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

Факультет прикладної математики

Кафедра системного програмування і

спеціалізованих комп'ютерних систем

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Віталій РОМАНКЕВИЧ

«___»_____2024 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Системне програмування та спеціалізовані комп'ютерні системи»

зі спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»

на тему: «Метод нейромережевого розпізнавання особи користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока»

Виконав:
студент ІІ курсу, групи КВ-21 мп
Бойко Олексій Олегович _____

Науковий керівник:
Професор кафедри СПіСКС, док. техн. наук,
професор Терейковський Ігор Анатолійович _____

Рецензент:
_____
_____ _____

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

Київ – 2024 року

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» Факультет прикладної математики
Кафедра системного програмування і спеціалізованих комп‘ютерних систем
Рівень вищої освіти – другий (магістерський) Спеціальність – 123 «Комп‘ютерна інженерія»
Освітньо-наукова програма «Системне програмування і спеціалізовані комп‘ютерні системи»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
_____ Віталій РОМАНКЕВИЧ
«___»_____2023 р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
ПІБ

1. Тема дисертації «Метод розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока», науковий керівник дисертації Терейковський Ігор Анатолійович
2. Термін подання студентом дисертації 20.11.2023
3. Об’єкт дослідження: метод нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока. з використанням вейвлет перетворень.
4. Вихідні дані: метод нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока з використанням вейвлет перетворень.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: розробити метод нейромережевого розпізнавання за сітківкою ока з використанням обробки сітківки ока та розробити алгоритм для попередньої обробки зображень

сітківки ока з використанням вейвлет перетворень з метою покращення якості та зручності подальшого аналізу та розпізнавання сітківки.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: презентація.

7. Перелік публікацій:

- CXXXV Міжнародна науково-практична конференція «НАУКОВІ ПІДСУМКИ 2023 РОКУ» Запоріжжя, 8 грудня 2023 року.

8. Дата видачі завдання 31.08.2023

Календарний план

No з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Узгодження технічного завдання		
2	Дослідження та вивчення літератури		
3	Розробка структури МД		
4	Аналіз існуючих рішень		
5	Написання першого розділу МД		
6	Написання другого розділу МД		
7	Розробка та реалізація алгоритму		
8	Написання третього розділу МД		
9	Написання четвертого розділу МД		
10	Написання п’ятого розділу МД		
11	Підготовка графічного матеріалу		
12	Розгляд МД на кафедрі		

Студент Олексій БОЙКО

Науковий керівник Ігор ТЕРЕЙКОВСЬКИЙ

РЕФЕРАТ

Актуальність теми. З розвитком сучасних технологій та автоматизацією виробничих процесів стає важливою задачею забезпечення високого рівня безпеки та аутентифікації користувачів комп'ютерних систем. Зростання кількості цифрових атак і порушень безпеки ставить під загрозу конфіденційність та цілісність інформації. Застосування біометричних методів ідентифікації, таких як розпізнавання за сітківкою ока, може забезпечити вищий рівень безпеки порівняно з традиційними методами, такими як паролі чи PIN-коди, які в легкість можуть бути скомпрометовані.

Одним із перспективних напрямків є метод розпізнавання користувачів за сітківкою ока, оскільки кожен індивідуум має унікальні біометричні характеристики, що дозволяють впевнено відрізняти його від інших. Цей метод може бути використаний в різних галузях, таких як інформаційна безпека, медицина, фінанси та інші.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока з використанням вейвлет перетворень.

Предметом дослідження є нейромережеві моделі та методи розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока з використанням вейвлет перетворень.

Метою роботи є забезпечення ефективного розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за допомогою методу нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем з використанням обробки зображення сітківки ока, що за рахунок використання апарату вейвлет-перетворень дозволяє підвищити точність розпізнавання зашумлених зображень.

Наукова новизна полягає в наступному:

1. Запропоновано нову модель нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем з використанням попередньої обробки зображення сітківки ока, що за рахунок використання апарату вейвлет-перетворень дозволяє підвищити точність розпізнавання зашумлених зображень

2. Розроблено метод нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем з використанням обробки біометричних даних для ефективного використання в комп'ютерних системах.

Практична цінність отриманих результатів полягає в можливості використання запропонованого методу для забезпечення високого рівня безпеки в комп'ютерних системах. Це може знайти застосування в урядових установах, фінансових установах, медичних закладах та інших областях, де важлива конфіденційність та аутентифікація користувачів.

Апробація роботи. Основні положення і результати роботи були представлені та обговорювались на CXXXV Міжнародній науково-практичній конференції «НАУКОВІ ПІДСУМКИ 2023 РОКУ» Запоріжжя, 8 грудня 2023 року.

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

У вступі подано загальну характеристику роботи, зроблено оцінку сучасного стану проблеми, обґрунтовано актуальність напряму досліджень, сформульовано мету і задачі досліджень, показано наукову новизну отриманих результатів і практичну цінність роботи, наведено відомості про апробацію результатів і їхнє впровадження.

