

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра Інформатики
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ 3
ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІНФМ-23-1

Ріпний В. В.

(прізвище, ініціали)

Спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф., Кузьомін О. Я.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Кобилін О.А.
(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)Кафедра Інформатики
(повна назва)Рівень вищої освіти другий (магістерський)Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійнаОсвітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«____» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Ріпному Владиславу Вячеславовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Дослідження методів класифікації з використанням глибокого навчання

затверджена наказом по університету від 25 листопада 2024 року № 1246Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 27 січня _____ 2024 р.3. Вихідні дані до роботи моделі нейронних мереж, датасети з відкритого доступу, література за темою глаукоми та застосування методів штучного інтелекту для її діагностування.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Огляд методів розпізнавання зображень.2. Аналіз предметної області глаукоми.3. Аналіз існуючих моделей для розпізнавання глаукоми.4. Виявлення проблеми відсутності комбінованого рішення.5. Розробка прототипу власної комбінованої мультимодальної системи.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) аналіз предметної області, постановка задачі, вивчення існуючих методологій, розробка власної комбінованої методології.

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	25.11.2024	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	25.11.24-26.11.24	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	27.11.24-30.11.24	
4	Аналіз методологій	01.12.24-03.12.24	
5	Розробка комбінованої методології	03.12.24-10.12.24	
6	Програмна реалізація	11.12.24-18.12.24	
7	Оформлення пояснювальної записки	18.12.23-23.12.24	
8	Перевірка на плагіат	24.12.2024	
9	Рецензування	25.12.2024	
10	Підготовка презентації та доповіді	27.12.2024	
11	Занесення роботи в електронний архів	09.01.2025	
12	Попередній захист кваліфікаційної роботи	10.01.2025	

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

_____ проф., Кузьомін. О. Я.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 64 с., 3 табл., 15 рис., 60 джерел.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ГЛАУКОМА, КРИТЕРІЇ ПОРІВНЯННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ОФТАЛЬМОЛОГІЇ, АНАЛІЗ МЕТОДІВ ШІ, ОКТ ЗНІМКИ, КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ.

Об'єктом дослідження є набір методів та технологій, що базуються на використанні штучного інтелекту та нейронних мереж, для розпізнавання, прогнозування протікання та лікування глаукоми.

Метою дослідження є огляд та порівняння актуальних методів та підходів у сфері боротьби з глаукомою з використанням сучасних технологій.

Проведений аналіз можливостей застосування методів глибокого навчання для покращення результатів розпізнавання хвороби на ранніх стадіях через ОКТ знімки. Розглянута можливість застосування рекурентних нейронних мереж для прогнозування перебігу хвороби. Виділені ознаки порівняння сучасних методів та підходів у даній області.

У ході дослідження запропоновано план поєднання методів розпізнавання та прогнозування, а також використання великих розмовних моделей для персоналізації отриманих результатів.

NEURAL NETWORKS, GLAUCOMA, CRITERIA FOR COMPARING NEURAL NETWORKS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN OPHTHALMOLOGY, ANALYSIS OF AI METHODS, OCT IMAGING, CLASSIFICATION OF IMAGES.

The object of this research is a set of methods and technologies based on the use of artificial intelligence and neural networks for recognizing, predicting, and treating glaucoma.

The purpose of the research is to review and compare current methods and approaches in the field of combating glaucoma using modern technologies.

An analysis was conducted on the potential application of deep learning methods to improve disease recognition results at early stages using OCT images. The possibility of using recurrent neural networks to predict the progression of the disease was explored. Key characteristics of contemporary methods and approaches in this field were highlighted.

As a result, a plan was proposed for combining recognition and prediction methods, as well as the use of large language models to personalize the obtained results.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ.....	8
1 Глаукома як основна причина втрати зору. сучасні методи діагностики та лікування	9
1.1 Що таке глаукома.....	9
1.2 Причини виникнення глаукоми.....	10
1.3 Основні види глаукоми	11
1.4 Порівняння з іншими офтальмологічними захворюваннями.....	14
1.5 Проблеми та виклики глаукоми	15
1.5.1 Рання діагностика.....	16
1.5.2 Лікування та контроль перебігу протікання захворювання .	16
1.5.3 Генетичні та соціально-економічні фактори.....	16
1.5.4 Виклики у дослідженнях	17
1.6 ОКТ знімки та їх види	17
1.7 ІШІ як метод діагностики глаукоми.....	20
1.8 Нестандартні підходи у лікування вад зору	22
1.9 Постановка задачі дослідження.....	24
2 Методи ІШІ та глибокого навчання у діагностиці глаукоми. Критерії їх порівняння.....	25
2.1 Критерії порівняння методик	25
2.1.1 Точність (Accuracy).....	25
2.1.2 Швидкість (Inference Speed).....	26
2.1.3 Складність реалізації (Implementation Complexity)	27
2.1.4 Вимоги до датасетів	28
2.1.5 Прогнозування прогресування хвороби	30
2.2 Практичні приклади застосування ІШІ для діагностики та лікування глаукоми.....	31
2.2.1 Google Health та DeepMind.....	31

	6
2.2.2 IDx-DR (Digital Diagnostics).....	32
2.2.3 Orbis International	32
2.2.4 EyeTechCare та EyeOP1	33
2.2.5 Ultrasound and Protein Therapy	34
2.3 Технічні особливості CNN.....	35
2.3.1 Згортка: математична основа та реалізація	35
2.3.2 Пулінг: зменшення розмірності.....	36
2.3.3 Функції активації	37
2.3.4 Ієрархічна обробка в CNN.....	38
2.4 Аналіз датасетів	39
2.4.1 RIM-ONE Dataset.....	39
2.4.2 ORIGA Dataset	40
2.4.3 REFUGE Dataset	41
2.5 Математичне моделювання	41
2.5.1 Моделювання механіки тканин ока	41
2.5.2 Математичний аналіз кровотоку у зоровому нерві	42
2.5.3 Прогнозування прогресії глаукоми.....	43
2.6 Розробка гібридних архітектур нейронних мереж	44
2.6.1 Поєднання CNN та RNN.....	44
2.6.2 Автокодери для компресії даних.....	45
3 Практична реалізація	46
3.1 Середовище програмної реалізації та вхідні дані.....	46
3.2 Процес навчання моделей.....	48
3.3 Мультимодальність системи.....	51
3.4 Інтеграція із зовнішніми системами	52
3.5 Подальші кроки та перспективи.....	55
Висновки	57
Перелік джерел посилання	59

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

CNN – Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа)

LSTM – Long Short-Term Memory (довга короткочасна пам'ять)

LLM – Large Language Model (велика розмовна модель)

BOT – Внутрішньоочний тиск

ОКТ – Оптична Когерентна Томографія

RNFL – Retinal Nerve Fiber Layer (шар нервових волокон сітківки)

OPL – Outer Plexiform Layer (зовнішній сітчастий шар)

INL – Inner Nuclear Layer (внутрішній ядерний шар)

BDNF – Brain Derived Neurotrophic Factor (нейротрофічний фактор мозку)

RGC – Retinal Ganglion Cell (гангліозні клітини сітківки)

RG – Referable Glaucoma (реферабельна глаукома)

NRG – Non-Referable Glaucoma (нереферабельна глаукома)

LLM – Large Language Model (велика мовна модель)

ВСТУП

Зір є одним із найважливіших органів чуття людини, який дозволяє нам сприймати навколишній світ, аналізувати просторову інформацію та взаємодіяти з об'єктами довкілля. За оцінками Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), близько 80% інформації, яку отримує наш мозок, надходить саме через зорову систему [1]. У зв'язку з цим, рання діагностика хвороб зору, особливо тяжких, таких як глаукома, стає пріоритетною задачею у сучасній офтальмології.

Зі стрімким розвитком технологій глибокого навчання та комп'ютерного зору з'явилися нові можливості для його застосування, від розпізнавання образів до прогнозування подій [2]. Глибоке навчання, особливо в галузі медичних досліджень, дозволяє обробляти великі обсяги даних, включаючи медичні зображення, з високою точністю та швидкістю. Дослідження агентно-орієнтованого моделювання показують його ефективність у багатьох сферах, включаючи аналіз даних та асистування у прийнятті рішень [3]. Алгоритми, такі як згорткові нейронні мережі, здатні аналізувати ОКТ зображення очей і виявляти ознаки захворювань на ранніх етапах [4].

Актуальність досліджень у цій галузі полягає в тому, що автоматизовані системи, що базуються на глибокому навчанні, можуть значно знизити навантаження на лікарів та скоротити час постановки діагнозу. Такі системи дозволяють проводити діагностику на ранніх стадіях захворювання, що значно підвищує шанси на успішне лікування або зупинку прогресування хвороби [5].

1 ГЛАУКОМА ЯК ОСНОВНА ПРИЧИНА ВТРАТИ ЗОРУ. СУЧАСНІ МЕТОДИ ДІАГНОСТИКИ ТА ЛІКУВАННЯ

1.1 Що таке глаукома

Глаукома – це хронічне прогресуюче захворювання, яке вражає зоровий нерв і є однією з головних причин необоротної сліпоти у світі. Основним фактором розвитку глаукоми є підвищення внутрішньоочного тиску (ВОТ), що призводить до пошкодження зорового нерву та поступового погіршення зору. Перш за все, глаукома характеризується поступовою, нерідко безсимптомною втратою зорових функцій, що робить її важкою для своєчасної діагностики на ранніх стадіях [6].

Механізм розвитку захворювання: глаукома виникає через порушення відтоку внутрішньоочної рідини (водянистої вологи), що призводить до підвищеного тиску всередині ока. В нормальному стані водяниста волога виробляється в задній камері ока і виходить через спеціальну систему дренажу в передній камері. Якщо цей процес порушується, внутрішньоочний тиск зростає, і відбувається механічне пошкодження зорового нерву, який не витримує такого навантаження [7] (рис. 1.1).

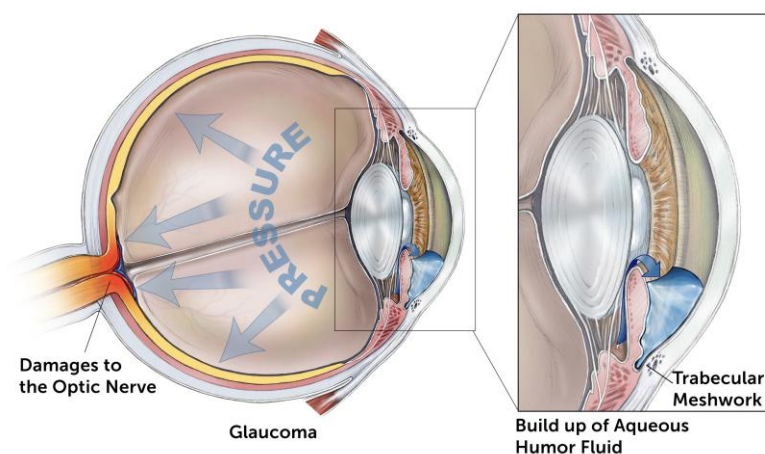


Рисунок 1.1 – Ілюстрація виникнення глаукоми та підвищення внутрішньоочного тиску

На початкових стадіях глаукома може протікати без будь-яких симптомів. Це робить її небезпечною, оскільки на ранніх етапах захворювання виявити досить складно без регулярного офтальмологічного обстеження. Основним симптомом є поступове звуження периферичного зору, яке в міру прогресування хвороби може призвести до "тунельного зору" або навіть повної втрати зорових функцій. Глаукома має багатофакторну природу, і основними факторами ризику є вік, генетична схильність, підвищений артеріальний тиск, діабет і попередні травми ока [8].

Щодо загальної статистики та значущості, то глаукома є однією з найбільш поширених причин втрати зору у світі, поряд з катарактою. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, у 2020 році близько 76 мільйонів людей у всьому світі страждали на глаукому, і прогнозується, що до 2040 року цей показник може досягти 112 мільйонів [9]. В Україні близько 3% населення страждають на глаукому, причому більшість із них є людьми старшого віку.

1.2 Причини виникнення глаукоми

Глаукома є багатофакторним захворюванням, розвиток якого обумовлений як внутрішніми, так і зовнішніми чинниками. Основною причиною хвороби є порушення циркуляції водянистої вологи в оці, що призводить до підвищеного внутрішньоочного тиску. Однак існує низка додаткових факторів, що впливають на ймовірність розвитку глаукоми, серед яких генетична схильність, вікові зміни, травми ока, хронічні захворювання та навіть деякі ліки.

Підвищений внутрішньоочний тиск. Ця рідина виробляється в задній камері ока та природно виходить через трабекулярну сітку в передній камері. У разі порушення відтоку або надмірного вироблення водянистої вологи тиск всередині ока підвищується, що створює навантаження на зоровий нерв [6].

Генетична схильність. Дослідження показують, що генетична схильність відіграє важливу роль у розвитку глаукоми. Якщо один із членів родини страждає на глаукому, ймовірність розвитку хвороби у нащадків значно зростає [10]. Відкрито-кутова глаукома часто зустрічається серед людей з певними генетичними мутаціями, що впливають на регуляцію внутрішньоочного тиску.

Ризик розвитку глаукоми збільшується з віком. Люди старші 60 років мають вищий шанс розвитку глаукоми, а після 80 років ризик ще більше зростає [8]. З віком трабекулярна сітка, що відповідає за відтік водянистої вологи, може втрачати свою ефективність, що призводить до підвищеного внутрішньоочного тиску.

