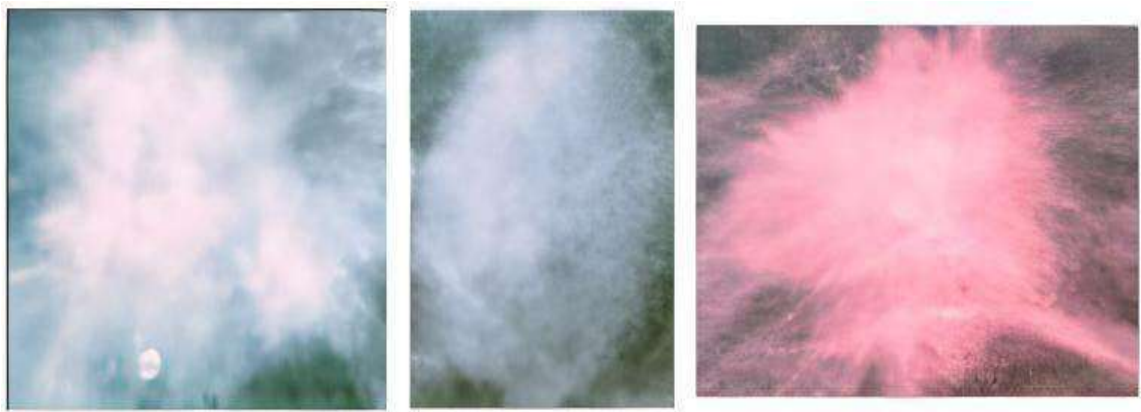


Рисунок 11 – Приклади ділянок із пухлинами

8. Розділення даних на навчальні і тестові набори.
9. Розширення набору даних – обертання кожного зображення в навчальному наборі даних YOLO-V4 на випадковий кут.

Зображення зберігаються у форматі png, а інформація про пухлину – у форматі txt.

Обробка тренувальних даних була здійснена за допомогою мови програмування Python у середовищі розробки PyCharm. Для цього були використані такі бібліотеки, як NumPy, OpenCV, Pydicom, Pillow, pandas та scikitimage. Код програми, що відповідає за попередню обробку тренувальних даних, подано у додатку А.

3.2 Навчання моделі неймережі YOLO-V4

Під час навчання моделі YOLO-V4 одним із ключових етапів є створення конфігураційного файлу, який включає всі налаштування для архітектури мережі. Цей файл містить налаштовувані розділи, такі як [net], [convolutional], [shortcut] та [yolo]. Правильне налаштування параметрів мережі є важливим для досягнення позитивних результатів під час навчання. Перед початком тренування необхідно визначити такі параметри:

Для тренувальної вибірки був обраний розмір зображення 832x832 для висоти і ширини, щоб забезпечити однакові розміри всіх зображень. Це

дозволяє зберегти деталі зображення та мінімізувати зміни розміру. Вибір розміру 832x832 визначений як максимальний, що допускається для тренування моделі YOLO при наявних обчислювальних ресурсах. Хоча це може сповільнити процес тренування, воно забезпечує більшу точність моделі у кінцевому результаті.

Параметр «Batch = 64» визначає кількість зображень, які будуть оброблені за один раз під час кожної ітерації перед оновленням вагових коефіцієнтів моделі. Важливо збалансувати вибір цього значення, оскільки воно впливає на ефективність тренування моделі. Занадто мале значення може призвести до тривалого часу навчання, оскільки модель оброблятиме обмежену кількість різноманітних зразків з тренувального набору даних на кожній ітерації, що може спричинити нестабільні оновлення вагових коефіцієнтів. Водночас велике значення цього параметра вимагатиме значної кількості оперативної пам'яті. З урахуванням обмежених обчислювальних ресурсів і пам'яті було обрано значення 64 для кількості зображень, які обробляються за одну ітерацію.

Параметр «Subdivisions = 32» визначає кількість підгруп загальної кількості зразків зображень (міні-пакетів). Розділення всіх зображень, які використовуються під час ітерації, дозволяє послідовно обробляти меншу кількість зображень за один раз. Це допомагає обійти обмеження пам'яті графічного процесора та забезпечити ефективне тренування моделі.

Параметр «Channels = 3» визначає кількість каналів у зображенні. На етапі попередньої обробки одноканальні мамограми були перетворені на триканальні зображення. Це перетворення дозволило врахувати більше інформації під час тренування моделі, оскільки тепер кожен піксель має три значення інтенсивності замість одного.

Параметр «Max batches» визначає максимальну кількість навчальних ітерацій. Це допомагає контролювати тривалість тренування та забезпечити оптимальне навчання моделі.

Параметр «Classes = 1» визначає кількість різних типів об'єктів, які алгоритм може виявити. У цьому випадку модель налаштована на виявлення пухлин без подальшої детальної класифікації.

Параметр «Filters = 18» встановлюється для кожного згорткового шару перед шаром YOLO. Він вказує кількість фільтрів, що використовуються у відповідному згортковому шарі. Фільтри – це невеликі матриці ваг з однаковими розмірами, які використовуються для виявлення візуальних особливостей у зображеннях. Кількість фільтрів розраховується відповідно до потреб архітектури мережі.

Модель YOLO-V4 для виявлення пухлин була навчена на платформі Google Colab, яка забезпечує доступ до великої обчислювальної потужності та пам'яті завдяки графічному процесору V100. Процес навчання тривав 12 годин.

Для оцінки ефективності моделі необхідно провести її тестування. Під час тестування було використано 82 тестові зображення, які модель раніше не бачила. Найкращий результат було досягнуто після 3500 ітерацій, результати продемонстровано на рисунку 12.