У першому розділі проведено аналіз існуючих методів біометричної ідентифікації та визначено переваги методу розпізнавання за сітківкою ока.

У другому розділі наведено опис моделей розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока.

У третьому розділі наведено опис методів розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока.

У четвертому розділі проведено тестування та проведено аналіз на основі отриманих результатів та наведено рекомендації для подальших досліджень.

У висновках представлені результати проведеної роботи.

Робота представлена на 92 аркушах, містить посилання на список використаних літературних джерел.

Ключові слова: біометрична ідентифікація, сітківка ока, безпека, аутентифікація, комп'ютерні системи.

ABSTRACT

Actuality of theme. With the development of modern technologies and the automation of production processes, it becomes an important task to ensure a high level of security and authentication of users of computer systems. The growing number of digital attacks and security breaches puts the privacy and integrity of information at risk. The use of biometric identification methods, such as retinal recognition, can provide a higher level of security compared to traditional methods such as passwords or PIN codes, which can be easily compromised. One of the promising directions is the method of recognizing users by the retina of the eye, since each individual has unique biometric characteristics that allow us to confidently distinguish him from others. This method can be used in various fields, such as information security, medicine, finance, and others.

The object of research is the process of recognizing users of computer systems by the retina using wavelet transformations. The subject of research is neural network models and methods of recognizing users of computer systems by the retina using wavelet transformations.

The aim of the work is to provide effective recognition of computer system users using the method of neural network recognition of computer system users using retinal image processing, which, due to the use of the wavelet transform apparatus, allows to increase the accuracy of recognition of noisy images.

The scientific novelty consists in the following:

1. A new model of neural network recognition of computer system users using pre-processing of the retinal image is proposed, which, due to the use of the wavelet transform apparatus, allows to increase the accuracy of recognition of noisy images
2. A method of neural network recognition of computer system users using biometric data processing for effective use in computer systems has been developed.

The practical value of the obtained results lies in the possibility of using the proposed method to ensure a high level of security in computer systems. This can find applications in government agencies, financial institutions, healthcare facilities, and other areas where user privacy and authentication are important. Approbation of work. The main provisions and results of the work were presented and discussed at the CXXXV International Scientific and Practical Conference "SCIENTIFIC RESUMES OF 2023" Zaporizhzhia, December 8, 2023. Structure and scope of work. The master's thesis consists of an introduction, four chapters and conclusions.

The introduction provides a general description of the work, assesses the current state of the problem, substantiates the relevance of the research direction, formulates the goal and objectives of the research, shows the scientific novelty of the obtained results and the practical value of the work, provides information on the approbation of the results and their implementation.

In the first chapter, an analysis of the existing biometric identification methods was carried out and the advantages of the retinal recognition method were determined. The second chapter provides a description of models of recognition of users of computer systems based on the retina of the eye. The third chapter describes the methods of recognizing users of computer systems using the retina. In the fourth chapter, testing and analysis is carried out based on the obtained results and recommendations for further research are given.
The results of the work are presented in the conclusions.

The work is presented on 92 sheets, contains links to the list of used literary sources.

Key words: biometric identification, retina, security, authentication, computer systems.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ **11**

ВСТУП **12**

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЗАСОБІВ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ КОРИСТУВАЧІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЗА СІТКІВКОЮ ОКА **14**

1.1 Сучасні засоби розпізнавання користувачів комп'ютерних систем 13

1.2 Постановка задачі розпізнавання користувача за сітківкою ока 25

1.3 Завдання попередньої обробки зображення сітківки ока 27

1.4 Висновки до розділу 1 28

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ РОЗПІЗНАВАННЯ КОРИСТУВАЧІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЗА СІТКІВКОЮ ОКА **29**

2.1 Модель процесу розпізнавання за сітківкою ока 29

2.2 Нейромережева модель аналізу статичного зображення сітківки ока 33

2.3 Модель попередньої обробки сітківки ока 36

2.4 Архітектура нейромережевої моделі 44

2.5 Висновки до розділу 2 48

РОЗДІЛ 3. МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ КОРИСТУВАЧІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЗА СІТКІВКОЮ ОКА **49**

3.1 Процедура нейромережевого аналізу за статичним зображенням сітківки ока 49

3.2 Препроцесінг зображення обробка сітківки ока 53

3.3 Етапи методу обробки сітківки ока за допомогою вейвлет перетворення 59

3.4 Висновки до розділу 3 68

РОЗДІЛ. 4 СИСТЕМА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СІТКІВКИ ОКА **69**

4.1 Архітектура системи 69
4.1.1 Архітектура системи обробки зображення 69
4.2 Обґрунтування мови програмування 71
4.3 Експериментальні дослідження 72
4.4 Висновки до розділу 4 81
ВИСНОВКИ 82
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 84
ДОДАТОК 86