Деякі хронічні захворювання також можуть бути фактором ризику. Наприклад, люди з діабетом мають вищий ризик розвитку глаукоми через зміни в кровообігу, що можуть впливати на здоров'я очей [11]. Інші стани, такі як підвищений артеріальний тиск або захворювання серцево-судинної системи, також можуть збільшувати ризик глаукоми.

Попередні травми ока можуть викликати пошкодження структури ока, що призводить до підвищення внутрішньоочного тиску. Це може бути наслідком прямої травми або вторинних процесів, таких як утворення рубців або порушення циркуляції рідини [12].

Лікарські препарати. Довготривале застосування кортикостероїдів (як у формі очних крапель, так і системних препаратів) може призводити до підвищення внутрішньоочного тиску і, як наслідок, до розвитку глаукоми [13]. Кортикостероїди впливають на метаболізм рідини в оці, що з часом може сприяти накопиченню водянистої вологи.

1.3 Основні види глаукоми

Глаукома є багатогранним захворюванням, яке може проявлятися в різних формах. Найбільш поширеними є два основні типи: відкрито-кутова та

закрито-кутова глаукома, однак існують й інші, менш поширені форми, які також важливо враховувати під час діагностики та лікування.

Відкрито-кутова глаукома є найпоширенішою формою захворювання і становить близько 90% всіх випадків глаукоми [14]. Вона розвивається поступово і часто залишається непоміченою на ранніх стадіях. У цьому випадку кут між рогівкою і райдужною оболонкою ока залишається відкритим, але ефективність дренажної системи поступово знижується. Це призводить до накопичення водянистої вологи і підвищення внутрішньоочного тиску, що в кінцевому підсумку пошкоджує зоровий нерв [15]. Пацієнти з відкрито-кутовою глаукомою зазвичай не відчують болю або інших симптомів на ранніх стадіях. Лише в пізніших стадіях можуть з'явитися звуження полів зору або втрата периферичного зору. Саме тому відкрито-кутову глаукому іноді називають "тихим злодієм зору" [16].

Закрито-кутова глаукома (також відома як вузько-кутова або гостра глаукома) є рідкіснішою, але значно небезпечнішою формою. У цьому випадку кут між рогівкою і райдужною оболонкою частково або повністю блокується, що порушує відтік водянистої вологи і викликає різке підвищення внутрішньоочного тиску [16]. Закрито-кутова глаукома може спричинити гострий напад, який супроводжується болем в оці, головним болем, нудотою і навіть раптовою втратою зору [17]. Цей стан є медичною надзвичайною ситуацією і вимагає негайного лікування.

Окрім двох основних типів (рис. 1.2), існують і інші, менш поширені форми глаукоми, які можуть бути варіаціями відкрито-кутової або закрито-кутової форм:

– нормотензивна глаукома (особлива форма відкрито-кутової глаукоми, при якій зоровий нерв пошкоджується при нормальному рівні внутрішньоочного тиску, пов'язано з порушенням кровообігу в зоровому нерві [15, 16]);

– вторинна глаукома (глаукома, що виникає внаслідок інших захворювань або травм, таких як запалення очей, операції або використання

певних ліків, наприклад, кортикостероїдів також включає підтипи, такі як пігментна, неоваскулярна та травматична глаукоми [16]);

– пігментна глаукома (підтип відкрито-кутової глаукоми, при якому пігментні частки з райдужної оболонки потрапляють у дренажну систему і блокують відтік рідини [16]);

– вроджена глаукома (форма глаукоми, що зустрічається у новонароджених і маленьких дітей через порушення розвитку дренажної системи ока [15, 16]);

– ексfolіативна глаукома (виникає через накопичення ексfolіативного матеріалу на структурі ока, що призводить до блокування дренажних каналів [16]);

– неоваскулярна глаукома (формується через ріст нових кровоносних судин, що блокують відтік водянистої вологи, тип часто пов'язаний з діабетом або іншими судинними захворюваннями [14, 16]).

Хоча відкрито-кутова та закрито-кутова глаукоми (рис. 1.2) є найпоширенішими, інші форми також можуть викликати серйозні проблеми зі здоров'ям зору і потребують спеціального лікування. Більшість типів глаукоми мають спільний механізм – пошкодження зорового нерву внаслідок підвищення внутрішньоочного тиску, однак деякі форми можуть розвиватися навіть при нормальному тиску.

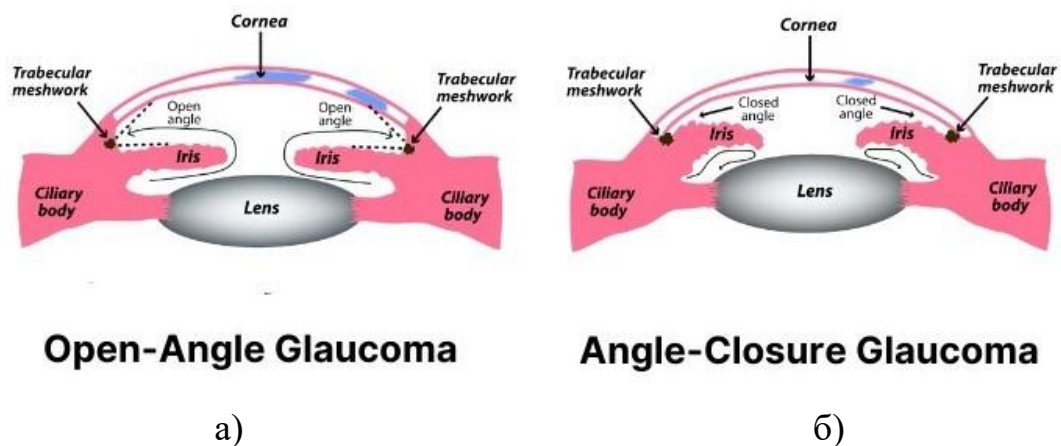


Рисунок 1.2 – Схематичне зображення основних видів глаукоми:

а) відкрито-кутова; б) закрито-кутова;

1.4 Порівняння з іншими офтальмологічними захворюваннями

Глаукома є лише одним із численних захворювань, що впливають на зір людини, проте має кілька ключових відмінностей від інших хвороб, таких як катаракта, макулодистрофія, діабетична ретинопатія, астигматизм тощо (рис. 1.3). Хоча всі ці захворювання можуть призвести до втрати зору, механізми їх виникнення, перебіг і методи лікування відрізняються.

Катаракта є одним із найпоширеніших захворювань очей у людей похилого віку, поряд із глаукомою. Проте, на відміну від глаукоми, яка призводить до пошкодження зорового нерву, катаракта викликає помутніння кришталика, що заважає проходженню світла до сітківки. Хоча обидві хвороби можуть розвиватися одночасно, катаракту можнавилікувати за допомогою хірургічного втручання, під час якого замінюють кришталик, тоді як втрату зору, спричинену глаукомою, відновити неможливо [18]. Головна відмінність полягає в тому, що катаракта не пошкоджує зоровий нерв і рідко призводить до повної сліпоти, особливо за умови вчасної операції. Натомість глаукома поступово призводить до незворотної втрати зору через постійне підвищення внутрішньоочного тиску [19].

Вікова макулодистрофія (ВМД) – це ще одне поширене захворювання зору, яке в основному впливає на центральне зір. На відміну від глаукоми, яка в першу чергу викликає звуження периферичного зору, ВМД призводить до втрати центрального зору, що ускладнює виконання таких дій, як читання або розпізнавання облич [20].

Обидва захворювання частіше зустрічаються серед людей старшого віку, але макулодистрофія безпосередньо не впливає на внутрішньоочний тиск або зоровий нерв. Крім того, макулодистрофія є хворобою сітківки, тоді як глаукома пов'язана з пошкодженням зорового нерву [21].

Астигматизм – це порушення рефракції ока, що виникає через неправильну форму рогівки або кришталика. В результаті, світлові промені, що проходять через око, не фокусуються в одній точці на сітківці, а

у зорі до моменту, коли пошкодження зорового нерву стає серйозним і незворотним [1].

1.5.1 Рання діагностика

Одним з головних викликів у лікуванні глаукоми є складність ранньої діагностики. Через поступовий розвиток хвороби і відсутність явних симптомів на ранніх стадіях, пацієнти можуть не знати про проблему до тих пір, поки хвороба не перейде у прогресуючу стадію. Навіть при регулярних офтальмологічних оглядах, виявлення захворювання іноді буває важким, особливо у випадках нормотензивної глаукоми, коли внутрішньоочний тиск залишається в межах норми [25].

1.5.2 Лікування та контроль перебігу протікання захворювання

Іншим викликом є лікування глаукоми. На сьогоднішній день не існує повністю ефективного способу відновлення зору, втраченої через глаукому. Лікування направлене переважно на контроль внутрішньоочного тиску і запобігання подальшому пошкодженню зорового нерву. Більшість пацієнтів змушені постійно використовувати очні краплі для зниження тиску, що часто викликає побічні ефекти та дискомфорт [26].

1.5.3 Генетичні та соціально-економічні фактори

Дослідження показують, що глаукома має значний генетичний компонент. Пацієнти, у родині яких були випадки глаукоми, мають більший ризик розвитку захворювання. Однак виявлення генетичних маркерів, що

пов'язані з глаукомою, досі залишається складним завданням, оскільки захворювання має полігенний характер [10].

Соціально-економічні фактори також грають значну роль у діагностиці та лікуванні глаукоми. У країнах з обмеженим доступом до медичних послуг та сучасних технологій, виявлення хвороби часто відбувається занадто пізно, а методи лікування є недостатньо ефективними [11].

1.5.4 Виклики у дослідженнях

Дослідження глаукоми, особливо в контексті розвитку нових методів лікування та діагностики, стикаються з численними викликами. По-перше, глаукома є хронічним захворюванням, яке потребує тривалого спостереження за пацієнтами, що ускладнює збір даних для досліджень. По-друге, взаємодія між різними факторами ризику – генетичними, екологічними та іншими – робить дослідження патогенезу глаукоми особливо складним [6].

1.6 ОКТ знімки та їх види

Оптична когерентна томографія (ОКТ) є одним із ключових методів діагностики глаукоми, який дозволяє отримати високоточні зображення внутрішньої структури ока. Цей неінвазивний метод використовує світлові хвилі для створення зображень шарів сітківки, що допомагає лікарям виявляти зміни в зоровому нерві та інших структурах ока, пов'язані з розвитком глаукоми.

Існує кілька видів ОКТ-знімків, які застосовуються для різних діагностичних завдань при глаукомі. Основними видами є ОКТ зображення шару нервових волокон сітківки (RNFL), диску зорового нерву, макули та ОКТ ангіографія.

ОКТ зображення шару нервових волокон сітківки (RNFL) (рис. 1.4) – це вид зображень, що дозволяє вимірювати товщину шару нервових волокон сітківки, який є основним індикатором пошкодження зорового нерву при глаукомі. Зменшення товщини цього шару є одним із перших проявів хвороби, навіть коли інші симптоми ще не виявляються [27].

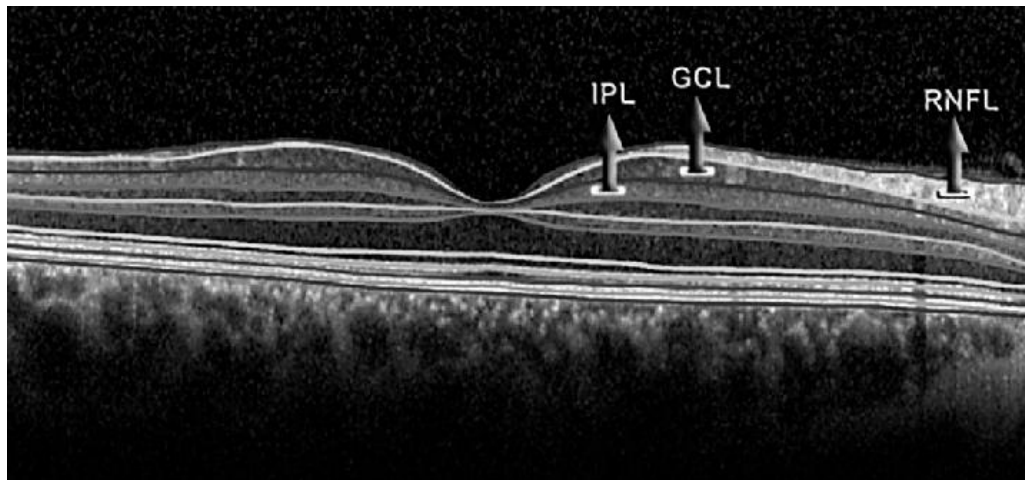


Рисунок 1.4 – ОКТ зображення шару нервових волокон сітківки (RNFL)

ОКТ зображення диску зорового нерву (рис. 1.5) – цей вид зображень дозволяє оцінити стан диску зорового нерву — тієї частини, через яку нервові волокна виходять з ока до мозку. У пацієнтів з глаукомою диск зорового нерву може виглядати "запавшим", що свідчить про його пошкодження. Це один із ключових показників прогресування глаукоми [28].