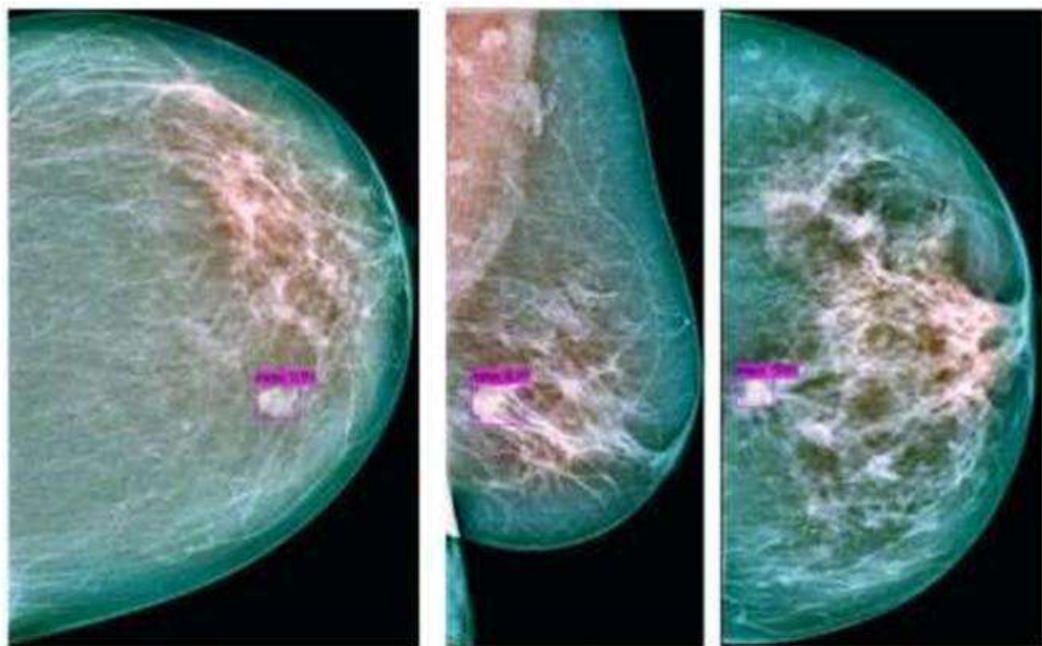


Рисунок 12 – Мамограми із тестової вибірки із виявленими пухлинами

Точність даної моделі становить 92 %. Вона була визначена за допомогою відношення правильно визначених значень до загальної кількості передбачених значень.

3.3 Навчання моделі нейронної мережі Inception-V3

Перед початком навчання моделі Inception-V3 розміри зображень були змінені до 250×250 . Для проведення багатокласової класифікації модель була модифікована шляхом видалення верхніх шарів та додавання двох повнозв'язних шарів.

Перший з цих шарів має 896 нейронів і використовує функцію активації ReLU. Ця функція активації зарекомендувала себе як ефективна у штучних нейронних мережах, оскільки забезпечує нелінійність моделі. Її ефективність полягає в тому, що лише певна частина нейронів активується в кожен момент часу, тоді як інші залишаються неактивними. Це дозволяє моделі виражати складні залежності між вхідними та вихідними даними.

Також була застосована регуляризація для запобігання перенавчанню моделі та покращення її здатності до узагальнення. Було обрано використання L2 регуляризації з коефіцієнтом регуляризації 0,01. Основна ідея L2 регуляризації полягає у додаванні штрафного члена до функції втрат, що стимулює модель уникати великих значень вагових коефіцієнтів. Цей штрафний член обчислюється як сума квадратів всіх вагових коефіцієнтів моделі, помножена на коефіцієнт регуляризації λ .

Другий доданий шар складається з 4 нейронів і використовує функцію активації softmax, що застосовується у задачах багатокласової класифікації. Ця функція перетворює вихідні значення нейронів у вектор ймовірностей для кожного класу, які знаходяться у діапазоні від 0 до 1.

Для процесу навчання був використаний оптимізатор Adam з коефіцієнтом швидкості навчання 0,0007. Adam - це алгоритм оптимізації на

основі градієнтного спуску, який прискорює процес навчання моделі завдяки здатності автоматично налаштовувати значення коефіцієнта швидкості навчання під час тренування нейронної мережі.

Модель для класифікації пухлин Inception-V3 була навчена в середовищі Google Colab з використанням графічного процесора T4 протягом 200 ітерацій. У результаті точність склала 82 %.

3.4 Інтерфейс користувача

Інтерфейс програми обробки медичних зображень відіграє важливу роль у забезпеченні ефективності та точності діагностики.

Інтерфейс програми обробки медичних зображень є критичним елементом для забезпечення успішності і точності діагностики. Він визначає зручність та ефективність взаємодії лікарів з програмним забезпеченням, що відповідає за аналіз важливих клінічних даних. Якісний інтерфейс дозволяє медичним фахівцям швидко здійснювати навігацію, аналізувати та інтерпретувати медичні зображення, забезпечуючи при цьому високу точність і надійність виявлення патологій і захворювань. Його функціональність і зручність використання не лише сприяють покращенню результатів обробки зображень, але і значно впливають на кінцевий успіх лікування та діагностики пацієнтів.

Процес розробки інтерфейсу для програми аналізу медичних зображень є складним і вимагає врахування різних аспектів для забезпечення ефективності та користувацької зручності. Цей процес включає:

Аналіз потреб користувачів: Початковий етап полягає в ретельному аналізі потреб медичних фахівців, які будуть використовувати програму. Це включає визначення типів зображень, які потрібно аналізувати, функціональних вимог до програми та інтерфейсних особливостей, які полегшать їхню роботу.

Проектування користувацького інтерфейсу: На основі отриманих відгуків і вимог розробників проектується структура інтерфейсу. Важливо враховувати зручність навігації, доступ до основних функцій, організацію інформації та ергономіку для забезпечення мінімальної помилковості в роботі.

Розробка функціональності інтерфейсу: Крок включає реалізацію функціональних можливостей, які необхідні для обробки та аналізу медичних зображень, таких як завантаження, обробка, візуалізація і аналіз результатів.