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

CNN - Згорткова нейронна мережа (Convolutional neural network)

RNN - Рекурентна нейронна мережа (Recurrent neural network)

GAN - Генеративні змагальні мережі

UML - Уніфікована мова моделювання (Unified Modeling Language)

WT - Вейвлет перетворення

DWT - Дискретне вейвлет-перетворення

DecWT - Знищене вейвлет-перетворення

UWT - Стаціонарне вейвлет-перетворення

AHE - Адаптивне вирівнювання гістограми

CLAHE - Адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженим контрастом

ROI - Область інтересу сітківки ока

HRF - Очне дно високої роздільної здатності

OCT - Неінвазивний метод візуалізації

SLO - Скануюча лазерна офтальмоскопія

ВСТУП

В останні десятиліття спостерігається стрімкий розвиток біометричних технологій, що відіграють вирішальну роль у сферах ідентифікації та аутентифікації особистості. Біометричні технології базуються на аналізі фізіологічних або поведінкових характеристик людини, що мають високий ступінь унікальності та відтворюваності. До фізіологічних характеристик належать відбитки пальців, геометрія обличчя, сітківка ока, а до поведінкових – динаміка клавіатурного введення, голос, підпис.

Одним із найбільш перспективних напрямків у біометричних технологіях є розпізнавання сітківки ока. Цей метод включає сканування сітківки – тонкої тканини, яка вистилає задню частину очного яблука, що містить унікальний візерунок кровоносних судин. Унікальність сітківки ока у кожної людини забезпечує високу точність ідентифікації, роблячи цей метод одним із найбільш надійних.

Зростання інтересу до біометричних технологій також пов'язане із збільшенням потреби у захисті цифрової інформації та особистих даних у сучасному цифровому світі. Однак, це також породжує нові виклики, зокрема, щодо зберігання та обробки чутливих біометричних даних, а також забезпечення приватності та дотримання прав людини. Враховуючи високу важливість та потенціал біометричних технологій, вони продовжують активно розвиватися, відкриваючи нові горизонти в області безпеки, аутентифікації та ідентифікації.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЗАСОБІВ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ КОРИСТУВАЧІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЗА СІТКІВКОЮ ОКА

1.1 Сучасні засоби розпізнавання користувачів комп'ютерних систем

Біометричні дані - це унікальні фізіологічні і поведінкові характеристики особи, які можуть бути використані для її ідентифікації або аутентифікації[1]. Ці дані включають, але не обмежуються, відбитками пальців, геометрією обличчя, малюнком сітківки ока, структурою ДНК, голосом, підписом та динамікою клавіатурного набору. Важливою особливістю біометричних даних є їхня стабільність у часі та унікальність для кожної особи, що робить їх надійним засобом ідентифікації.

Біометричні технології - це технічні засоби та методи, які використовують біометричні дані для ідентифікації або аутентифікації особи[1]. Вони можуть включати різноманітне обладнання для сканування або вимірювання біометричних ознак (наприклад, сканери відбитків пальців, камери для розпізнавання облич), а також програмне забезпечення для обробки та аналізу зібраних даних. Використання таких технологій дозволяє забезпечити високий рівень безпеки, оскільки біометричні дані важко підробити чи скопіювати.

Розпізнавання в контексті біометричних технологій - це процес ідентифікації особи шляхом порівняння її біометричних даних із даними, що зберігаються в базі даних[1]. Розпізнавання може використовуватися у широкому спектрі застосувань, від контролю доступу до особистих пристроїв до систем національної безпеки.

Розпізнавання в контексті біометричних технологій - це процес ідентифікації особи шляхом порівняння її біометричних даних із даними, що зберігаються в базі даних[2]. Розпізнавання може використовуватися у

широкому спектрі застосувань, від контролю доступу до особистих пристроїв до систем національної безпеки.

Біометрична аутентифікація - це процес аутентифікації, який використовує біометричні дані для верифікації ідентичності особи. Цей процес включає збір біометричних даних (наприклад, сканування відбитку пальця), їх обробку та порівняння з даними, що зберігаються в базі даних[2]. Біометрична аутентифікація вважається однією з найбільш ефективних та безпечних методів аутентифікації, оскільки вона базується на унікальних характеристиках особи, які важко імітувати або підробити.

Аутентифікація - це процес верифікації заявленої ідентичності особи. В контексті біометричних технологій аутентифікація здійснюється шляхом порівняння зібраних біометричних даних з даними, що вже зберігаються та асоціюються з конкретною особою. Цей процес ключовий для забезпечення безпеки систем, оскільки він дозволяє підтвердити, що особа є тією, за кого себе видає.

Сканування відбитків пальців

Цей метод є одним із найпоширеніших у сфері біометричної аутентифікації. Відбитки пальців кожної людини є унікальними, і ця унікальність зберігається протягом усього життя[3]. Сучасні сканери відбитків пальців використовують оптичні, ультразвукові або ємнісні технології для зчитування візерунків шкіри.