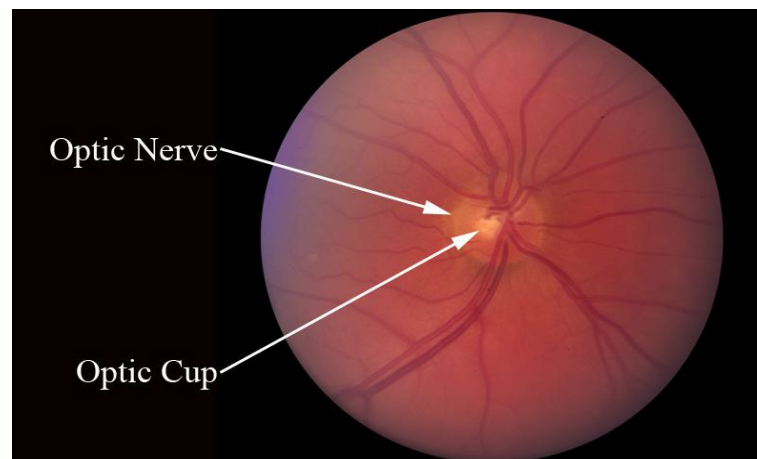


Рисунок 1.5 – ОКТ зображення диску зорового нерву

ОКТ зображення макули (рис. 1.6). Макула відповідає за центральний зір, і її пошкодження також може бути пов'язане з глаукомою. ОКТ макули дозволяє оцінити товщину цього шару сітківки і виявити ранні зміни, що можуть вплинути на зір [29]. Основна відмінність від першого пункту та його ілюстрації полягає в тому, що знімок RNFL сканує все око і особливо важливий для оцінки змін у периферійних зонах сітківки. ОКТ зображення макули, в свою чергу, фокусується на центральній частині сітківки, де скануються більш глибокі її шари (не тільки RNFL, але й такі як внутрішній та зовнішній ядерні шари, OPL і так далі.).

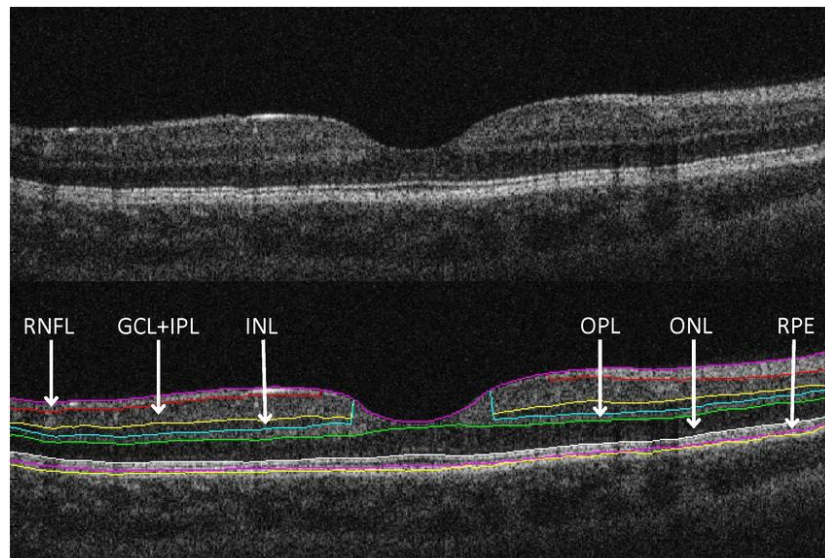


Рисунок 1.6 – ОКТ зображення макули

ОКТ ангіографія (рис. 1.7) – це новітній метод, що дозволяє оцінювати стан кровообігу в сітківці та зоровому нерві. Порушення кровопостачання можуть бути одним з факторів розвитку глаукоми, і ОКТ ангіографія дає можливість спостерігати ці процеси без ін'єкцій контрастних речовин [30]. На відміну від традиційних методів діагностики, вона забезпечує тривимірну візуалізацію судинної системи та дозволяє оцінити мікроциркуляцію. Крім того, ОКТ ангіографія є неінвазивним інструментом, який значно знижує ризик ускладнень і дискомфорту для пацієнта

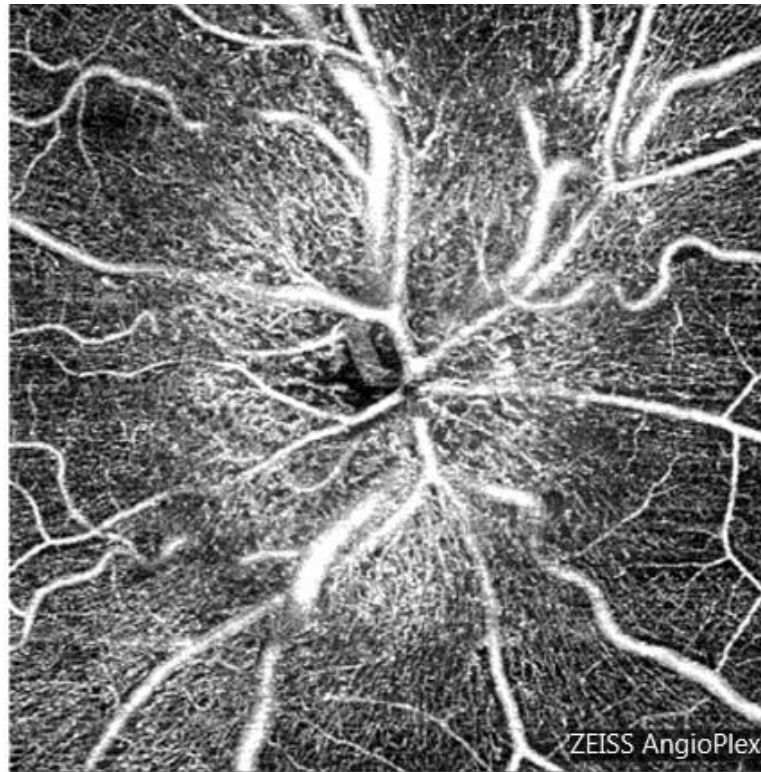


Рисунок 1.7 – ОКТ ангиографія

1.7 ШІ як метод діагностики глаукоми

Штучний інтелект стає революційним інструментом в офтальмології, зокрема у діагностиці глаукоми, одного з найпоширеніших захворювань, яке може призвести до незворотної втрати зору. Його використання дозволяє підвищити точність діагностики, автоматизувати процеси аналізу зображень і прискорити виявлення глаукоми на ранніх стадіях.

Глаукома часто має безсимптомний перебіг на початкових стадіях, що ускладнює своєчасну діагностику. ШІ-системи, побудовані на основі глибокого навчання (Deep Learning), здатні виявляти патології на ранніх етапах за допомогою аналізу зображень, таких як ОКТ-знімки або фото очного дна. Одне з найбільш важливих досягнень ШІ у діагностиці глаукоми – це здатність автоматично аналізувати зображення шару нервових волокон сітківки (RNFL), який є одним із ключових показників пошкодження зорового нерву.

У дослідженні, опублікованому в Nature Medicine, група вчених розробила модель глибокого навчання для аналізу ОКТ-знімків пацієнтів з глаукомою та без неї. Їхня модель виявилася високоточним інструментом для автоматичної діагностики, досягаючи точності в понад 94%. Модель не тільки ідентифікувала наявність захворювання, але й виявляла стадії прогресування, на основі яких можна коригувати лікування пацієнтів [31].

Також важливим викликом застосування ШІ в медицині є задача сегментації [32], для виявлення та виділення певних частин на зображеннях.

Компанія DiagView розробила комерційний продукт на базі штучного інтелекту, який інтегрується в ОКТ-системи для автоматичного аналізу зображень. Ця система здатна миттєво обробляти ОКТ-знімки та надавати лікарям детальні результати, показуючи зони потенційного ризику. У реальних клінічних умовах DiagView продемонструвала ефективність, дозволяючи лікарям витратити більше часу на консультації з пацієнтами, а не на аналіз зображень [33].

Інше дослідження, проведене командою Google Health, фокусується на використанні ШІ для аналізу фото очного дна. Ця технологія базується на глибоких нейронних мережах і здатна виявляти ознаки глаукоми навіть у відсутності симптомів. Важливо, що ШІ-система не тільки аналізує стан зорового нерву, але й здатна прогнозувати ризики прогресування захворювання. В одному з досліджень ШІ-модель досягла точності в 96%, що є високим показником порівняно з традиційними методами діагностики [5].

Крім діагностики, ШІ також відіграє важливу роль у прогнозуванні перебігу глаукоми. Наприклад, дослідження, проведене у Singapore National Eye Centre, показало, що алгоритми машинного навчання можуть прогнозувати, як швидко буде прогресувати глаукома у конкретного пацієнта. Використовуючи дані ОКТ-знімків та історію хвороби, ШІ може виявляти індивідуальні ризики прогресування та рекомендувати зміни в плані лікування, щоб запобігти серйозним ускладненням [34].

Завдяки автоматизації процесів діагностики та прогнозування, ШІ може бути використаний для масового скринінгу населення на глаукому, особливо в країнах з обмеженим доступом до медичних послуг. Наприклад, у проєкті EyePACS, спрямованому на покращення доступу до діагностики в країнах, що розвиваються, використовується ШІ для дистанційного аналізу зображень очного дна. Це дозволяє швидко і ефективно виявляти пацієнтів, які потребують негайного лікування, навіть у віддалених регіонах [35].

Попри значний потенціал, використання ШІ у медицині має ряд викликів. Одним з основних питань є надійність і точність алгоритмів у різних клінічних умовах. Алгоритми, навчені на одному наборі даних, можуть показувати гірші результати при роботі з даними з інших джерел, оскільки вони можуть бути не повністю узгодженими з особливостями кожного окремого пацієнта. Крім того, важливо забезпечити конфіденційність і захист даних пацієнтів, що є особливо важливим при роботі з великими масивами медичних зображень.

Ще один виклик полягає у тому, що ШІ не замінює повністю лікаря. Система може виявляти певні патології, але лікар повинен підтвердити діагноз і врахувати інші фактори, такі як загальний стан пацієнта, його медична історія та можливі супутні захворювання. Тому найкращим підходом є використання автоматизованих систем як допоміжного інструменту, що полегшує роботу лікаря, але не замінює його.

1.8 Нестандартні підходи у лікування вад зору

Незважаючи на розвиток традиційних методів діагностики та лікування глаукоми, існує велика кількість перспективних досліджень, які спрямовані на нові підходи до відновлення втраченого зору. Ці підходи включають використання штучного інтелекту для оптимізації терапії, дослідження нейропластичності нервових клітин, а також інноваційні технології від Neuralink, такі як blindsight.

Компанія Neuralink, відома своїми дослідженнями у галузі нейроінтерфейсів, працює над технологією blindsight, яка може мати суттєвий вплив на відновлення зору у пацієнтів із серйозними пошкодженнями зорового нерву, зокрема у випадках глаукоми. Blindsight базується на концепції прямого стимулювання зорової кори мозку за допомогою нейроінтерфейсу. Це дозволяє обходити пошкоджений зоровий нерв і передавати візуальну інформацію безпосередньо до мозку, минаючи пошкоджені ділянки ока [36].

Один з найважливіших аспектів blindsight полягає в тому, що пацієнт може відновлювати здатність до сприйняття зорових образів навіть при серйозних ушкодженнях, де традиційне лікування є неможливим. У клінічних випробуваннях ця технологія вже показала певні успіхи у тестових тварин, а подальші дослідження плануються з пацієнтами-людьми [37]. Хоча технологія ще перебуває на ранніх етапах розробки, перспективи виглядають вкрай обнадійливими.

Ще одним із перспективних напрямків досліджень у галузі глаукоми є нейропластичність — здатність мозку і нервової системи відновлювати функції за рахунок утворення нових нейронних зв'язків. У випадку з глаукомою, де пошкоджується зоровий нерв, нейропластичність дає надію на можливість відновлення втрачених зорових функцій через стимуляцію інших частин зорової системи [38].

Дослідження показали, що за допомогою цільової стимуляції нервових клітин і спеціальних терапевтичних підходів можна активувати процеси відновлення пошкоджених ділянок зорового нерву. Це дозволяє компенсувати втрату нейронів і навіть відновлювати здатність до сприйняття зорових образів на ранніх стадіях глаукоми. Наприклад, дослідження в Max Planck Institute виявили, що електрична стимуляція зорової кори мозку може активувати процеси нейропластичності, покращуючи відновлення зору у пацієнтів з глаукомою [39].

Крім blindsight та нейропластичності, активно розробляються також технології штучних сітківки. Ці імплантати використовують електроди для

стимуляції сітківки або зорового нерву, відновлюючи зорові функції у пацієнтів, що втратили зір. Одним із таких прикладів є штучна сітківка Argus II, яка вже використовується у деяких клініках для відновлення зору у пацієнтів з дегенеративними захворюваннями сітківки [40].

Перспективи лікування глаукоми значно розширюються завдяки поєднанню штучного інтелекту та технологій, що базуються на нейропластичності. Комбінація цих методів може дозволити пацієнтам не тільки зберігати наявні зорові функції, але й частково відновлювати втрачений зір.

1.9 Постановка задачі дослідження

Об'єктом дослідження є набір методів та технологій, що базуються на використанні штучного інтелекту та нейронних мереж, для розпізнавання, прогнозування протікання та лікування глаукоми.

Метою дослідження є огляд та порівняння актуальних методів та підходів у сфері боротьби з глаукомою з використанням сучасних технологій.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз існуючих методів діагностики та лікування глаукоми;
- порівняти моделі глибокого навчання для автоматизованої класифікації ОКТ-зображень;
- дослідити сучасні пристрої та методи неінвазивного лікування глаукоми та оцінити можливість інтеграції з ними для автоматизованого налаштування параметрів терапії;
- запропонувати підходи до оптимізації системи, включаючи інтеграцію інструментів ІІІ для генерації персоналізованих рекомендацій;
- розробити рекомендації для подальшого вдосконалення системи, враховуючи перспективи її впровадження в медичну практику.