Тестування і затвердження: Після розробки інтерфейсу він піддається інтенсивному тестуванню для виявлення помилок, відповідності функціональним вимогам і задоволення користувацьких потреб. Після успішного завершення тестів інтерфейс готується до випуску.

Підтримка і покращення: Після випуску програми здійснюється підтримка і можливі покращення інтерфейсу на основі отриманих відгуків користувачів та нових вимог до програми.

Кожен з цих етапів відіграє важливу роль у створенні програмного інтерфейсу для аналізу медичних зображень, що відповідає високим стандартам точності, зручності використання та безпеки.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ

У сфері біомедичної інженерії важливі аспекти охорони праці включають: Безпека експлуатації медичного обладнання: Робота з медичними приладами може мати ризики, пов'язані з електрикою, високим тиском, радіацією та іншими чинниками. Належна підготовка та дотримання правил безпеки є важливими для уникнення травм та нещасних випадків. Взаємодія з хімічними речовинами: При роботі з медичними матеріалами та препаратами може виникати контакт з хімічними речовинами. Дотримання правил використання та зберігання цих речовин допомагає уникнути отруєння та інших проблем зі здоров'ям.

Дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях відбувалася в приміщенні, яке обладнане комп'ютеризованими робочими місцями. На працівника могли мати вплив такі небезпечні та шкідливі виробничі фактори:

1. Фізичні:

- підвищена запиленість та загазованість повітря робочої зони;
- підвищений рівень шуму на робочому місці;
- підвищена чи понижена вологість повітря;
- підвищений рівень статичної електрики;
- підвищений рівень електромагнітного випромінювання;
- недостатня освітленість робочої зони.

2. Психофізіологічні: розумове перевантаження; перенапруга аналізаторів; статичне перевантаження.

Відповідно до визначених факторів розробляємо рішення щодо безпечного виконання роботи під час дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях.

4.1 Технічні рішення щодо безпечного виконання роботи

4.1.1 Обладнання робочого місця

Робоче місце дослідника нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях обладнане великою кількістю технічних пристроїв. Це перш за все персональний комп'ютер, принтер, сканер, ксерокс, і різноманітні засоби телефонного зв'язку.

Організація робочого місця проектувальника забезпечує відповідність усіх елементів робочого місця та їх розташування ергономічним вимогам характеру та особливостями трудової діяльності.

При розміщенні робочих місць з ПК було дотримано таких вимог:

- відстань між бічними поверхнями ПК менша за 1,2 м;
- відстань між тильною поверхнею однієї ПК та екраном іншої не менша 2,5 м;
- прохід між рядами робочих місць не менший 1 м. Вимоги цього пункту щодо відстані між бічними поверхнями ПК та відстані між тильною поверхнею однієї ПК та екраном іншого враховуються також при розміщенні робочих місць з ПК в суміжних приміщеннях, з урахуванням особливостей стін та перегородок.

Організація робочого місця, яке передбачає використання ПК для управління технологічним обладнанням повинна передбачати:

- достатній простір для працівника;
- вільну досяжність органів ручного управління в зоні моніторного поля: відстань по висоті – 900-1330 мм, по глибині – 400-500 мм;
- розташування екрану ПК в робочій зоні, яке забезпечувало б зручність зорового спостереження, а також зручність використання ПК під час коригування керуючих програм одночасно з використання основних виробничих операцій;
- можливість повертання екрану ПК навколо горизонтальної та

вертикальної осі.

Конструкція робочого місця проектувальника (при роботі сидячи) забезпечує підтримання оптимальної робочої пози з такими ергономічними характеристиками:

- ступні ніг – на підлозі або на підставці для ніг;
- стегна – в горизонтальній площині;
- передпліччя – вертикально;
- лікті – під кутом 70° - 90° до вертикальної площини;
- зап'ястя зігнуті під кутом не більше 20° відносно горизонтальної площини;
- нахил голови - 20° відносно вертикальної площини.

Розміщення принтера на робочому місці забезпечує добру видимість екрану ПК, зручність ручного керування пристроєм введення-виведення інформації в зоні досяжності моторного поля: по висоті 900-1300 мм, по глибині 400-500 мм.

Висота робочої поверхні столу для ПК має бути в межах 680-800 мм, а ширина – забезпечувати можливість виконання операцій в зоні досяжності моторного поля. Рекомендовані розміри столу: висота – 725 мм, ширина – 600-1400мм, глибина – 800-1000 мм.

При приміщеннях з ПК мають бути обладнані побутові приміщення для відпочинку під час роботи, кімната психологічного розвантаження. В кімнаті психологічного розвантаження слід передбачити встановлення пристроїв для приготування й роздачі тонізуючих напоїв, а також місця для занять фізичною культурою.

Щодо вимог до режимів праці і відпочинку при роботі з ПК то під час роботи з ПК для збереження здоров'я працівників, запобігання профзахворюванням і підтримки працездатності встановлюються внутрішньо змінні регламентовані перерви для відпочинку.

У випадках, коли виробничі обставини не дозволяють застосовувати регламентовані перерви, тривалість безперервної роботи з ВДТ не повинна перевищувати 4 годин.

Усю будівлю, в тому числі і досліджуване приміщення, електрифіковано згідно з усіма відповідними нормами.

Лінії електромережі ПК, у приміщенні, де відбувалося дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях виконані як окрема групова трипровідна мережа шляхом прокладання фазового, нульового робочого та нульового захисного провідників (заземлення або занулення), причому площі перерізу нульового робочого і нульового захисного провідника повинні не менші за площу перерізу фазового провідника.

Заборонено під'єднувати обладнання до звичайної двопровідної електричної мережі, зокрема з використанням перехідних пристроїв. Електромережі штепсельних з'єднань та електричних розеток виконані за магістральною схемою, по 3-6 в одному колі. Оскільки вони розташовані уздовж стін, то провідники прокладені по підлозі в металевих трубах і гнучких металевих рукавах. Металеві трубки і гнучкі металеві рукави заземлені.