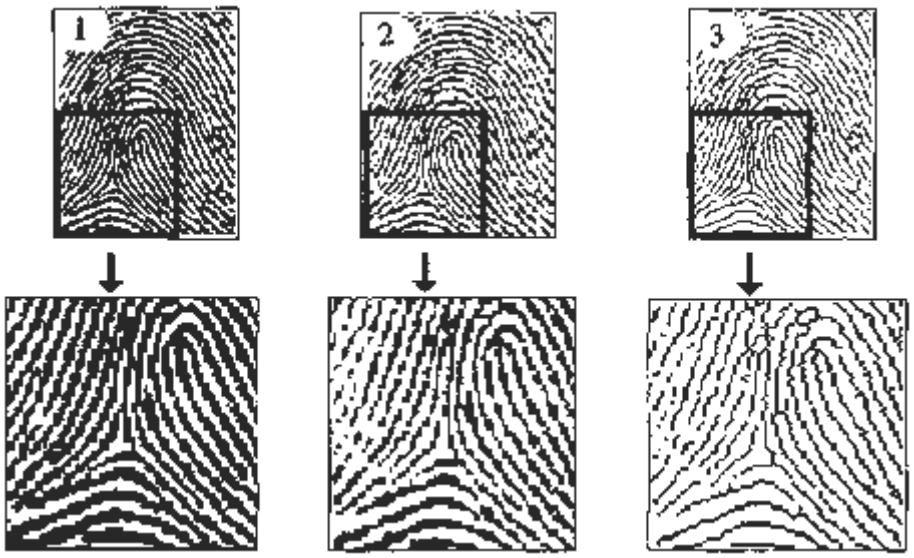


Рисунок 1.1 - Сканування відбитків пальців[3]

Сканування відбитків пальців - це біометричний метод, який використовує унікальність візерунків на кінчиках пальців людини для ідентифікації або аутентифікації особи.

Принцип роботи[3]

1. Перший крок полягає у зборі візерунку пальця. Даний процес відбувається за допомогою сканера відбитків пальців, який може бути оптичним, ємнісним, тепловим або ультразвуковим.
    - Оптичні сканери використовують світло для відтворення оптичного зображення відбитка пальця.
    - Ємнісні сканери створюють зображення відбитка пальця на основі змін у ємності, спричинених відбитками на поверхні.
    - Теплові сканери вимірюють різницю у теплопровідності між валиками та борознами відбитка.
    - Ультразвукові сканери використовують високочастотні звукові хвилі для відтворення глибоких візерунків відбитка пальця.
2. Зібране зображення обробляється, щоб підвищити якість та виділити характерні особливості відбитка, такі як петлі, завитки та дуги.

3. Спеціальне програмне забезпечення використовується для визначення мінуцій - унікальних точок відбитка пальця, які включають злами, розгалуження та закінчення ліній.
4. Інформація про мінуції зберігається у вигляді цифрового шаблону.
5. При спробі доступу, сканер відбитків пальців повторно збирає відбиток та порівнює його з збереженими шаблонами. Якщо знайдено збіг, особа ідентифікується або аутентифікується.

Переваги[3]:

- Відбитки пальців мають високий рівень унікальності.
- Процес сканування та ідентифікації швидкий та зручний для користувачів.
- Відбитки пальців важко підробити через їхню унікальність та складність.

Недоліки[3]:

- Пошкодження шкіри пальця може вплинути на зчитування відбитку.
- Спільне використання сканера може викликати занепокоєння щодо гігієни.
- На точність можуть впливати забруднення, вологість або стан шкіри.
- Зберігання біометричних даних вимагає ретельного захисту інформації та засобів захисту даних.

Сканування сітківки ока

Сканування сітківки ока є одним з найбільш точних біометричних методів ідентифікації, оскільки сітківка кожної людини є унікальною і майже не змінюється протягом життя[4].

Сканування сітківки базується на аналізі унікального малюнка кровоносних судин на сітківці ока. Сканер сітківки використовує низькоінтенсивне інфрачервоне світло, яке проникає через очне яблуко і відображається від сітківки.

Рисунок 1.2 - Сканування сітківки ока

Принцип роботи[4]

1. Під час сканування особа дивиться на певну точку, а сканер фіксує малюнок кровоносних судин. Цей процес зазвичай швидкий і не викликає дискомфорту.
2. Зібране зображення сітківки перетворюється у цифровий формат, після чого спеціалізоване програмне забезпечення аналізує малюнок і виділяє ключові точки для створення біометричного шаблону.
3. Цифровий шаблон зберігається у базі даних. При кожній спробі ідентифікації система порівнює скановане зображення зі збереженими шаблонами для встановлення відповідності.

Переваги сканування сітківки ока[4]:

- Сітківка має високий ступінь унікальності, тому метод вважається одним з найбільш точних.
- Завдяки унікальній структурі сітківки, її дуже важко підробити або відтворити.
- Сітківка не змінюється з віком, забезпечуючи довгострокову ефективність методу.