2 МЕТОДИ ШІ ТА ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ У ДІАГНОСТИЦІ ГЛАУКОМИ. КРИТЕРІЇ ЇХ ПОРІВНЯННЯ

2.1 Критерії порівняння методик

2.1.1 Точність (Accuracy)

Точність діагностичних моделей визначає, наскільки ефективно система ШІ розпізнає наявність чи відсутність глаукоми. Це ключова метрика, що визначає, чи модель успішно виконує свою задачу без помилкових результатів, які можуть призвести до негативних клінічних наслідків. У медичному контексті точність часто поділяють на чутливість (sensitivity) та специфічність (specificity):

– чутливість – здатність моделі правильно ідентифікувати випадки глаукоми;

– специфічність – здатність правильно виключати глаукому у здорових пацієнтів.

Таке розділення важливе, оскільки діагностичні помилки можуть мати серйозні наслідки для пацієнтів. Наприклад, чутливість більш важлива для виявлення глаукоми на ранніх стадіях, коли є більше шансів для збереження зору.

У дослідженні 2019 року аналізувалася модель на основі CNN, яка досягла чутливості 94% і специфічності 92% при діагностиці глаукоми на основі зображень ОКТ. Це високі показники для медичних моделей, однак дослідження відзначає, що навіть незначні зміни в параметрах моделі можуть знизити точність [31].

Інше дослідження від 2020 року, опубліковане в «Journal of Glaucoma», показує, що використання нейромережі ResNet для аналізу фото очного дна дало точність 95%. Водночас, модель потребувала значного обсягу навчальних даних для підтримання такої точності, що робить її чутливою до варіацій у якості зображень та відмінностей між датасетами [41].

Для більш точного порівняння результатів різних моделей, часто використовують метрику AUC-ROC (площа під кривою приймання та відмови). У випадку глаукоми ця метрика дозволяє порівняти загальну ефективність моделей незалежно від рівня чутливості чи специфічності. Наприклад, у дослідженні Christopher, модель EfficientNet досягла AUC-ROC 0.97, що вказує на високу точність, але також вимагає значних обчислювальних ресурсів для тренування і застосування моделі в реальному часі [42].

2.1.2 Швидкість (Inference Speed)

Швидкість обробки даних є важливим критерієм для діагностичних моделей, особливо в умовах, коли потрібен оперативний результат.

Для моделей, що використовуються у великих медичних центрах або навіть для дистанційного моніторингу, час обробки зображень є вирішальним. Моделі на основі Convolutional Neural Networks (CNN) мають значну обчислювальну складність, що може уповільнювати процес діагностики, особливо коли потрібно обробляти великі набори даних, такі як ОКТ-знімки або фото очного дна.

Швидкість роботи моделей часто залежить від обраної архітектури. Наприклад, моделі на основі EfficientNet були розроблені спеціально для досягнення високої швидкості при порівняно невеликих обчислювальних витратах. Дослідження показують, що EfficientNet обробляє ОКТ-зображення приблизно на 30% швидше, ніж ResNet, при цьому зберігаючи прийнятний рівень точності [43].

У дослідженні 2020 року зазначається, що використання моделей на основі MobileNet, які є легкими і спеціально оптимізованими для мобільних та вбудованих пристроїв, дозволяє значно скоротити час діагностики. Модель MobileNet виявилася здатною обробляти зображення очного дна у середньому

за 0.5 секунди, що значно швидше порівняно з важчими моделями, такими як VGG або ResNet [44].

Однак, існує певний компроміс між швидкістю та точністю, оскільки моделі, які спеціально оптимізовані для швидкості (наприклад, MobileNet), можуть виявитися менш точними при обробці складних випадків. У таких випадках важливо вибрати оптимальний баланс між цими параметрами залежно від цільового використання. Наприклад, для первинного скринінгу швидкість може мати пріоритет над точністю, тоді як для точного діагностування на пізніх стадіях важливіше зосередитися на точності, навіть якщо час обробки трохи збільшується.

2.1.3 Складність реалізації (Implementation Complexity)

Складність реалізації включає всі аспекти обчислювальних ресурсів, технічних вимог і необхідних знань для впровадження діагностичних моделей. Цей критерій особливо важливий у клінічних умовах, оскільки складні у використанні моделі можуть вимагати значних витрат на інфраструктуру, що не завжди можливо для медичних установ із обмеженими ресурсами.

Для моделей на основі глибокого навчання, особливо CNN, потрібні значні обчислювальні ресурси, зокрема високопродуктивні GPU, великий обсяг пам'яті та сховище для даних. Моделі, такі як ResNet та VGG, потребують великих потужностей для тренування, що може бути доступним лише у великих медичних установах чи дослідницьких центрах. Наприклад, у дослідженні He та співавт. ResNet виявилася особливо ефективною для класифікації зображень, але тренування займало кілька годин на GPU з високою продуктивністю [45].

Для умов, де високопродуктивні GPU недоступні, існують легші моделі, такі як MobileNet та SqueezeNet, які оптимізовані для мобільних або вбудованих пристроїв. Ці моделі можна запускати на менше потужних процесорах, що робить їх зручними для медичних установ з обмеженими

ресурсами. Дослідження Howard показало, що MobileNet досягає приблизно 70-80% точності більш складних моделей, але не вимагає дорогих обчислювальних ресурсів, що робить її придатною для меншої інфраструктури [46].

Окрім апаратних вимог, складність реалізації також включає потребу в спеціальних знаннях для налаштування та підтримки моделей. Наприклад, для моделей на основі глибокого навчання потрібні фахівці, здатні працювати з фреймворками, такими як TensorFlow або PyTorch. У малих медичних установах може бути недостатньо фахівців для налаштування цих моделей, що робить їхню реалізацію складнішою. Це створює потребу в додаткових ресурсах на навчання персоналу або залучення сторонніх експертів.

Інша складність полягає в адаптації моделей до клінічних умов, зокрема забезпечення відповідності вимогам зберігання та захисту даних, які часто є суворими в медичних установах. Моделі, які потребують постійного доступу до великих обсягів даних або доступу до мережі для роботи з хмарними сервісами, можуть не відповідати умовам безпеки даних, що є важливим аспектом при роботі з медичною інформацією.

2.1.4 Вимоги до датасетів

Інша складність полягає в адаптації моделей до клінічних умов, зокрема забезпечення відповідності вимогам зберігання та захисту даних, які часто є суворими в медичних установах. Моделі, які потребують постійного доступу до великих обсягів даних або доступу до мережі для роботи з хмарними сервісами, можуть не відповідати умовам безпеки даних, що є важливим аспектом при роботі з медичною інформацією.

Для моделей глибокого навчання зазвичай необхідні великі обсяги зображень, оскільки моделі потребують тисячі прикладів для розпізнавання шаблонів, характерних для глаукоми. У дослідженні 2021 року зазначено, що моделі для діагностики глаукоми на основі ОКТ-зображень можуть

потребувати понад 10,000 знімків для досягнення точності понад 90%, що вказує на суттєві вимоги до обсягу датасетів [47].

Ключовим аспектом для точного навчання моделей є анотація даних. Зображення мають бути чітко розділені на класи (наприклад, "глаукома" та "здоровий"), а також анотовані по різних стадіях захворювання. У дослідженні на основі DRIVE та RIM-ONE датасетів для діагностики глаукоми показано, що точна анотація та класифікація є важливими для зниження кількості помилкових діагнозів [48].

Для моделей, що працюють з медичними зображеннями, важлива висока роздільна здатність, яка дозволяє детально аналізувати структури зорового нерву та сітківки. ОКТ-знімки, що мають високу якість, забезпечують точніші результати, тоді як моделі, навчені на зображеннях з низькою якістю, можуть бути менш надійними. У дослідженні 2018 року зазначається, що зображення з роздільною здатністю 300 dpi дають кращі результати у порівнянні з менш деталізованими зображеннями [49].

Збір великих медичних датасетів пов'язаний з етичними та правовими проблемами, такими як забезпечення конфіденційності пацієнтів. Крім того, такі дані часто важкодоступні через обмеження у багатьох медичних закладах, що ускладнює навчання моделей на різноманітних датасетах. У дослідженні 2020 року розглянуто проблему доступності даних та запропоновано аугментацію даних (розширення існуючих даних шляхом обробки), щоб полегшити навчання моделей при обмеженому доступі до даних [50].

Для моделей, що займаються не лише діагностикою, а й прогнозуванням прогресії хвороби, необхідно забезпечити додаткову інформацію щодо історії хвороби пацієнтів. Це включає не лише зображення, але й дані про зміни в структурі зорового нерву з часом, що дозволяє моделі визначати динаміку прогресування. Наприклад, у дослідженні [51] розглядається використання таких часових рядів для створення моделей прогнозування, які можуть оцінити ризик прогресування глаукоми на кілька років уперед.

2.1.5 Прогнозування прогресування хвороби

Прогнозування прогресії глаукоми за допомогою моделей штучного інтелекту дозволяє не тільки виявляти наявність захворювання, але й прогнозувати, як швидко воно може розвиватися у конкретного пацієнта. Це критично важливо, оскільки глаукома – прогресуюче захворювання, яке при неналежному лікуванні може призвести до незворотної втрати зору.

Для прогнозування прогресування хвороби зазвичай використовуються часові ряди, які представляють історію змін у структурі зорового нерву та сітківки. Дослідження, проведене у 2019 році, демонструє ефективність використання глибоких рекурентних нейронних мереж (LSTM) для аналізу таких даних. Ця модель може прогнозувати ризик прогресування глаукоми на декілька років вперед з високою точністю, використовуючи історичні дані ОКТ-зображень та показники внутрішньоочного тиску [51].

Деякі моделі, зокрема ті, що використовують підходи машинного навчання, можуть адаптувати свої прогнози під кожного пацієнта на основі індивідуальних даних. Наприклад, дослідження [52] показує, що підхід, заснований на індивідуальних показниках пацієнта, таких як внутрішньоочний тиск і особливості зорового нерву, може забезпечити більш точне прогнозування прогресії глаукоми. Ця індивідуалізація має важливе значення, оскільки дозволяє оптимізувати лікування, враховуючи специфіку кожного випадку.

Деякі форми глаукоми прогресують значно швидше, і своєчасне виявлення таких випадків може суттєво вплинути на вибір терапії. Моделі, розроблені для прогнозування швидкопрогресуючих форм, можуть оцінювати ймовірність швидкого погіршення зору. Наприклад, дослідження 2021 року продемонструвало, що гібридні моделі, які поєднують CNN для аналізу зображень і LSTM для обробки часових рядів, забезпечують точність до 92% у прогнозуванні швидкого прогресування захворювання [53].

Прогнозування прогресування глаукоми дозволяє лікарям розробляти довгострокові терапевтичні плани та оцінювати, чи є необхідність в інтенсивнішому лікуванні. Наприклад, для пацієнтів з високим ризиком швидкого прогресування можна обрати більш агресивні методи лікування, тоді як для стабільних пацієнтів підійдуть менш інвазивні підходи. Це особливо важливо в умовах обмеженого доступу до медичних послуг, де надання персоналізованих рекомендацій може значно підвищити ефективність терапії. Тому наявність у моделі можливості виконувати такі передбачення є великим плюсом, хоча такий аналіз може зайняти більше часу.

2.2 Практичні приклади застосування ШІ для діагностики та лікування глаукоми

2.2.1 Google Health та DeepMind

Google Health та її дочірня компанія DeepMind розробили глибокі нейронні мережі для аналізу ОКТ-знімків, що дозволяє діагностувати глаукому на ранніх стадіях. У дослідженнях модель показала точність понад 94% при ідентифікації глаукомних змін, перевершуючи точність деяких традиційних діагностичних методів. За даними Google Health, їхня модель продемонструвала здатність обробляти зображення в реальному часі, забезпечуючи можливість швидкого аналізу в клінічних умовах [54].

Основною перевагою проекту є його висока точність, що дозволяє знижувати кількість помилкових діагнозів та забезпечує оперативний аналіз без необхідності глибокої інтерпретації результатів лікарями. Модель оптимізована для швидкої обробки великих масивів зображень, що робить її перспективною для впровадження в клінічні та дослідницькі установи.

Попри високі показники точності, модель має значні вимоги до обчислювальних ресурсів, зокрема потужних GPU та великого обсягу пам'яті. Крім того, для повномасштабного впровадження в медичних центрах потрібні

кваліфіковані спеціалісти, які здатні працювати з цією технологією, що може обмежити доступ до неї у менших медичних установах.

2.2.2 IDx-DR (Digital Diagnostics)

Компанія Digital Diagnostics (раніше IDx) розробила систему IDx-DR, яка стала однією з перших FDA-сертифікованих автономних систем для діагностики діабетичної ретинопатії. Ця модель використовує CNN для аналізу зображень очного дна і може працювати без участі лікарів, що особливо важливо в умовах обмежених медичних ресурсів. Хоча IDx-DR була розроблена для ретинопатії, її технологія може бути адаптована для діагностики глаукоми [55].

Автономність системи дозволяє застосовувати її в медичних центрах без потреби в офтальмологах для верифікації результатів. Це знижує витрати на діагностику і прискорює процес обстеження пацієнтів у віддалених регіонах.

Основна проблема полягає в чутливості системи до якості зображень. Знімки повинні бути досить чіткими, щоб модель могла коректно інтерпретувати їх. Крім того, система орієнтована на специфічний вид патологій, що обмежує її універсальність у застосуванні до інших захворювань очей, включаючи глаукому.

2.2.3 Orbis International

Благодійна організація Orbis International впроваджує технології ШІ для раннього виявлення глаукоми в регіонах з обмеженими медичними ресурсами. Використовуючи адаптовані моделі CNN, Orbis допомагає лікарям у країнах з низьким рівнем доходів забезпечувати швидкий скринінг пацієнтів на ризик розвитку глаукоми. Успішні пілотні програми показали, що за допомогою ШІ

вдається досягти точності до 85-90% навіть у регіонах з обмеженим доступом до якісних зображень [56].