4.2 Технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії

4.2.1 Мікроклімат

Мікроклімат у виробничих приміщеннях описує умови внутрішнього середовища, що впливають на тепловий обмін працівників з їхнім оточенням. Ці умови визначаються за допомогою таких факторів, як температура, відносна вологість, швидкість руху повітря, температура поверхонь, що оточують людину, а також інтенсивність теплового (інфрачервоного) випромінювання. Показниками, що характеризують мікроклімат, є: температура повітря ($^{\circ}\text{C}$), відносна вологість повітря (%), швидкість руху повітря (м/сек.), інтенсивність теплового випромінювання ($\text{Вт}/\text{м}^2$).

Робота дослідника нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях за енерговитратами відноситься до категорії 1a [36]. Допустимі параметри мікроклімату для категорії 1a (згідно ДСН 3.3.6.042-99 [37]) наведені в табл. 4.

Таблиця 4 – Параметри мікроклімату

Період року	Допустимі		
	t, °C	W, %	V, м/с
Теплий	22-28	55	0,1-0,2
Холодний	21-25	75	0,1

Для забезпечення відповідності встановленим стандартам щодо мікроклімату та чистоти повітря використовується система вентиляції. Загальна вентиляція служить для підтримання необхідних умов у приміщенні, а місцеві вентилятори використовуються для охолодження комп'ютерів та іншого обладнання. У холодні місяці року передбачено опалювання приміщення, яке здійснюється за допомогою центральної водяної системи опалення.

4.2.2 Склад повітря робочої зони

В приміщенні, де здійснюється дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях, можливими забруднювачами повітря може бути офісна техніка та пил, який потрапляє ззовні.

Загазованість – це наявність різноманітних газів у повітрі робочої зони, які, потрапляючи в організм людини через органи дихання, шкіряний покрив, шлунково-кишковий тракт, можуть спричинити отруєння й враження органів і систем життєзабезпечення. У зв'язку з цим сучасні методи виявлення

отруйних речовин у повітрі й захист від них мають велике значення для забезпечення сприятливих умов для роботи. Для цього відбирають проби повітря на основних робочих місцях. За результатами аналізу взятих проб повітря судять про ступені шкідливості повітряного середовища.

ГДК шкідливих речовин, які знаходяться в досліджуваному приміщенні, наведені в таблиці 5.

Таблиця 5 – ГДК шкідливих речовин у повітрі

Назва речовини	ГДК, мг/м ³		Клас небезпечності
	Максимально разова	Середньо добова	
Фенол	0,01	0,01	3
Пил нетоксичний	0,5	0,15	4
Озон	0,16	0,03	1

Окрім хімічного складу, важливо також, щоб повітря мало певний іонний склад. У повітрі містяться негативні й позитивні іони. У закритих приміщеннях легкі іони поглинаються в процесі дихання, а також пилом, одягом тощо. Тому ступінь іонізації вважається досить добрим індикатором чистоти повітря. Експериментально підтверджено негативну дію деіонізованого повітря. У людей з'являються сонливість, головний біль, підвищується артеріальний тиск тощо. Параметри іонного складу повітря на робочому місці, що обладнане ПК, повинні відповідати допустимим нормам (табл. 6).

Таблиця 6 – Рівні іонізації повітря приміщень при роботі на ПК

Рівні	Кількість іонів в 1 см ³	
	n+	n-
Мінімально необхідні	400	600
Оптимальні	1500-3000	3000-5000
Максимально необхідні	50000	50000

Забезпечення складу повітря робочої зони здійснюється за допомогою системи кондиціонування повітря, регулярного провітрювання, та вологого прибирання.

4.2.3 Виробниче освітлення

Виробниче освітлення нормується на робочих поверхнях.

Обираючи систему освітлення, виходять з погляду економічності або гігієнічності. Система комбінованого освітлення більш економічна і дозволяє на робочих місцях створювати високу освітленість. Система загального освітлення з погляду гігієни праці краща, тому що вона дозволяє створити рівномірний розподіл освітленості у всьому приміщенні, усунути різкі тіні й контрасти.

Норми освітленості при штучному освітленні та КПО (для III пояса світлового клімату) при природному та сумісному освітленні під час дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях (згідно ДБН В.2.5-28-2018 [38]) зазначені у таблиці 7:

Таблиця 7 - Норми освітленості в приміщенні

Характеристика зорової роботи	Найменший розмір об'єкта розрізнення	Розряд зорової роботи	Підрозряд зорової роботи	Контраст об'єкта розрізнення з фоном	Характеристика фона	Освітленість, лк		КПО, e_n , %			
						Штучне освітлення		Природне освітлення		Сумісне освітлення	
						Комбіноване	Загальне	Верхнє або верхнє	Бокове	Верхнє або верхнє і бокове	Бокове
Високої точності	0,3 -0,5	III	г	великий	світлий	700	300	5	2	3	1,2

Для забезпечення достатнього освітлення передбачені такі заходи:

- 1) Максимально можливе бічне природне освітлення.
- 2) Штучне освітлення в приміщеннях з робочим місцем, обладнаним ВДТ, має здійснюватись системою загального рівномірного освітлення.
- 3) Для захисту від прямих сонячних променів, які створюють прямі та відбиті відблиски з поверхні екранів ПК і клавіатури повинні бути передбачені сонцезахисні пристрої, вікна повинні мати жалюзі або штори.

4.2.4 Виробничий шум

Шум – це найпоширеніше явище у промисловому виробництві. Не становить великих труднощів виявити наявність підвищених шумів і провести необхідні заміри, але зниження рівня шумів може вимагати істотних витрат.

Нормування шуму для робочих місць регламентується санітарними нормами ДСН 3.3.6.037-99 [39] та державним стандартом. Для постійних шумів нормування ведеться по граничному спектру шуму.

Під час дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях допустимі рівні звукового тиску повинні відповідати ГС, а рівні звуку L_A не повинні перевищувати 50 дБА (таблиця 8).