Недоліки сканування сітківки ока[4]:

- Системи сканування сітківки можуть бути дорогими та вимагають спеціалізованого обладнання.
- Для ефективного сканування необхідно фіксувати погляд на точці, що може бути не завжди зручно для користувачів.
- Деякі медичні стани або лікування (наприклад, катаракта) можуть впливати на якість сканування.
- Збір та зберігання даних про сітківку може викликати занепокоєння щодо приватності та використання особистих даних.

Складемо таблицю порівняння традиційного сканування сітківки, сканування з допомогою ШІ та портативні мобільні системи сканування. Результати структуровано у таблицю 1.1.

Таблиця 1.1 Порівняння сучасних методів розпізнавання за сітківкою ока

Критерій/Метод	**Традиційне сканування сітківки**	**Сканування сітківки з штучним інтелектом**	**Портативні/мобільні системи сканування**
Точність	Дуже висока	Висока	Висока (але може бути меншою, ніж у традиційних систем)
Складність підробки	Висока	Висока	Висока
Швидкість обробки	Середня	Швидка	Швидка
Вартість обладнання	Висока	Висока	Середня до низької

Зручність використання	Середня	Висока	Дуже висока
Вимоги до обчислювальних ресурсів	Середні	Високі	Середні
Мобільність	Обмежена	Обмежена	Висока
Потенційні сфери застосування	Висока безпека, військові установи	Медична діагностика, персоналізована безпека	Польові умови, медичні додатки
Проблеми з конфіденційністю даних	Висока	Висока	Висока

Ця таблиця демонструє, що кожен метод має свої унікальні переваги та обмеження. Традиційне сканування сітківки вибірково використовується у сферах, де потрібна максимальна точність та безпека. Сканування з використанням штучного інтелекту забезпечує швидшу обробку та може бути застосоване у більш широкому спектрі ситуацій. Мобільні та портативні системи пропонують зручність і гнучкість, хоча іноді за рахунок дещо нижчої точності порівняно з більш стаціонарними системами.

Сканування райдужної оболонки ока

Сканування райдужної оболонки ока є високоточним біометричним методом, який використовує унікальні візерунки райдужки ока для ідентифікації особи[4].

Райдужна оболонка - це кольорова частина ока, яка оточує зіницю і має унікальний візерунок для кожної людини[4]. Сканування райдужної оболонки включає збір цих візерунків за допомогою фотографування чи відеозапису.