Проект Orbis демонструє, що навіть за обмежених ресурсів можливо впроваджувати ШІ для підвищення точності та швидкості діагностики. Адаптовані моделі здатні працювати на пристроях із помірною потужністю, що робить цей проєкт надзвичайно перспективним для регіонів з низьким доступом до медичних технологій.

Основна складність полягає у збиранні та обробці великих масивів даних, оскільки місцеві лікарні часто не мають відповідної інфраструктури для обробки зображень. Крім того, відсутність спеціалізованих фахівців у регіоні потребує додаткового навчання для місцевого медичного персоналу.

2.2.4 EyeTechCare та EyeOP1

EyeTechCare розробили пристрій EyeOP1, що використовує ультразвукову терапію для зниження внутрішньоочного тиску у пацієнтів з глаукомою. На відміну від звичайних методів, EyeOP1 не потребує інвазивних процедур і може бути використаний у пацієнтів, яким традиційні методи не підходять. Клінічні випробування показали, що даний пристрій ефективно знижує внутрішньоочний тиск на тривалий період, що є перспективним для контролю глаукоми [57].

EyeOP1 надає альтернативу для пацієнтів, які не можуть регулярно використовувати медикаменти або мають побічні ефекти від очних крапель. Це робить пристрій особливо цінним для довготривалого використання, оскільки він знижує залежність від регулярного прийому ліків.

Через використання специфічної технології ультразвукової терапії, EyeOP1 потребує додаткового навчання персоналу, який його застосовує. Крім того, висока вартість апарату може обмежувати його доступність у менш забезпечених медичних установах.

2.2.5 Ultrasound and Protein Therapy

Дослідження з використанням ультразвукової терапії в комбінації з білком BDNF (фактором нейротрофічного походження мозку) наразі активно проводяться для перевірки його ефективності у захисті гангліозних клітин сітківки (RGC) від дегенерації. Це перспективний метод, який може забезпечити покращення стійкості клітин зорового нерву та уповільнення прогресування глаукоми. У лабораторних моделях глаукоми було показано, що поєднання ультразвуку та BDNF сприяє підвищенню виживаності RGC, що відкриває нові можливості для терапії цього захворювання [58].

Цей метод демонструє потенціал захисту нервових клітин від пошкоджень, що є одним із ключових чинників у лікуванні глаукоми. Якщо подальші дослідження підтвердять ефективність BDNF у клінічних умовах, цей підхід може стати важливою частиною лікування глаукоми, забезпечуючи пацієнтам довготривалу підтримку зорових функцій.

Основними труднощами є необхідність у високоточному налаштуванні терапії, а також у з'ясуванні довгострокових ефектів використання ультразвуку та білка BDNF на структури ока. Крім того, через новизну методу потрібні додаткові клінічні випробування для визначення оптимальних доз та частот терапії.

Короткий підсумок даного огляду наведений у таблиці 2.1

Таблиця 2.1 – Порівняння сучасних технологій та методів на основі ШІ для раннього розпізнавання та лікування глаукоми

Метрика	Google Health / DeepMind	IDx-DR	Orbis International	EyeTechCare (EyeOP1)	Ultrasound and Protein Therapy
1	2	3	4	5	6
Точність діагностики	94% при діагностиці на ОКТ-знімках	87% для ретинопатії	85-90% у скринінгових програмах	До 80% у зниженні внутрішньоочного тиску	Збільшення виживаності RGC у моделях
Прогнозування прогресії	Лімітовано, в основному діагностика	Немає	Немає	Немає	У розвитку, ймовірний позитивний вплив

Продовження таблиці 2.1

1	2	3	4	5	6
Швидкість аналізу	Висока (з GPU)	Середня	Низька (залежить від регіону)	Низька (процедура ультразвуку)	Низька (ультразвукова терапія)
Складність реалізації	Висока (необхідні потужні обчислювальні ресурси)	Низька	Середня (адаптація до локальних ресурсів)	Середня (необхідне спеціалізоване обладнання)	Висока (потребує лабораторних умов)
Потреба в анотаціях	Висока (високоякісні ОКТ-знімки)	Висока (висока чіткість фото очного дна)	Середня (можливі адаптації)	Відсутня	Відсутня
Спеціалізація	ОКТ-знімки для раннього виявлення глаукоми	Діабетична ретинопатія	Рання діагностика глаукоми у регіонах з обмеженими ресурсами	Зниження внутрішньоочного тиску при глаукомі	Захист гангліозних клітин сітківки
Вартість впровадження	Висока (ліцензії, GPU, технічне обслуговування)	Середня (автономність)	Низька (адаптація під локальні умови)	Висока (вартість апарату та навчання персоналу)	Висока (обмежена лабораторними випробуваннями)

2.3 Технічні особливості CNN

2.3.1 Згортка: математична основа та реалізація

Згортка (convolution) є ключовою операцією, яка визначає основні особливості згорткових нейронних мереж. Вона дозволяє моделі виділяти локальні ознаки, такі як краї, текстури чи контури, використовуючи малі вагові фільтри.

Математично згортка для двовимірного зображення виразом

$$y(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x(i + m, j + n) \times k(m, n), \quad (2.1)$$

де $x(i + m, j + n)$ – інтенсивність пікселів у фрагменті вхідного зображення;

$k(m, n)$ – коефіцієнти ядра згортки (фільтра);

M, N – розміри ядра згортки;

$y(i, j)$ – значення вихідної карти ознак у точці $y(i, j)$.

Фільтри навчаються автоматично під час тренування моделі, що забезпечує адаптацію до специфічних завдань. Наприклад, у випадку аналізу ОКТ-знімків такі фільтри можуть виділяти пошкодження сітківки або патологічні зони (рис. 2.1).

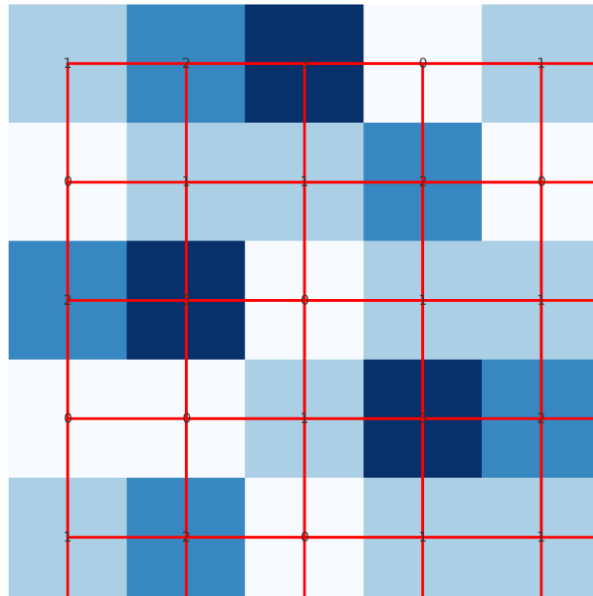


Рисунок 2.1 – Операція згортки з використанням фільтра розміру 3×3 на матриці зображення 5×5

2.3.2 Пулінг: зменшення розмірності

Пулінг (pooling) є важливим механізмом, який зменшує розмірність карт ознак, зберігаючи найважливіші інформаційні елементи. Це знижує обчислювальну складність моделі та ризик перенавчання.

Основні види пулінгу:

– максимальний пулінг (Max Pooling) – вибір найбільшого значення у визначеній області, зазвичай 2×2 (рис. 2.2).

$$y(i, j) = \max(x(i + m, j + n)), \quad (2.2)$$

де $x(i + m, j + n)$ – пікселі в області пулінгу;

– середній пулінг (Average Pooling) – обчислення середнього значення для кожної області.

$$y(i, j) = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x(i + m, j + n). \quad (2.3)$$

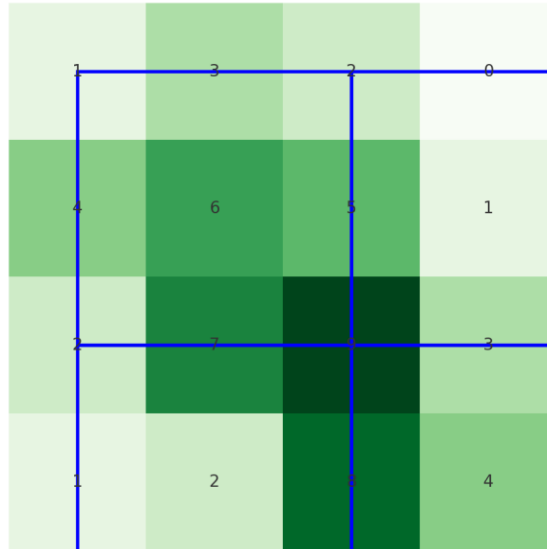


Рисунок 2.2 – Максимальний пулінг із застосуванням області розміру 2×2 на вхідному зображенні 4×4

2.3.3 Функції активації

Функції активації надають нелінійність моделі, що дозволяє CNN вивчати складні залежності між ознаками. Найпоширеніші функції активації:

– ReLU (Rectified Linear Unit) – ReLU забезпечує простоту обчислень та сприяє вирішенню проблеми зникнення градієнта:

$$f(x) = \max(0, x), \quad (2.4)$$

де x – вхідний сигнал нейрона;

– Sigmoid – використовується для обмеження вихідних значень у діапазоні $[0,1]$. Хоча ця функція менш ефективна для глибоких моделей, вона корисна для завдань бінарної класифікації:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}; \quad (2.5)$$

– Softmax – використовується для обчислення ймовірностей у багатокласових завданнях:

$$\sigma(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}. \quad (2.6)$$

2.3.4 Ієрархічна обробка в CNN

Архітектура згорткових нейронних мереж (CNN) побудована на основі ієрархічного принципу, що дозволяє моделі послідовно обробляти вхідні дані, переходячи від простих до складних представлень. Кожен рівень мережі виконує специфічну функцію у процесі обробки інформації.

Перші кілька згорткових шарів CNN фокусуються на виділенні низькорівневих ознак, таких як: краї, контури, текстури, градієнти яскравості. Ці шари працюють із найменшими деталями зображення, які є спільними для багатьох класів об'єктів. Наприклад, на ОКТ-знімках ці шари можуть виявляти межі між шарами сітківки або аномальні зони підвищеної яскравості. Наприклад, якщо фільтр розміру 3×3 налаштований для виявлення горизонтальних країв, його коефіцієнти можуть бути такими:

$$k = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.7)$$

У міру збільшення кількості згорткових шарів модель починає об'єднувати базові ознаки в більш складні патерни. Ці середні шари аналізують: поєднання країв для виявлення форм, текстурні ознаки та локальні патерни, характерні для певних об'єктів. На ОКТ-знімках ці шари можуть виділяти структури сітківки, такі як зоровий нерв або макулярну ділянку. Наприклад, наявність характерних ознак може свідчити про глаукому. У середніх шарах розмір фільтрів часто зменшується для обробки більш локалізованих областей, а розмір карт ознак зменшується за рахунок пулінгу.

Глибинні шари CNN об'єднують складні патерни у високорівневі представлення, що відповідають ключовим характеристикам класів. Це дозволяє моделі: генерувати абстрактні репрезентації даних, розрізняти специфічні класи об'єктів та виявляти залежності між ознаками.

На ОКТ-знімках ці шари можуть класифікувати зображення як "позитивно" або "негативно" по відношенню до наявності глаукоми на основі попередньо виділених структур і текстур. Ієрархічна структура CNN забезпечує кілька ключових переваг:

- зменшення розмірності – кожен наступний шар зменшує кількість даних, зберігаючи найважливішу інформацію;
- виділення локальних і глобальних ознак – початкові шари працюють із локальними деталями, тоді як глибинні шари враховують загальну структуру;
- застосовність до складних завдань – завдяки багаторівневій обробці CNN підходять для аналізу складних медичних зображень, таких як ОКТ.

2.4 Аналіз датасетів

2.4.1 RIM-ONE Dataset

RIM-ONE (Retinal Image Database for Optic Nerve Evaluation) є одним із найстаріших і найбільш популярних наборів даних для аналізу глаукоми. Він

спеціалізується на офтальмоскопічних знімках, що дозволяє тренувати моделі для аналізу зорового нерву. В датасеті міститься близько чотирьохсот знімків диску зорового нерву. Класифікується на три групи: норма (знімок здорового пацієнта без патологій), підозра (зміни, що можуть свідчити про наявність глаукоми) та глаукома (чіткі ознаки захворювання). Використовується датасет як для задач сегментації так і для класифікації. Попередня обробка даних перед застосуванням має включати етапи нормалізації яскравості та контрасту, а також зменшення шумів за допомогою фільтра Гаусса. Приклад обчислення метрик:

$$Dice = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}, \quad (2.8)$$

де A – межі, визначені моделлю;

B – розмітки еталонного маркування.

2.4.2 ORIGA Dataset

ORIGA (Optic Nerve Head and Retinal Nerve Fiber Layer Analysis) створено для аналізу ОКТ-знімків із високою роздільною здатністю. Основна мета цього набору — виявлення змін у структурі сітківки, які можуть свідчити про глаукому. В датасет входить близько шести ста п'ятдесяти ОКТ-знімків, що дозволяють вивчати макулу, диск зорового нерву та шар нервових волокон. Розмітка включає межі оптичного диску та товщину шару нервових волокон. Основними цілями є детекція глаукоми, а також визначення ризику ймовірного прогнозування хвороби. Попередня обробка може включати вирівнювання зображень та нормалізацію інтенсивності. Цей набір часто використовується для порівняння ефективності різних алгоритмів глибокого навчання, оскільки він містить детальні анотації, що охоплюють широкий спектр змін, характерних для глаукоми.