Таблиця 8 – Допустимі рівні звукового тиску і рівні звуку для постійного широкополосного шуму

Характер робіт	Допустимі рівні звукового тиску (дБ) в стандартизованих октавних смугах зі середньгеометричними частинами (Гц)									Допустимий рівень звуку, дБА
	32	63	125	250	500	1000	2000	4000	8000	
Наукова і творча діяльність	86	71	61	54	49	45	42	40	38	50

Основними заходами боротьби з шумом є усунення або ослаблення причин шуму в самому його джерелі у процесі роботи, використання звукопоглинаючих матеріалів, раціональне планування виробничих приміщень.

4.2.5 Виробничі випромінювання

Оскільки дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях проводилася за допомогою ПК, то на робочому місці проектувальника можливий підвищений рівень електромагнітного випромінювання.

Сучасні наукові теорії не мають єдності щодо обґрунтування механізму впливу ЕМП на людину, особливо у випадку слабких електромагнітних випромінювань. Ступінь і характер впливу ЕМП на організм людини залежать: від інтенсивності випромінювання; частоти коливань; площі поверхні тіла, що опромінюється; індивідуальних особливостей організму; режиму опромінення (безперервний чи переривчастий); тривалості впливу; комбінованої дії інших факторів виробничого середовища. У діапазонах промислової частоти, радіочастот, інфрачервоного і частково ультрафіолетового світла електромагнітні поля чинять тепловий вплив,

Допустимі значення параметрів неіонізуючих електромагнітних випромінювань від монітору комп'ютера представлені в табл. 9.

Таблиця 9 – Допустимі значення параметрів неіонізуючих електромагнітних випромінювань

Види поля	Допустимі параметри поля		Допустима поверхнева щільність потоку енергії (інтенсивність потоку енергії), Вт/м ²
	за електричною складовою (E), В/м	за магнітною складовою (H), А/м	
Напруженість електромагнітного поля, 6 кГц...3 МГц	50	5	
3 МГц...30МГц	2	-	
30 МГц...5 ГГц	-	-	10
Електромагнітне поле оптичного діапазону в ультрафіолетовій частині спектру: УФ-С (220...280 нм)			0,001
УФ-В (280...320 нм)			0,01
УФ-А (320...400 нм)			10,0
в інфрачервоній частині спектру: 0,76... 10,0 мкм			35,0... 70,0
Напруженість електричного поля ВДТ			20 ВВ/м

Захист персоналу від впливу електромагнітних полів здійснюється шляхом проведення організаційних та інженерно-технічних, лікувально-профілактичних заходів, а також використання засобів індивідуального захисту.

Таким чином, умови праці дослідника нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях в цілому відповідають існуючим санітарно-гігієнічним нормам.

4.3 Пожежна безпека

В приміщенні, де здійснювалося дослідження нейромережевої технології пошуку новоутворень на томографічних зображеннях використовуються тільки негорючі речовини та матеріали у холодному стані, за ступенем вибухопожежної та пожежної небезпеки приміщення відноситься до категорії «Д». Пожежну небезпеку несуть у собі лише кабельні електропроводки до обладнання, що є припустимим для даної категорії приміщень.

За вогнестійкістю будинок відноситься до другої категорії [40], що відповідає вимогам [41]. Робоча зона приміщення віднесена до класу вибухонебезпечності В-IIа та пожежонебезпечності П-IIа, оскільки вибухонебезпечна концентрація пилу і волокон може утворюватися лише внаслідок аварії або несправності.

4.3.1 Технічні рішення системи запобігання пожежі

У досліджуваному приміщенні немає легко займистих, самозаймається і вибухових речовин, потужних електроустановок і іскристого обладнання, механізмів з рухомими частинами, знос і корозія яких могли б призвести до пожежі. Всі основні причини виникнення пожежі практично виключені, однак для запобігання виникнення пожежі доцільні такі заходи:

- призначення осіб, що відповідальні за пожежну безпеку приміщення;
- щорічне проведення повторних протипожежних інструктажів та занять за програмою пожежно-технічного мінімуму з особами, що відповідальні за пожежну безпеку;
- утримання в справному стані засобів протипожежного захисту;
- своєчасне інформування про несправність пожежної техніки, систем протипожежного захисту, водопостачання тощо.

4.3.2 Технічні рішення системи протипожежного захисту

Правила пожежної безпеки в досліджуваному приміщенні наступні:

- для всіх споруд і приміщень з ПК повинні визначатися категорії вибухо- і пожежонебезпеки та класу зон за Правилами влаштування електричних установок, значення яких вказують на дверях;
- носії інформації зберігаються в металевих касетах на негорючих стелажах і шафах, які разом з перфокартами, магнітними стрічками, пакетами магнітних дисків розміщуються у відокремлених приміщеннях;
- звукопоглинальне облицювання стін та стелі необхідно виготовляти з негорючих або важкогорючих матеріалів;
- для промивання деталей використовують мийні препарати, промивання горючими матеріалами дозволяється у спеціальних приміщеннях, обладнаних припливно-витяжною вентиляцією.

У всіх приміщеннях будинку на видному місці виведені плани евакуації із зазначенням напрямків руху та шляхів евакуації, а також правила поведінки на випадок пожежі. Евакуація працівників на випадок пожежі відбувається через два виходи на сходові марші, розташовані по різні боки коридорів. Ширина шляхів евакуації не менше 1м, найбільше віддалення робочого місця від евакуаційного входу - 25м. Для гасіння пожежі всередині будівлі в ньому обладнаний внутрішній пожежний водопровід з пожежними кранами і підключеними до них пожежними рукавами. У кожному приміщенні та на поверхах встановлені вогнегасники ОП-5. Біля корпусу є пожежний щит, обладнаний вогнегасником, багром, лопатою, ломом і відром. Під щитом стоїть ящик з піском місткістю 5м³.

ВИСНОВКИ

В бакалаврській кваліфікаційній роботі було розроблено нейромережеву технологію діагностики раку молочної залози на основі аналізу томографічних зображень.