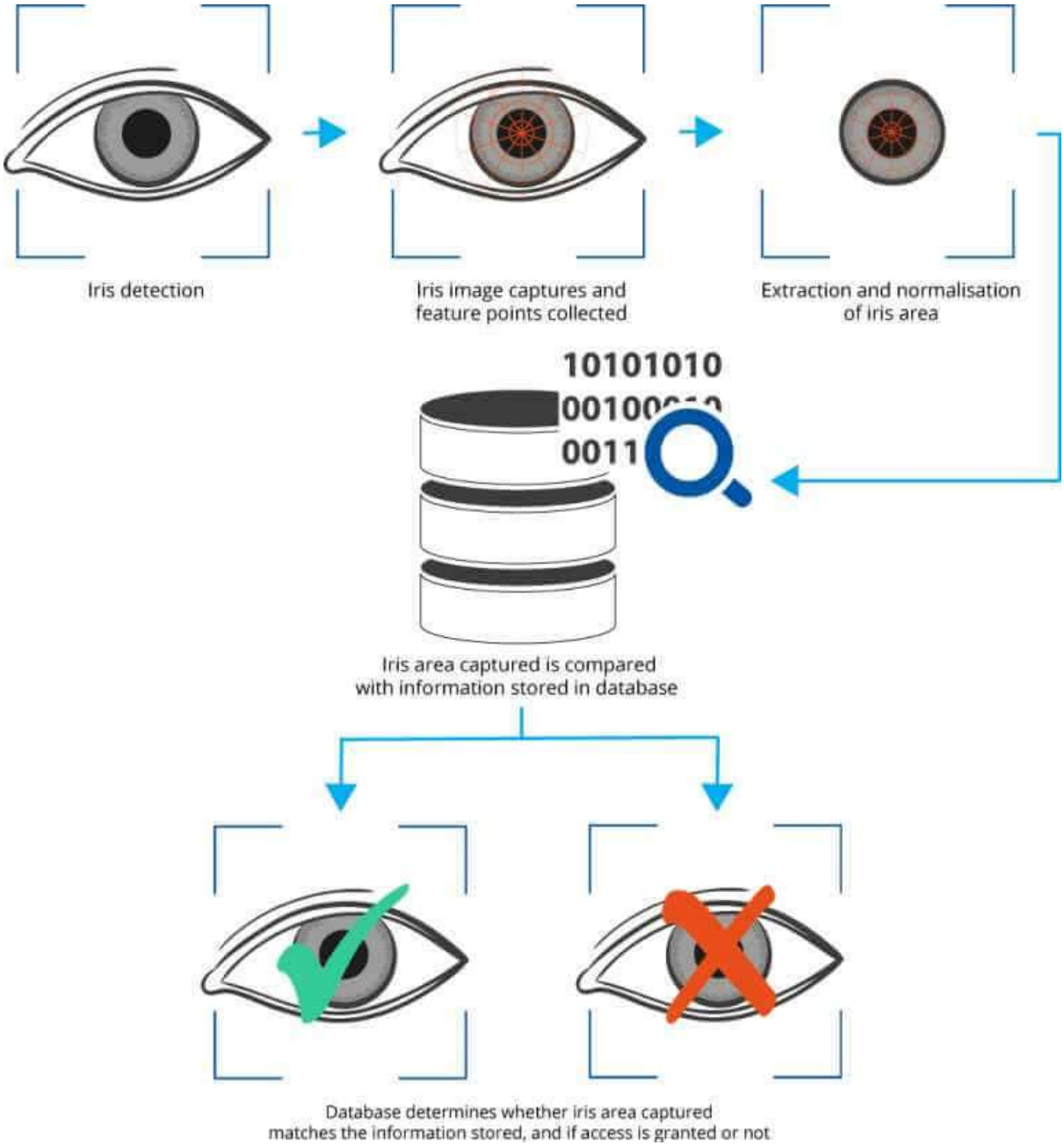


Рисунок 1.3 - Сканування райдужної оболонки ока[4]

Принцип роботи[4]

1. Під час сканування райдужної оболонки використовуються камери високої роздільної здатності, які можуть фіксувати деталі візерунків

райдужки, навіть у різних світлових умовах. Часто використовується інфрачервоне освітлення для кращої фіксації візерунків.

2. Отримане зображення обробляється спеціалізованим програмним забезпеченням, яке визначає важливі характеристики райдужки, такі як кільця, борозни, зони та фурки.
3. Програмне забезпечення перетворює дані про райдужну оболонку в цифровий шаблон, який потім зберігається в базі даних для майбутнього порівняння.
4. При ідентифікації особи система знову сканує райдужну оболонку та порівнює отримане зображення з збереженими шаблонами у базі даних.

Переваги сканування райдужної оболонки ока[4]:

- Райдужна оболонка має складний і стабільний візерунок, що робить метод високоефективним.
- Візерунки райдужки дуже складно імітувати або підробити.
- Сканування райдужної оболонки зазвичай не вимагає прямого контакту, тому є гігієнічним.

Недоліки сканування райдужної оболонки ока[4]:

- Візерунки райдужки можуть бути важко зафіксувати у поганих світлових умовах або якщо в оці є рефлексії.
- Люди з певними офтальмологічними захворюваннями можуть мати проблеми з використанням цього методу.
- Системи сканування райдужної оболонки можуть бути дорожчими порівняно з іншими біометричними системами.
- Збір та зберігання біометричних даних вимагає ретельного захисту інформації.

Розпізнавання обличчя

Розпізнавання обличчя - це технологія, яка використовує унікальні риси обличчя людини для ідентифікації або аутентифікації[4]. Ця

технологія стала дуже популярною завдяки своїй універсальності та широкому застосуванню у різних сферах.