2.4.3 REFUGE Dataset

REFUGE (Retinal Fundus Glaucoma Challenge) є одним із найбільш універсальних наборів даних для досліджень глаукоми. Він використовується як стандарт для оцінки моделей. До нього входить понад тисячу двісті знімків очного дна з різних медичних центрів. За допомогою даного датасету можна виконувати задачі сегментації, класифікації (три класи – відсутність хвороби, підозра, наявність хвороби) та прогнозування. Мультикласифікація з використанням функції Softmax:

$$\sigma(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}. \quad (2.9)$$

Тестування моделей навчених на основі даного датасету проводиться з використанням метрик Precision, Recall та F1-score.

Таблиця 2.2 – Порівняльна таблиця розглянутих датасетів

	RIM-ONE	ORIGA	REFUGE
Кількість зображень	400+	650+	1200+
Тип даних	Офтальмоскопічні фото	ОКТ-знімки	Зображення очного дна
Основні завдання	Сегментація, класифікація	Детекція, прогнозування	Сегментація, класифікація
Особливості	Простота та зручність у задачах сегментації	Глибокий аналіз структур сітківки	Універсальність і реалістичність

2.5 Математичне моделювання

2.5.1 Моделювання механіки тканин ока

Механіка тканин зорового нерву та сітківки є однією з ключових сфер дослідження в контексті глаукоми. Основна мета таких моделей — зрозуміти,

як підвищений ВОТ впливає на тканини, викликаючи їхню деформацію та пошкодження. Еластичність тканин – модель тканин ока базується на концепціях пружності, описаних рівняннями механіки деформованого твердого тіла:

$$\sigma = E \times \varepsilon, \quad (2.10)$$

де σ – напруження, яке виникає у тканинах;

E – модуль Юнга, що характеризує пружність тканини;

ε – відносна деформація.

У контексті глаукоми модуль Юнга тканин може змінюватися через вікові або патологічні фактори.

Зоровий нерв, оточений ламінарною структурою, зазнає механічного тиску від підвищеного ВОТ. Це можна моделювати за допомогою виразу рівноваги:

$$\nabla \times \sigma + f = 0, \quad (2.11)$$

де f – зовнішня сила (ВОТ).

Моделювання таких процесів допомагає зрозуміти, як хронічний тиск сприяє пошкодженню зорового нерву.

2.5.2 Математичний аналіз кровотоку у зоровому нерві

Кровообіг у тканинах ока відіграє критичну роль у забезпеченні їхнього функціонування. Глаукома часто супроводжується ішемією, що викликає порушення живлення тканин зорового нерву. Для моделювання кровотоку в судинах використовується рівняння Пуазейля (описується залежність між розміром судин і обсягом кровопостачання):

$$Q = \frac{\pi r^4 \Delta P}{8 \eta L}, \quad (2.12)$$

де Q – об'ємний потік крові;

r – радіус судини;

ΔP – різниця тиску між різними кінцями судини;

η – в'язкість крові;

L – довжина судини.

Підвищений ВОТ зменшує градієнт тиску ΔP , що, згідно з рівнянням Пуазейля, призводить до зменшення об'ємного потоку Q . Це спричиняє ішемію, яка сприяє дегенерації нервових волокон. Для дослідження адаптації кровотоку в умовах змін ВОТ розробляються моделі авторегуляції, які враховують здатність судин до звуження або розширення залежно від локального тиску.

2.5.3 Прогнозування прогресії глаукоми

Для прогнозування прогресування глаукоми використовуються моделі машинного навчання, які поєднують клінічні дані з результатами аналізу ОКТ-знімків. Модель ймовірності прогресії глаукоми може бути описана рівнянням:

$$P = \sigma(W \times X + b), \quad (2.13)$$

де P – імовірність наявності глаукоми;

X – вектор ознак (вік, товщина шару нервових волокон, ВОТ);

W – ваги моделі;

σ – функція активації (наприклад, Sigmoid).

Для аналізу часових даних, таких як зміни ВОР або товщини нервових волокон, використовується RNN або LSTM, що дозволяє враховувати залежність між вимірами, зробленими в різний час.

2.6 Розробка гібридних архітектур нейронних мереж

У сучасному аналізі медичних зображень використовуються різноманітні архітектури глибокого навчання. Гібридні моделі, які поєднують згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні нейронні мережі (RNN) та автокодері, дають змогу не лише аналізувати статичні зображення, але й обробляти часові ряди та виявляти залежності між даними.

2.6.1 Поєднання CNN та RNN

CNN — це основний інструмент для аналізу зображень, а RNN (зокрема, її варіації, такі як LSTM або GRU) ідеально підходять для аналізу послідовних даних. CNN-шар використовується для виділення ознак із зображення, а саме, у контексті ОКТ-знімків може виділяти інформацію про структури сітківки (макула, диск зорового нерву). RNN-шар обробляє часові зміни в даних, такі як послідовні знімки пацієнта, що дозволяє прогнозувати прогресію глаукоми.

Вихід CNN-шару X_{CNN} подається на вхід RNN:

$$h_t = f(W \times X + U \times h_{t-1} + b), \quad (2.14)$$

де h_t – стан RNN у момент часу t ;

W, U, b – параметри моделі;

f – функція активації (наприклад, ReLU або Tanh).

Результатом процесу прогнозування прогресування може бути моделювання змін товщини шару нервових волокон із часом.

2.6.2 Автокодери для компресії даних

Автокодери використовуються для зменшення розмірності даних та виділення їх основних характеристик. Автокодер складається з двох частин: енкодер – стискає дані до меншої розмірності та декодер – відновлює дані до їх початкової форми. Застосовуються для компресії медичних зображень для прискорення обробки, а також для виділення ключових ознак для подальшого аналізу. Втрати обчислюються як різниця між вхідними даними X та відновленими даними \hat{X} :

$$L = \|X - \hat{X}\|^2, \quad (2.15)$$

де $\|\cdot\|$ – норма, що визначає різницю між векторами.

3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

У результаті дослідження предметної області автоматизованих систем для розпізнавання та лікування глаукоми, була виявлена проблема відсутності готового автоматичного програмного рішення повного циклу – від обстеження та постановки діагнозу до призначення відповідного лікування, моніторингу стану та надання подальших рекомендацій. Тому було прийнято рішення спроектувати прототип такої системи (рис. 3.1). Також аналіз існуючих методів діагностики дозволив визначити оптимальні архітектури нейронних мереж, які були обрані для подальшої реалізації у практичній частині роботи, а саме: MobileNetV3, ResNet50 та VGG19.

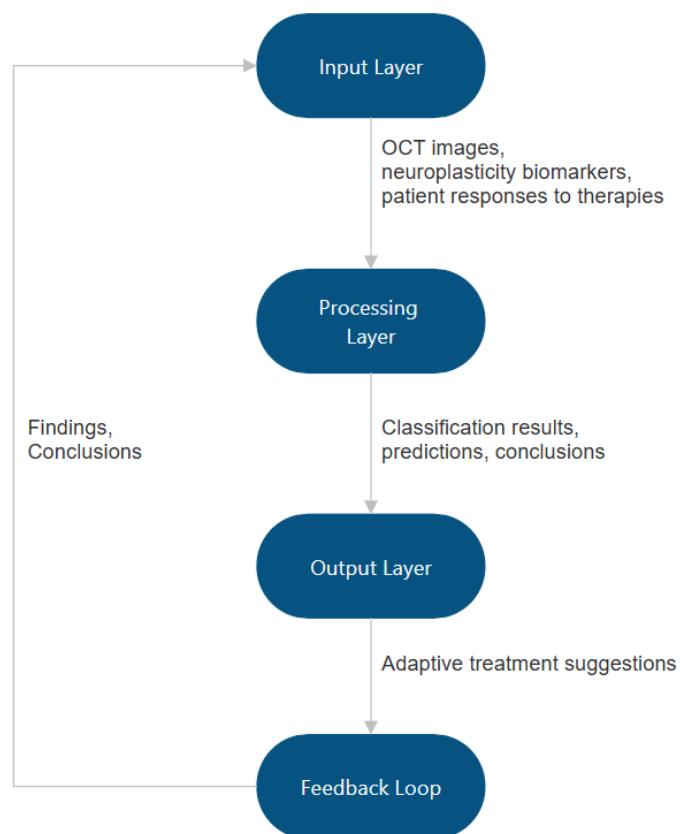


Рисунок 3.1 – Максимальний пулінг із застосуванням області розміру 2×2 на вхідному зображенні 4×4

3.1 Середовище програмної реалізації та вхідні дані

Для проведення навчання нейронних мереж, особливо складних та на великих наборах даних, потрібні значні обчислювальні потужності. В якості основної платформи для цієї задачі було обрано онлайн ресурс Kaggle [59], який надає для безкоштовного користування середовище для виконання коду на мові програмування Python, а також, що є важливим фактором, надає тридцять безкоштовних годин на тиждень на використання потужностей своїх графічних процесорів. Для виконання практичної частини даної роботи, був обраний графічний прискорювач GPU-P100 (шістнадцять гігабайт відеопам'яті з пропускнуою здатністю до семисот двадцяти гігабіт в секунду, три тисячі п'ятсот вісімдесят чотири CUDA ядра).

Іншою важливою складовою успішного навчання моделі є об'єм та якість тренувального набору даних. В рамках виконання даної роботи, був створений новий датасет, що складається з сімнадцяти тисяч ста сорока одного тренувального та шести тисяч шістсот сорока семи валідаційних зображень (рис. 3.2).

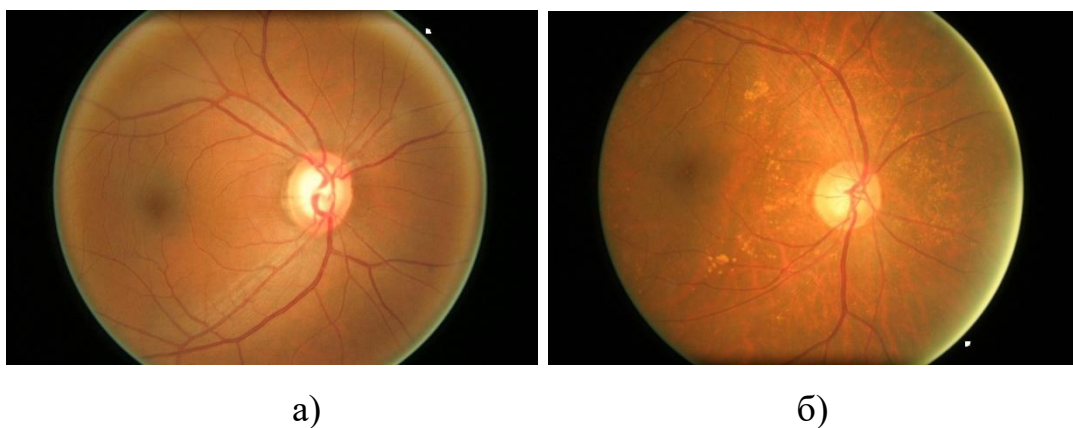


Рисунок 3.2 – Приклади зображень з нового датасету:

а) глаукома відсутня; б) підозра на глаукому;

Не підготована людина не зможе побачити різницю та розподілити такі зображення коректно по класам. Спеціаліст може це зробити за наявності додаткових аналізів. Правильно навчена на досить великій та різноманітній

вибірці з достатньою кількістю епох модель, може ставити правильний діагноз у близько дев'яноста п'яти відсотках випадків. Структура датасету представлена на рисунку 3.3. Імена директорій NRG та RG відповідають скороченим назвам класів – Non-Referable Glaucoma та Referable Glaucoma (зображення з відсутніми та наявними ознаками глаукоми відповідно).

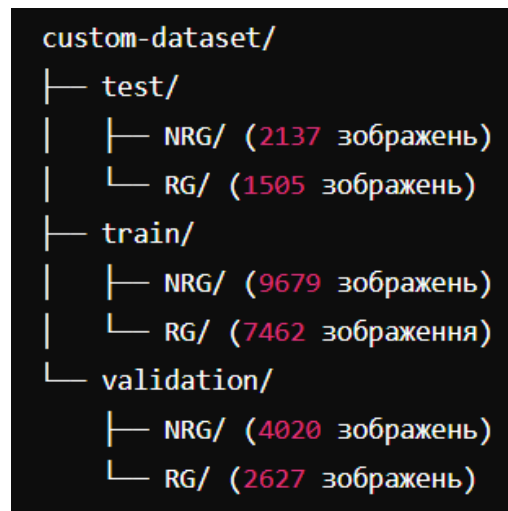


Рисунок 3.3 – Структура датасету

3.2 Процес навчання моделей

Створений датасет вже містить доволі велику кількість зображень, втім, для досягнення кращих результатів, було використано техніку аугментації даних для підвищення їх різноманітності та варіативності для моделі.

Лістинг 3.1 Застосування аугментації:

```

random.seed()
np.random.seed()
torch.manual_seed()
if torch.cuda.is_available():
    torch.cuda.manual_seed_all()
class AddNoiseTensor(object):
  
```

```

def __init__(self, noise_level):
    self.noise_level = noise_level
def __call__(self, img_tensor):
    noise = torch.rand_like(img_tensor) * self.noise_level
    return img_tensor + noise

```

Варто також зазначити, що в процесі підготовки моделей до навчання, була «розморожена» частина шарів оригінальних моделей. Таким чином, цей підхід дозволяє зберегти та зекономити час, щоб модель не витратила його та ресурси на навчання базовим речам, які вже були закладені в неї (розпізнавання граней зображення, знаходження та виділення ключових ознак, відділення від фону і так далі).