Нейромережеві технології діагностики раку молочної залози використовують глибокі нейронні мережі (CNN) для аналізу медичних зображень, таких як КТ-мамограми та МРТ. Етапи обробки включають: попередню обробку зображень для покращення якості; сегментацію зображень для виділення областей з підозрою на патології; виділення ознак за допомогою згорткових нейронних мереж; класифікація за допомогою повнозв'язних шарів або інших методів класифікації для визначення наявності та типу пухлини; інтерпретація результатів, що включає візуалізацію та інтерпретацію результатів для клінічного використання, що може включати пояснення рішень нейронної мережі.

Основні переваги нейромережевих технологій включають високу точність та швидкість діагностики, а також можливість обробки великої кількості даних з мінімальними людськими втручаннями. Ці технології здатні виявляти патології на ранніх стадіях, що значно підвищує шанси на успішне лікування.

В бакалаврській кваліфікаційній роботі було досліджено існуючі нейромережеві технології аналізу медичних зображень, зокрема цифрових томограм. Було проведено формування наборів навчальних даних, проведено навчання нейромереж YOLO-V4 і Inception-V3, які доповнюють одна одну, закладено основи для розроблення інтерфейсу користувача нейромережевої технології. Ефективність діагностики за допомогою розробленої нейромережевої технології склала 92 %, що відповідає завданню.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Cuthrell, K. M., & Tzenios, N. (2023). Breast Cancer: Updated and Deep Insights. *International Research Journal of Oncology*, 6(1), 104-118.
2. Ye, F., Dewanjee, S., Li, Y., Jha, N. K., Chen, Z. S., Kumar, A., & Tang, H. (2023). Advancements in clinical aspects of targeted therapy and immunotherapy in breast cancer. *Molecular cancer*, 22(1), 105.
3. Рафальська, Я. Д., Косяченко, К. Л. (2023). *Сучасний стан епідеміології раку молочної залози в Україні та місті Києві* (Doctoral dissertation, Збірник тез доповідей 83 Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених та студентів з міжнародною участю «Актуальні питання сучасної медицини і фармації–2023» Запорізький державний медико-фармацевтичний університет, м. Запоріжжя, 25–26 травня 2023 р.).– Запоріжжя: ЗДМФУ, 2023.–174.
4. Roheel, A., Khan, A., Anwar, F., Akbar, Z., Akhtar, M. F., Imran Khan, M., Ahmad, R. (2023). Global epidemiology of breast cancer based on risk factors: a systematic review. *Frontiers in Oncology*, 13, 1240098.
5. Wang Z. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2023. Vol. 13, №4. P. 600–612.
6. Березький О.М. Segmentation algorithms of biomedical images: development and quantitative evaluation. *Штучний інтелект*. Київ. 2022. №3 (73). С. 104– 116.
7. Березький О.М. Методи, алгоритми та програмні засоби опрацювання біомедичних зображень: монографія. Тернопіль. *ТНЕУ «Економічна думка»*. 2020. 330 с.
8. Березький О.М. Синтез альтернативних рішень при структурному проектуванні систем автоматизованої мікроскопії. *Науковий вісник Українського державного лісотехнічного університету*. 2019. Т. 19(5), № 23. С. 258– 268.
9. Aboutalib S. S. Deep Learning to Distinguish Recalled but Benign

Mammography Images in Breast Cancer Screening. *Clinical Cancer Research*. 2020. №24. P. 5902–5909.

10. Anthimopoulos M., Mougiakakou S. Lung Pattern Classification for Interstitial Lung Diseases Using a Deep Convolutional Neural Network. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2019. № 5. P. 1207–1216.

11. Brand J. S. Automated Measurement of Volumetric Mammographic Density: A Tool for Widespread Breast Cancer Risk Assessment. *Cancer Epidemiology, Biomarkers & Prevention*. 2019. №23. P. 1764–1772.

12. Бодяньський Є.В. Послідовне нечітке кластерування на основі нейро-фаззі підходу. *Радіoeлектроніка, інформатика, управління*. 2019. № 3. С. 30-38.

13. Feng C. Structural Damage Detection using Deep Convolutional Neural Network and Transfer Learning. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 2019. №23. P. 4493– 4502.

14. Hassan N. M. Mammogram breast cancer CAD systems for mass detection and classification: a review. *Multimedia Tools and Applications*. 2022. №81. P. 20043–20075.

15. Janowczyk A., Madabhushi A. Deep learning for digital pathology image analysis: A comprehensive tutorial with selected use cases. *Journal of Pathology Informatics*. 2022. № 1. P. 27–29.

16. KeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2022. № 7553. P. 436–444.

17. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*. 2021. № 6. P. 84– 90.

18. Kowsari K., Sali R., Ehsan L. HMIC: Hierarchical Medical Image Classification. A Deep Learning Approach. *Information*. 2020. № 6. P. 315–318.

19. Moura, D. C., Guevara López, M. A. An evaluation of image descriptors combined with clinical data for breast cancer diagnosis. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, 2013. 8, P. 561-574.