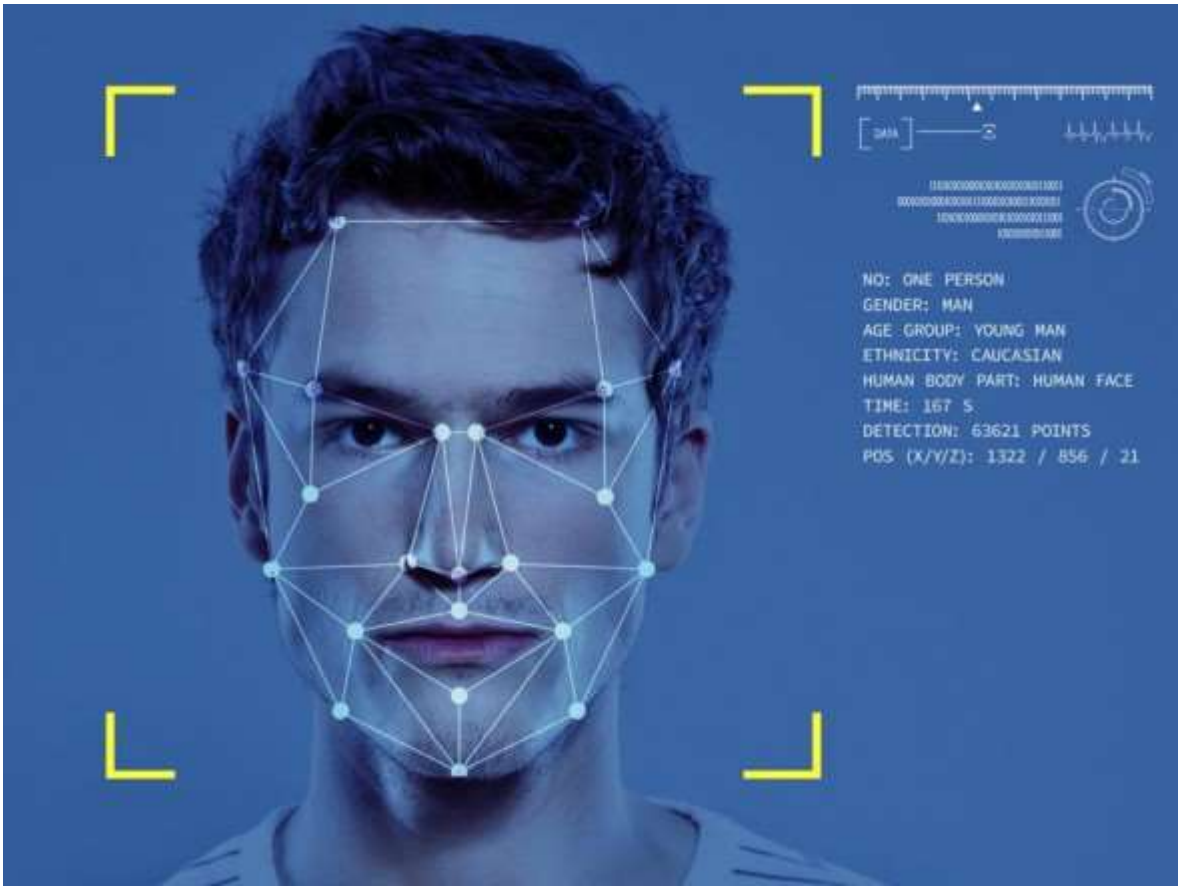


Рисунок 1.4 - Розпізнавання обличчя

Принцип роботи[4]

1. Процес починається з отримання зображення обличчя, яке може бути зафіксовано через фотографію або відеозапис.
2. Отримане зображення обробляється для визначення ключових характеристик обличчя, таких як відстань між очима, форма носа, розмір та форма рота, контур щік тощо.
3. Спеціалізоване програмне забезпечення використовує алгоритми для визначення та екстракції особливостей обличчя, створюючи унікальний біометричний шаблон.
4. Цей шаблон зберігається в базі даних. Він використовується для порівняння з новими зображеннями обличчя під час процесу ідентифікації.

5. Коли нове зображення обличчя сканується, система порівнює його з збереженими шаблонами для знаходження відповідностей.

Переваги розпізнавання обличчя[4]:

- Не вимагає фізичного контакту та може бути здійснене на відстані.
- Може ідентифікувати або аутентифікувати особу швидко.
- Широко доступна технологія, використовувана у смартфонах, на контрольно-пропускних пунктах тощо.
- Легко інтегрується з іншими системами безпеки та програмами.

Недоліки розпізнавання обличчя[4]:

- Освітлення, кут зору, вираз обличчя, вік, косметика та інші фактори можуть впливати на точність.
- Збір та зберігання обличних даних викликає питання про конфіденційність та безпеку даних.
- Деякі найпростіші системи можна обманути фотографіями або відеозаписами.
- Існує ризик невірного ідентифікування особи, особливо в багатолюдних середовищах.

Порівняння методів

Для виявлення найефективніших методів, складемо таблицю порівняння сучасних методів розпізнавання комп'ютерних систем. Дані структуровано у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 Порівняння основних біометричних методів

Критерій/Метод	**Сканування відбитків пальців**	**Сканування сітківки ока**	**Сканування райдужної оболонки ока**	**Розпізнавання обличчя**

Точність	Висока	Дуже висока	Висока	Середня-висока
Складність підробки	Висока	Висока	Висока	Середня
Швидкість розпізнавання	Швидка	Середня	Швидка	Швидка
Обладнання та вартість	Середня	Висока	Висока	Низька-середня
Зручність для користувача	Висока	Середня	Висока	Висока
Стійкість до зовнішніх факторів	Висока	Висока	Висока	Низька
Конфіденційність /Приватність	Висока	Висока	Висока	Середня
Використання в практиці	Широко розповсюджений	Обмежене	Обмежене	Широко розповсюджений
Помилкові позитивні/негативні	Низька	Дуже низька	Низька	Висока

Сканування сітківки ока вважається найточнішим методом, за ним слідують сканування райдужної оболонки та відбитків пальців.

Розпізнавання обличчя, хоча й ефективне, може бути менш точним через зовнішні впливи та зміну зовнішності. Всі методи, крім розпізнавання обличчя, мають високу стійкість до підробки, що забезпечує високий рівень безпеки. Сканування райдужної оболонки та відбитків пальців, а також розпізнавання обличчя, забезпечують швидку ідентифікацію, в той час, як сканування сітківки може бути трохи повільнішим.