Лістинг 3.2 Код «розморожування» частини шарів моделі:

```

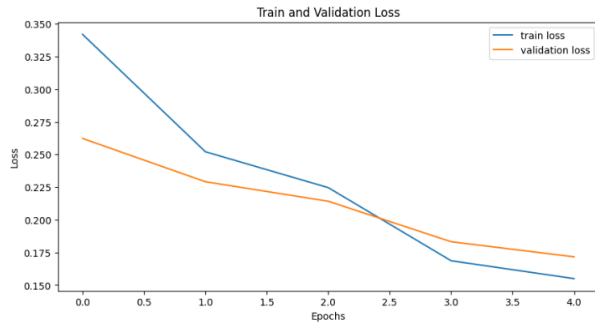
model_ft.classifier = nn.Sequential(
    nn.Linear(25088, 1024),
    nn.ReLU(),
    nn.Dropout(0.5),
    nn.Linear(1024, 2)
)

```

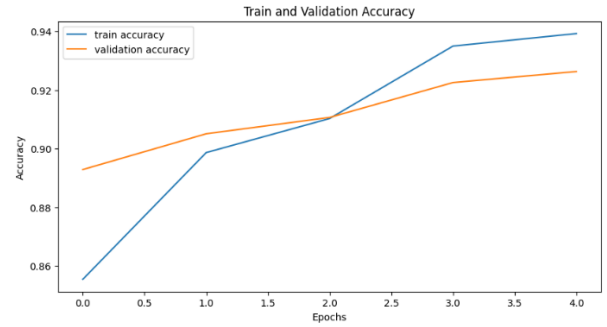
Метрики та фінальні результати навчання представлені на рисунках 3.4–3.6 та в таблиці 3.1 [60].

Таблиця 3.1 – Результати навчання

	MobileNetV3	RestNet50	VGG19
Accuracy	92.5%	92.78%	83.28%



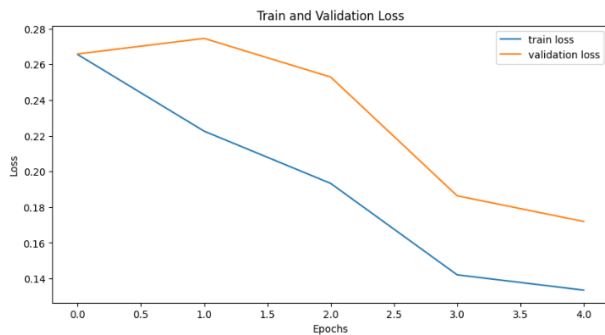
а)



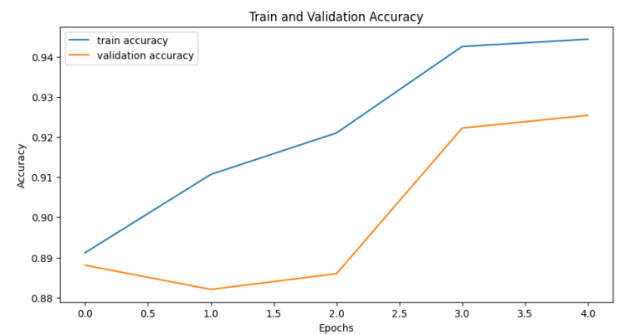
б)

Рис. 3.4 – метрики навчання ResNet50:

а) втрати; б) точність;



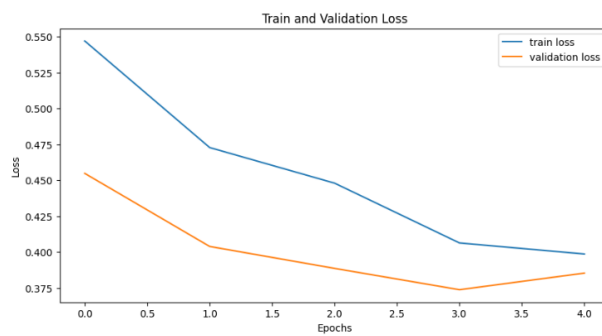
а)



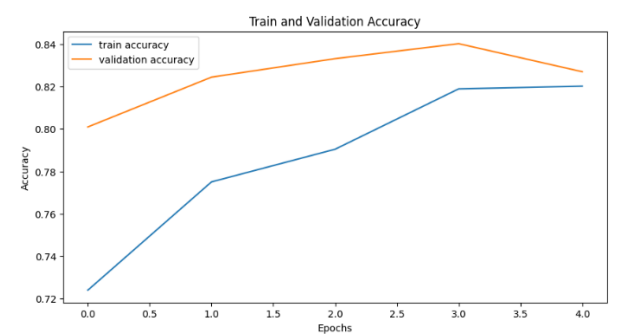
б)

Рис. 3.5 – метрики навчання MobileNetV3:

а) втрати; б) точність;



а)



б)

Рис. 3.6 – метрики навчання VGG19:

а) втрати; б) точність;

Результати є доволі гарними та показують, що для виконання завдання, в рамках даної роботи, найкраще підходять моделі MobileNetV3 та ResNet50, а ось VGG19 показала найнижчу точність.

3.3 Мультимодальність системи

Одним із перспективних напрямів вдосконалення систем автоматичної діагностики глаукоми є застосування мультимодального підходу, що дозволяє інтегрувати різнорідні дані для підвищення точності та адаптивності прогнозування. У межах такого підходу дані зображень очного дна (ОСТ/фундус знімки) поєднуються з текстовими даними про анамнез пацієнта чи біомаркери, що дозволяє будувати цілісніше уявлення про клінічну картину захворювання.

На практичному рівні реалізація мультимодального підходу ґрунтується на комбінації CNN для обробки зображень та RNN або трансформерів для аналізу текстових даних.

CNN-архітектури, як-от ResNet50, слугують інструментом для виділення ознак із зображень, що містять ключову інформацію про структурні зміни зорового нерву, характерні для глаукоми. Ці моделі ефективно розпізнають деформації диску зорового нерву, а також зменшення товщини шару нервових волокон (RNFL).

У той же час трансформер забезпечує аналіз текстових даних завдяки своїй здатності враховувати контекст та семантичні зв'язки між словами. Це дозволяє використовувати анамнез, клінічні записи та часові дані для прогнозування стадії захворювання та потенційної динаміки його розвитку.

Важливим етапом є об'єднання ознак у Fusion Layer. На цьому етапі виділені ознаки з CNN та трансформера об'єднуються у єдине представлення, на основі якого нейронна мережа формує остаточний прогноз діагнозу та рекомендації для подальшого лікування. Представлений нижче код демонструє структурну інтеграцію ознак на практиці, де ознаки, отримані з

обробки OCT-зображень та текстових даних, поєднуються через шар інтеграції та передаються на вихідний шар для класифікації.

Лістинг 3.3 Структурна інтеграція ознак:

```
model_ft.classifier = nn.Sequential(
    nn.Linear(25088, 1024),
    nn.ReLU(),
    nn.Dropout(0.5),
    nn.Linear(1024, 2)
)
```

3.4 Інтеграція із зовнішніми системами

Подальший розвиток системи діагностики глаукоми може полягати в інтеграції з існуючими неінвазивними методами лікування, такими як rtACS (Transorbital Alternating Current Stimulation) та EyeOP1.

Метод rtACS базується на використанні слабких електричних струмів, які стимулюють активність гангліозних клітин сітківки (RGC), що покращує функціонування залишкового зору. При цьому результати клінічних досліджень показують 41% зменшення втрати поля зору після 10-денного курсу лікування.

Завдяки системі, розробленій у рамках цієї роботи, можна запропонувати індивідуальні налаштування rtACS на основі аналізу OCT-зображень та текстових даних про пацієнта. Для цього можна реалізувати додатковий модуль, який на основі результатів класифікації моделі формуватиме рекомендації щодо частоти стимуляції та тривалості сеансу.

Для кожного дискретного стану «glaucoma_stage» (рання, помірна, пізня стадія) необхідно підібрати оптимальні параметри, які будуть найбільш ефективними для стимуляції rtACS. Важливо зазначити, що це потребує

проведення серії клінічних випробувань та експериментів для збору необхідних даних. Наразі функція формує конфігурацію параметрів у загальному вигляді, демонструючи підхід до автоматизації налаштувань на основі стану пацієнта та додаткових даних.

Лістинг 3.3 Структурна інтеграція ознак:

```
def generate_rtacs_config(glaucoma_stage, additionalData=None):
    config = {"frequency": None, "duration": None, "additional_notes":
"Requires experimental validation"}
    if glaucoma_stage == "early":
        config["frequency"] = "10-15 Hz"
        config["duration"] = "20-25 minutes"
    elif glaucoma_stage == "moderate":
        config["frequency"] = "12-18 Hz"
        config["duration"] = "25-30 minutes"
    elif glaucoma_stage == "advanced":
        config["frequency"] = "15-20 Hz"
        config["duration"] = "30-35 minutes"
    else:
        config["additional_notes"] = "Unknown glaucoma stage. Further
assessment required."
    if additionalData:
        config["additional_data_used"] = additionalData
    return config
```

Аналогічний підхід можна використовувати для інтеграції з системою EyeOP1.

Інтеграція великої мовної моделі GPT-4 відкриває можливості для створення більш зрозумілої та персоналізованої системи. Завдяки цьому лікарі

та пацієнти можуть отримувати чіткі пояснення діагнозів, рекомендації щодо лікування та іншу релевантну інформацію у доступній формі.

Першим кроком є підготовка даних для передачі через API. До них відносяться результати класифікації моделі (наприклад, стадія глаукоми), ключові показники з OCT-знімків (товщина RNFL та індекс деформації) і текстові запити від лікарів або пацієнтів. Дані передаються у вигляді структурованого тексту, який служить основою для генерації відповіді (лістинг 3.4).

Лістинг 3.4 Приклад структурованих даних для відправки через API:

```
def prepare_prompt(data):
    return (
        f"Classification: {data['classification']}\n"
        f"RNFL thickness: {data['rnfl_thickness']} μm\n"
        f"Deformation index: {data['deformation_index']}\n"
        f"History: {data['history']}\n"
        f"Query: {data['query']}\n"
        f"Generate a detailed explanation and treatment recommendations."
    )
```

Наступним кроком є виклик GPT-4 через API, де підготовлений текст передається у вигляді промпту (лістинг 3.5). Результат у вигляді текстової відповіді повертається у JSON-форматі.

Лістинг 3.5 Функція для API запиту:

```
def query_gpt4(prompt):
    response = openai.ChatCompletion.create(
        model="gpt-4",
        messages=[{"role": "user", "content": prompt}]
    )
```

return response['choices'][0]['message']['content']

Для доступу до GPT-4 потрібен API-ключ, який надається OpenAI. Важливо забезпечити безпеку цього ключа, наприклад, використовуючи змінні середовища. Надану від системи відповідь можна надалі «парсити» для подальшого використання. Це може бути генерація звіту або ж використання інших шаблонів, куди можна вставляти отримати відповідь. Це знижує потребу в ручній обробці даних та робить систему доступнішою для користувачів. Однак слід також постійно враховувати та відстежувати у особистому кабінеті використання токенів, які витрачаються при використанні моделі.

3.5 Подальші кроки та перспективи

Для того щоб система діагностики глаукоми могла функціонувати навіть у тестовому середовищі, необхідно завершити кілька важливих етапів реалізації. Перш за все, слід забезпечити повну інтеграцію моделей класифікації з функціоналом взаємодії з користувачем. Це включає налаштування API для передачі вхідних даних і отримання результатів, а також створення базового інтерфейсу для лікарів і дослідників. Такий інтерфейс може бути реалізований у вигляді веб-додатку, який дозволяє завантажувати ОСТ-знімки та текстову інформацію про пацієнтів, а також отримувати детальні пояснення результатів класифікації. Крім цього, необхідно врахувати потребу у зберіганні результатів аналізу та їх подальшої обробки, що потребує впровадження бази даних для централізованого зберігання даних пацієнтів.

Важливим аспектом для реалізації системи є її оптимізація для роботи в обмежених умовах. Наприклад, розгортання системи на локальних серверах клінік або використання в портативних пристроях вимагає мінімізації ресурсів, які споживаються моделями. Для цього можуть бути використані

моделі легшої архітектури, такі як MobileNetV3, що вже була протестована у рамках даного дослідження.

Паралельно з цим необхідно передбачити механізм постійного оновлення та розширення датасету. Для дослідження використовувався набір даних, сформований із доступних відкритих джерел, однак для підвищення точності системи слід інтегрувати нові джерела. Це можуть бути мультицентричні дослідження, проведені у співпраці з клініками, або комерційні партнери, які мають доступ до великих обсягів даних. Особливу увагу слід приділити розширенню метаданих, таких як анамнез пацієнтів, супутні захворювання або результати попередніх обстежень, які дозволять побудувати мультимодальну архітектуру системи.

Ще одним важливим кроком є налагодження співпраці з компаніями-розробниками систем rtACS та EyeOP1. Такий контакт дозволить не лише отримати доступ до їхніх технологій, але й реалізувати реальну інтеграцію, використовуючи специфікації та API, що надаються цими виробниками. Крім того, співпраця з компаніями сприятиме тестуванню системи в умовах, максимально наближених до клінічної практики, і допоможе врахувати всі технічні нюанси інтеграції.