20. Mayo R. C. Reduction of False-Positive Markings on Mammograms: a Retrospective Comparison Study Using an Artificial Intelligence-Based CAD. *Journal of Digital Imaging*. 2019. №32. P. 618–624.
21. Медиковський М.О. Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління: монографія. Львів: Видавництво Львівської політехніки. 2022. 280 с.
22. Spanhol, F. A., Oliveira, L. S., Petitjean, C., Heutte, L. A dataset for breast cancer histopathological image classification. *IEEE transactions on biomedical engineering*. 2015. Vol. 63 (7). P. 1455-1462.
23. Chen, S. H., Wu, Y. L., Pan, C. Y., Lian, L. Y., Su, Q. C. (2023). Breast ultrasound image classification and physiological assessment based on GoogLeNet. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*, 16(3), 100628.
24. Романенко І.О. Аналіз ефективності сучасних методів сегментації цифрових зображень. *Системи обробки інформації*. 2019. № 3 (140) С. 172-174.
25. Balasamy K., Shamia D. Feature Extraction-based Medical Image Watermarking Using Fuzzy-based Median Filter. *IETE Journal of Research*. 2021. №1. P. 1–9.
26. Feng C. Structural Damage Detection using Deep Convolutional Neural Network and Transfer Learning. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 2019. №23. P. 4493– 4502.
27. Haskins G., Yan P. Deep learning in medical image registration: a survey. *Machine Vision and Applications*. 2020. № 1–2. P. 7–8.
28. Момоток Л.О. Основи медичної інформатики. К: Підручник, 2018. 166 с.
29. Brand J. S. Automated Measurement of Volumetric Mammographic Density: A Tool for Widespread Breast Cancer Risk Assessment. *Cancer Epidemiology, Biomarkers & Prevention*. 2019. №23. P. 1764–1772.
30. Samala R. K., Chan H.-P., Hadjiiski L. M. Deep-learning convolution neural network for computer-aided detection of microcalcifications in digital breast

tomosynthesis. *Tourassi armato*. 2022. №12. Р. 9–15.

31. Яровий А.А. Проектування системи цифрової корекції та підвищення якості растрових зображень у сфері рентгенографії. *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. 2020. №1(38). С. 72-77.

32. Рисована Л.М. Візуалізація медико-біологічних даних. Обробка й аналіз медичних зображень «Медична інформатика». Харків: ХНМУ. 2022. С. 23.

33. ДСТУ ОHSAS 18002:2015. Системи управління гігієною та безпекою праці. Основні принципи виконання вимог ОHSAS 18001:2007 (ОHSAS 18002:2008, IDT). К. : ГП «УкрНИИУЦ», 2016. 21 с.

34. ДСТУ 8604:2015 Дизайн і ергономіка. Робоче місце для виконання робіт у положенні сидючи. Загальні ергономічні вимоги. URL: http://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page?id_doc=71028.

35. НПАОП 0.00-7.15-18 Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями. URL: http://sop.zp.ua/norm_npaop_0_00-7_15-18_01_ua.php.

36. Гігієнічна класифікація праці (за показниками шкідливості і небезпеки факторів виробничого середовища від 12.08.1986 № 4137-86. - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://zakon4.rada.gov.ua/laws/show/v4137400-86>

37. ДСН 3.3.6.042-99 Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень. - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://mozdocs.kiev.ua/view.php?id=1972>

38. ДБН В.2.5-28-2018 Природне і штучне освітлення - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://document.ua/prirodne-i-shtuchne-osvitlennja-nor8425.html>

39. ДСН 3.3.6.037-99 Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку. - [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://document.ua/sanitarni-normi-virobnichogo-shumu-ultrazvuku-ta-infrazvuku-nor4878.html>

40. ДСТУ 8828:2019 Пожежна безпека. Загальні положення. URL: <https://dwg.ru/dnl/15125>.

41. ДСТУ Б В.1.1-36:2016 Визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпек. URL: https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu_b_v_1_1_36/5-1-0-1759.

ДОДАТКИ

Додаток А
(довідковий)

ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

Програмний модуль обробки цифрових томографічних зображень мовою Python

```

import os import random import math import cv2
import numpy as np from PIL import Image import pydicom
import xml.etree.ElementTree as ET
def augment_training_images(images):
    def flip_image(image, axis):
        return cv2.flip(image, axis)

    def rotate_image(image):
        angle = random.randint(-170, 170)
        return rotate_image_by_angle(image, angle)

    def rotate_image_by_angle(image, angle):
        height, width = image.shape[:2]
        rotation_matrix = cv2.getRotationMatrix2D((width / 2, height / 2), angle, 1)
        return cv2.warpAffine(image, rotation_matrix, (width, height))

    def brighten_image(image):
        brightness_factor = random.randint(-30, 60)
        brightened_image = np.clip(image.astype(np.int16) + brightness_factor, 0, 255).astype(np.uint8)
        return brightened_image

    def shift_image(image):
        height, width = image.shape[:2]
        shift_x = random.randint(int(-width/4), int(width/4))
        shift_y = random.randint(int(-height/4), int(height/4))
        shift_matrix = np.float32([[1, 0, shift_x], [0, 1, shift_y]])
        return cv2.warpAffine(image, shift_matrix, (width, height))

    augmented_images = []
    for image in images:
        flipped_v = flip_image(image, 0)
        flipped_d = flip_image(image, -1)
        flipped_h = flip_image(image, 1)
        rotated_first = rotate_image(image)
        rotated_second = rotate_image(image)
        brightened_first = brighten_image(image)
        brightened_second = brighten_image(image)
        shifted_first = shift_image(image)
        shifted_second = shift_image(image)
        augmented_images.extend([flipped_v, flipped_d, flipped_h, rotated_first, rotated_second, brightened_first, brightened_second, shifted_first, shifted_second])
    return images + augmented_images

def augment_training_classes(classes):
    augmented_classes = []
    for _ in range(len(classes)):
        augmented_classes.extend(classes * 9)
    return classes + augmented_classes

def split_dataset(images, labels):
    train_amount = math.ceil(len(images) * 0.80)
    indices = list(range(len(images)))
    random.shuffle(indices)
    train_indices, test_indices = indices[:train_amount], indices[train_amount:]
    train_images, test_images, train_labels, test_labels = [], [], [], []
    for index in train_indices:
        train_images.append(images[index])
        train_labels.append(labels[index])
    for index in test_indices:
        test_images.append(images[index])
        test_labels.append(labels[index])
    return train_images, test_images, train_labels, test_labels

def process_image(img_path, xml_path=None):
    try:

```

```

        img = pydicom.dcmread(img_path) except:
            return None, None
        normalized_img = normalize_image(img, 1)
        cropped_image, _, _, _ = crop_mammogram(normalized_img) if xml_path is None:
            return cropped_image, []
        segmentation_mask = process_xml_rois(xml_path, normalized_img.shape)
        yolo_coords = convert_segmentation_mask_to_yolo_format(segmentation_mask,
        cropped_image.shape, normalized_img.shape)
        return cropped_image, yolo_coords

def normalize_image(image, max_pixel_value): img_pixel_array = np.array(image.pixel_array)
    normalized = (img_pixel_array.astype(np.float32) /
    img_pixel_array.max()) * max_pixel_value return normalized

def crop_mammogram(img):
    normalized_pixel_array = cv2.normalize(img, None, 0, 255, cv2.NORM_MINMAX,
    cv2.CV_8U)
    _, binary_img = cv2.threshold(normalized_pixel_array, 128, 255, cv2.THRESH_BINARY |
    cv2.THRESH_OTSU)
    kernel = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH_ELLIPSE, (18, 18)) binary_img =
    cv2.morphologyEx(binary_img, cv2.MORPH_DILATE,
    kernel)
    contours, _ = cv2.findContours(binary_img, cv2.RETR_EXTERNAL,
    cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
    breast_contour = max(contours, key=cv2.contourArea) breast_rect =
    cv2.boundingRect(breast_contour)
    cropped_img = img[breast_rect[1]:breast_rect[1]+breast_rect[3],
    breast_rect[0]:breast_rect[0]+breast_rect[2]]
    return cropped_img, breast_rect[0], breast_rect[0]+breast_rect[2], breast_rect[1],
    breast_rect[1]+breast_rect[3]
def process_xml_rois(xml_filepath, img_shape=(4084, 3328)): def xml_to_dict(xml_filepath):
    xml_tree = ET.parse(xml_filepath)
    inner_xml_dicts = xml_tree.findall('./dict')[2:] # interested only in xml dict roi values
    result = []
    for xml_dict in inner_xml_dicts:
        subtree = iter(list(xml_dict.iter())[1:]) sub_dict = {}
        for child in subtree:
            if child.tag == 'key': key = child.text
            else:
                if child.tag != 'array': value = child.text
                else:
                    value = []
                    for subchild in child: value.append(subchild.text)
                next(subtree) sub_dict[key] = value
        result.append(sub_dict) return result
    def convert_points_to_tuple_array(points): return [(float(value.split(',')[1].strip()),
    float(value.split(',')[0].strip())) for value in points]

    mask = np.zeros(img_shape)
    rois = xml_to_dict(xml_filepath) finding_id = 1
    for roi in rois:
        if roi['Name'] is not None and roi['Name'] == 'Mass': points =
        convert_points_to_tuple_array(roi['Point_px'])
        poly_x, poly_y = polygon(*zip(*points), shape=img_shape) mask[poly_x, poly_y]
        = finding_id
        finding_id += 1 return mask

```

```

def convert_segmentation_mask_to_yolo_format(segmentation_mask, cropped_shape, original_shape):
    def convert_display_box_to_yolo_box(bbox, cropped_shape, original_shape):
        img_height, img_width = cropped_shape[:2]
        x, y, w, h = bbox
        x_center = (x + w / 2) / img_width
        y_center = (y + h / 2) / img_height
        w = w / img_width
        h = h / img_height
        return x_center, y_center, w, h
    def convert_yolo_coords_to_display_coords(yolo_coords, cropped_shape, original_shape):
        img_width, img_height = cropped_shape
        [1], cropped_shape[0]
        boxes_coords = []
        for coords in yolo_coords:
            x_center, y_center, width, height = coords[1], coords[2], coords[3], coords[4]
            width_pixels = width * img_width
            height_pixels = height * img_height
            x_anchor = x_center * img_width - (width_pixels / 2)
            y_anchor = y_center * img_height - (height_pixels / 2)
            boxes_coords.append([x_anchor, y_anchor, width_pixels, height_pixels])
        return boxes_coords

    yolo_coords = []
    findings_amount = len(np.unique(segmentation_mask)) - 1
    for i in range(findings_amount):
        mask = segmentation_mask.copy()
        mask[mask != i + 1] = 0
        contours, _ = cv2.findContours(mask.astype(np.uint8), cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
        if len(contours) != 0:
            x, y, w, h = cv2.boundingRect(contours[0])
            x_center, y_center, w, h = convert_display_box_to_yolo_box([x, y, w, h], cropped_shape, original_shape)
            w *= 1.01
            h *= 1.01
            coords = [0, x_center, y_center, w, h]
            yolo_coords.append(coords)
    return yolo_coords

def save_processed_data(images, labels, images_folder, labels_folder):
    os.makedirs(images_folder, exist_ok=True)
    os.makedirs(labels_folder, exist_ok=True)
    for i, (image, label) in enumerate(zip(images, labels)):
        img_path = os.path.join(images_folder, f'image_{i}.png')
        label_path = os.path.join(labels_folder, f'label_{i}.txt')
        img = Image.fromarray(image, mode='RGB')
        img.save(img_path)
        with open(label_path, 'w') as file:
            if not isinstance(label, list):
                file.write(str(label))
            else:
                for labl in label:
                    file.write(' '.join(map(str, labl)) + '\n')

```

Додаток Б
(обов'язковий)

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ НА НАЯВНІСТЬ ТЕКСТОВИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ

ПРОТОКОЛ
ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
НА НАЯВНІСТЬ ТЕКСТОВИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ

Назва роботи: Нейромережева технологія пошуку новоутворень на томографічних зображеннях

Тип роботи: БКР

Підрозділ: кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Показники звіту подібності Unicheck

Оригінальність 97,5 %

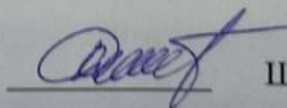
Схожість 2,5 %

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

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

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

Особа, відповідальна за перевірку

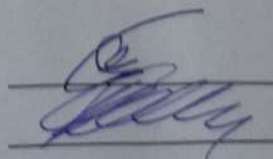


Штофель Д. Х.

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

Автор роботи

Керівник роботи



Глодний О. С.

Коваль Л. Г.