Ще одним важливим напрямком розвитку є впровадження прогнозувальних моделей, які базуються на часових рядах. Наприклад, послідовний аналіз ОСТ-знімків, отриманих через певні проміжки часу, може дати змогу виявляти тенденції у прогресуванні хвороби та передбачати потенційні ризики ще до їхнього прояву. Це дозволить лікарям оперативно коригувати план лікування або рекомендувати додаткові обстеження.

ВИСНОВКИ

У рамках кваліфікаційної роботи був проведений глибокий аналіз існуючих методів діагностики та лікування глаукоми. Були визначені ключові критерії ефективності таких методів: точність, швидкість роботи, складність реалізації, вимоги до датасетів та можливості прогнозування прогресії хвороби. На основі цього аналізу було розроблено критерії оцінки та порівняння моделей, які були обрані для подальшого використання в роботі.

Для практичної частини роботи, що включала тренування та порівняння моделей, були обрані три моделі глибокого навчання: MobileNetV3, ResNet50 і VGG19. Був також проведений аналіз отриманих метрик точностей та втрат, що підтвердив ефективність моделей у контексті розпізнавання глаукоми. Результати навчання були представлені у вигляді відповідних графіків та таблиць. Найкращий результат показала модель ResNet50 – 92.78% точності.

Особливу увагу приділено інтеграції системи з зовнішніми методами неінвазивного лікування, такими як rtACS та EyeOP1, що може стати ефективним інструментом для пацієнтів з високим ризиком прогресії захворювання. Описана можливість використання великих мовних моделей (GPT-4) для персоналізованої роботи з пацієнтами, що включає аналіз вхідних даних та формування рекомендацій на основі історії хвороби.

У перспективі, система може бути розширена шляхом впровадження нових інтеграцій, зокрема з інноваційними пристроями лікування, такими як нейроінтерфейси та технології нейропластичності. Також запропоновано план майбутньої оптимізації, який включає підвищення ефективності системи через адаптивне навчання моделей і оптимізацію обчислювальних ресурсів. Важливим практичним аспектом є необхідність налагодження зв'язків із компаніями-розробниками зовнішніх систем лікування для реальної інтеграції та вивчення їхніх протоколів роботи.

Наукова новизна даного дослідження полягає саме у комбінуванні використання різних моделей для створення єдиної мультимодальної системи. Також у ході роботи був створений власний датасет для навчання моделей.

Результати дослідження апробовано у вигляді статті, яку було опубліковано у науковому журналі «Universum» [60].

Таким чином, виконана робота стала вагомим внеском у розвиток автоматизованих систем діагностики глаукоми, відкриваючи нові перспективи для автоматизації та застосування штучного інтелекту в медицині.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Vision impairment and blindness. *World Health Organization (WHO)*. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/blindness-and-visual-impairment> (дата звернення: 01.10.2024).
2. Berkovskyi, D., & Kuzomin, O. (2023). CREATION OF INTELLIGENT SYSTEMS FOR ANALYZING SUPERMARKET VISITORS TO IDENTIFY CRIMINAL ELEMENTS. *Collection of scientific papers «SCIENTIA»*, (May 5, 2023; Sydney, Australia), 113-118.
3. Kuzomin O., Lyashenko V. Agent-Based Model as a Research Tool. *International Journal of Academic Information Systems Research (IJAISR)*. 2022. Vol. 6, no. 5. P. 17–21
4. Lee C. S., Baughman D. M., Lee A. Y. Deep Learning Is Effective for Classifying Normal versus Age-Related Macular Degeneration OCT Images. *Ophthalmology Retina*. 2017. Vol. 1, no. 4. P. 322–327.
5. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs / V. Gulshan et al. *JAMA*. 2016. Vol. 316, no. 22. P. 2402.
6. Weinreb R. N., Aung T., Medeiros F. A. The Pathophysiology and Treatment of Glaucoma. *JAMA*. 2014. Vol. 311, no. 18. P. 1901.
7. Glaucoma Basics & FAQs. *American Glaucoma Society*. URL: <https://www.americanglaucomasociety.net/patient-family-resources/glaucoma-basics-faqs> (дата звернення: 03.10.2024).
8. Global Prevalence of Glaucoma and Projections of Glaucoma Burden through 2040 / Y.-C. Tham et al. *Ophthalmology*. 2014. Vol. 121, no. 11. P. 2081–2090.
9. Quigley H. A. The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020. *British Journal of Ophthalmology*. 2006. Vol. 90, no. 3. P. 262–267.
10. Primary Open-Angle Glaucoma / Y. H. Kwon et al. *New England Journal of Medicine*. 2009. Vol. 360, no. 11. P. 1113–1124.

11. Leske M. C. Risk Factors for Open-angle Glaucoma: The Barbados Eye Study-Reply. *Archives of Ophthalmology*. 1996. Vol. 114, no. 2. P. 235.

12. What Is Glaucoma? Symptoms, Causes, Diagnosis, Treatment. *American Academy of Ophthalmology*. URL: <https://www.aao.org/eye-health/diseases/what-is-glaucoma#risk> (дата звернення: 04.10.2024).

13. Clark A. F., Zhang X., Yorio T. Steroid-induced glaucoma. *Ocular Disease*. 2010. P. 146–152.

14. Types Of Glaucoma: Understanding The Four Main Types. *Glaucoma Research Foundation*. URL: <https://glaucoma.org/types> (дата звернення: 06.10.2024).

15. What Is Glaucoma?. *Cleveland Clinic*. URL: <https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/4212-glaucoma> (дата звернення: 07.10.2024).

16. Types of Glaucoma. *American academy of ophthalmology*. URL: <https://www.aao.org/eye-health/ask-ophthalmologist-q/types-glaucoma> (дата звернення: 08.10.2024).

17. Types of Glaucoma. *DMEI | Dean McGee Eye Institute*. URL: <https://dmei.org/services-specialties/glaucoma/types-of-glaucoma> (дата звернення: 09.10.2024).

18. Cataracts: Signs, Symptoms & Treatment. *Cleveland Clinic*. URL: <https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/8589-cataracts-age-related> (дата звернення: 10.10.2024).

19. Cataracts And Glaucoma. *Glaucoma Research Foundation*. URL: <https://glaucoma.org/articles/cataracts-and-glaucoma> (дата звернення: 11.10.2024).

20. What Is Macular Degeneration?. *American academy of ophthalmology*. URL: <https://www.aao.org/eye-health/diseases/amd-macular-degeneration>.

21. Osteoporosis - Symptoms and causes. *Mayo Clinic*. URL: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/osteoporosis/symptoms-causes/suc-20351968> (дата звернення: 12.10.2024).

22. Astigmatism. *American Optometric Association (AOA) | Doctors of Optometry*. URL: <https://www.aoa.org/healthy-eyes/eye-and-vision-conditions/astigmatism?sso=y> (дата звернення: 15.10.2024).

23. Astigmatism: Symptoms, Tests & Treatment. *Cleveland Clinic*. URL: <https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/8576-astigmatism> (дата звернення: 16.10.2024).

24. What Is Astigmatism? Symptoms, Causes, Diagnosis, Treatment. *American Academy of Ophthalmology*. URL: <https://www.aaao.org/eye-health/diseases/what-is-astigmatism> (дата звернення: 17.10.2024).

25. Normal Tension Glaucoma. *EyeWiki*. URL: https://eyewiki.org/Normal_Tension_Glaucoma (дата звернення: 17.10.2024).

26. Glaucoma - Diagnosis and treatment. *Top-ranked Hospital in the Nation - Mayo Clinic*. URL: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/glaucoma/diagnosis-treatment/drc-20372846> (дата звернення: 18.10.2024).

27. Geevarghese, A., Wollstein, G., Ishikawa, H., & Schuman, J. S. (2021). Optical coherence tomography and glaucoma. *Annual review of vision science*, 7(1), 693-726.

28. WuDunn, D., Takusagawa, H. L., Sit, A. J., Rosdahl, J. A., Radhakrishnan, S., Hogue, A., ... & Chen, T. C. (2021). OCT angiography for the diagnosis of glaucoma: a report by the American Academy of Ophthalmology. *Ophthalmology*, 128(8), 1222-1235.

29. Optical coherence tomography. *Mayo Clinic*. URL: <https://mayoclinic.elsevierpure.com/en/publications/optical-coherence-tomography> (дата звернення: 19.10.2024).

30. Rao, H. L., Pradhan, Z. S., Suh, M. H., Moghimi, S., Mansouri, K., & Weinreb, R. N. (2020). Optical coherence tomography angiography in glaucoma. *Journal of glaucoma*, 29(4), 312-321.

31. Glaucoma diagnosis using multi-feature analysis and a deep learning technique / N. Akter et al. *Scientific Reports*. 2022. Vol. 12, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-12147-y> (date of access: 20.10.2024).

32. Терещецький М., Кузьомін О. РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ MASK R-CNN, GRAB CUT I OPENCV. *Grail of Science*. 2022. № 14-15. С. 362–368. URL: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.27.05.2022.064> (дата звернення: 20.10.2024).

33. OCT Test for Glaucoma. *altris*. URL: <https://www.altris.ai/oct-test-for-glaucoma/> (дата звернення: 20.10.2024).

34. Zhang, L., Tang, L., Xia, M., & Cao, G. (2023). The application of artificial intelligence in glaucoma diagnosis and prediction. *Frontiers in cell and developmental biology*, 11, 1173094.

35. Cuadros, J., & Bresnick, G. (2009). EyePACS: an adaptable telemedicine system for diabetic retinopathy screening. *Journal of diabetes science and technology*, 3(3), 509-516.

36. Neuralink. Neuralink Pioneering Brain Computer Interfaces. *Neuralink*. URL: <https://neuralink.com/> (дата звернення: 21.10.2024).

37. Waisberg, E., Ong, J., & Lee, A. G. (2024). The potential to restore vision with Neuralink's "Blindsight" neural interface technology. *The Pan-American Journal of Ophthalmology*, 6(3), 84.

38. Neuroplasticity in visual impairments / P. R. Silva et al. *Neurology International*. 2018. Vol. 10, no. 4.

39. Max Planck Institute for Brain Research. "Neuroplasticity and Vision Restoration in Glaucoma Patients."

40. Argus II Retinal Prosthesis System. "Restoring Vision through Artificial Retina Technology." Retrieved from: <https://www.argusretina.com>

41. Liu, X., Faes, L., Kale, A. et al. (2020). "Deep learning to detect glaucoma in Ocular Coherence Tomography images." *Journal of Glaucoma*, 29(5), 344-352.

42. Christopher, M., Bowd, C., Girkin, C. et al. (2021). "Diagnostic accuracy of machine learning classifiers for glaucoma detection using retinal nerve fiber layer and optic nerve head data." *Ophthalmology*, 128(4), 435-446.
43. Tan, M., & Le, Q. V. (2019). "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks." *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, 6105-6114.
44. Li, Z., He, Y., Keel, S., et al. (2020). "Mobile deep learning for detecting referable glaucoma in eye images." *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(4), 1205-1212.
45. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). "Deep residual learning for image recognition." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 770-778.
46. Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., et al. (2017). "MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications." *arXiv preprint arXiv:1704.04861*
47. Singh, K., Ravin, R., Gupta, A., et al. (2021). "Large-scale OCT dataset requirements for deep learning models in glaucoma diagnosis." *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 11(3), 568-574.
48. Orlando, J. I., Prokofyeva, E., & Blaschko, M. B. (2017). "A discriminative model for the detection of glaucoma in retinal fundus images." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(6), 1437-1449.
49. Medeiros, F. A., Zangwill, L. M., Bowd, C., et al. (2018). "Influence of image resolution in OCT analysis of glaucoma." *Ophthalmology*, 125(5), 692-701.
50. Li, Z., Keel, S., He, Y., et al. (2020). "Augmentation strategies for limited data in deep learning for eye disease detection." *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(3), 874-882.
51. Weinreb, R. N., Leung, C. K., Crowston, J. G., et al. (2019). "Progression assessment and prediction in glaucoma using deep learning temporal modeling." *American Journal of Ophthalmology*, 207, 15-25.

52. Medeiros, F. A., Zangwill, L. M., Bowd, C., et al. (2020). "Individualized risk prediction for glaucoma progression." *Journal of Glaucoma*, 29(8), 687-695.

53. Kim, Y., Lee, J., Kwon, H., et al. (2021). "Hybrid deep learning models for fast-progressing glaucoma detection." *Ophthalmology*, 128(11), 1941-1951.

54. De Fauw, J., Ledsam, J. R., Romera-Paredes, B., et al. (2018). "Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease." *Nature Medicine*, 24(9), 1342-1350.

55. Abràmoff, M. D., Lavin, P. T., Birch, M., et al. (2018). "Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices." *NPJ Digital Medicine*, 1, 39.

56. Contributors to Wikimedia projects. Orbis International. *Wikipedia*. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Orbis_International (дата звернення: 22.10.2024).

57. EyeTechCare's EyeOP1 device to be installed in four healthcare facilities in France. *News-Medical*. URL: <https://www.news-medical.net/news/20130704/EyeTechCares-EyeOP1-device-to-be-installed-in-four-healthcare-facilities-in-France.aspx> (дата звернення: 23.10.2024).

58. Researchers examine if a naturally occurring protein can be used to prevent sight loss from glaucoma. *News-Medical*. URL: <https://www.news-medical.net/news/20210422/Researchers-examine-if-a-naturally-occurring-protein-can-be-used-to-prevent-sight-loss-from-glaucoma.aspx> (дата звернення: 24.10.2024).

59. Level up with the largest AI & ML community. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/> (date of access: 24.12.2024).

60. Ripnyi V. Methods for detecting the presence of glaucoma in humans using fundus images. *UNIVERSUM*. 2024. Vol. 8, no. 15. P. 254–260.