Розпізнавання обличчя та сканування райдужної оболонки забезпечують високий рівень зручності, оскільки не потребують фізичного контакту. Методи, засновані на оці ока, є стійкими до зовнішніх умов, на відміну від розпізнавання обличчя, яке може бути вразливим до таких факторів, як освітлення та вираз обличчя. Збір та зберігання біометричних даних вимагає високого рівня захисту приватності, особливо для методів, які збирають більш чутливу інформацію, таку як сітківка ока. Розпізнавання обличчя може мати вищий рівень помилкових позитивних чи негативних результатів у порівнянні з іншими методами.

Кожен з цих методів має свої унікальні переваги та обмеження, і вибір конкретного методу залежить від потреб та умов, в яких він буде використовуватися.

1.2 Постановка задачі розпізнавання користувача за сітківкою ока

Дана дипломна робота розробляється з метою створення новітньої системи для нейромережевого розпізнавання за сітківкою ока з використанням попередньої обробки зображення сітківки ока, що за рахунок використання апарату вейвлет-перетворень дозволяє підвищити точність розпізнавання зашумлених зображень.

Розробка методу нейромережевого розпізнавання за сітківкою ока з використанням обробки сітківки ока, передбачає розробку алгоритму для попередньої обробки зображень сітківки ока з використанням вейвлет

перетворень з метою покращення якості та зручності подальшого аналізу та розпізнавання сітківки.

Процедура 1. Збір та завантаження зображень

Для обробки зображень сітківки ока, потрібно зібрати датасет для навчання та тестування.

Процедура 2. Попередня обробка зображень

Метод повинен містити операції попередньої обробки, такі як:

- застосування вейвлет перетворень: забезпечення виявлення та видалення шуму з зображення, щоб покращити якість сітківки та забезпечити більш точний аналіз;
- вирівнювання та підготовка: можливість вирівнювання зображень за розміром та кольором та попередня підготовка для подальшого аналізу.

Процедура 3. Виявлення та виділення структур

Метод повинен містити алгоритми для виявлення та виділення структур на зображеннях сітківки, таких як судини, плями або інші важливі деталі.

Процедура 4. Покращення контрастності

Можливість покращення контрастності зображень сітківки для підвищення видимості деталей та полегшення подальшого аналізу.

Процедура 5. Збереження оброблених зображень

Здатність зберігати оброблені зображення для подальшого використання або аналізу.

Процедура 6. Підготовка для подальшого аналізу та розпізнавання

Метод повинен забезпечити зручний формат та структуру даних для подальшого аналізу та розпізнавання сітківки ока, такий як підготовка даних для нейромереж або інших алгоритмів розпізнавання.

Процедура 6. Використання попередньо оброблених зображень для розпізнавання нейромережею

Отже, постановка задачі методу попередньої обробки сітківки ока полягає в розробці комплексного підходу до обробки та підготовки зображень для подальшого аналізу сітківки та нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем. Цей метод має покращити точність та надійність розпізнавання структур на сітківці та сприяти розвитку діагностичних систем для офтальмологічних досліджень та лікування.

1.3 Завдання попередньої обробки зображення сітківки ока

Метою роботи є забезпечення ефективного розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за допомогою методу нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем з використанням обробки зображення сітківки ока, що за рахунок використання апарату вейвлет-перетворень дозволяє підвищити точність розпізнавання зашумлених зображень.

Завдання:

1. Провести аналіз засобів методу розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока.
2. Дослідити моделі розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока.
3. Дослідити метод розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока.
4. Розробити систему нейромережевого розпізнавання сітківки ока.

Використані інструменти та бібліотеки:

- Мова програмування: Python
- Бібліотеки: OpenCV (cv2), NumPy, PyWavelets (pywt), Matplotlib, Tensorflow, Keras.

Порядок виконання:

1. Запуск програми розпочинає завантаження зображень з теки images.

2. Кожне завантажене зображення обробляється за допомогою вейвлет-перетворення з використанням вказаного режиму
3. Оброблені зображення об'єднуються та нормалізуються
4. Оброблені зображення зберігаються у теку res
5. Виводиться повідомлення про завершення обробки та збереження оброблених зображень
6. Зображення застосовуються для розпізнавання користувачів комп'ютерних систем
7. Програма здійснює розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока.

Ця модель дозволяє автоматизувати процес обробки та підготовки зображень сітківки ока за допомогою вейвлет-перетворень, щоб підвищити точність розпізнавання зашумлених зображень.

1.4 Висновки до розділу 1

У розділі 1 було визначено задачу, визначено мету та завдання для досягнення мети роботи. Також було розглянуто біометричні технології, такі як сканування відбитків пальців, сітківки ока, райдужної оболонки та розпізнавання обличчя, мають свої унікальні переваги та обмеження.

Визначено, що сканування сітківки ока забезпечує високу точність та безпеку, роблячи його ідеальним для застосувань, де ці аспекти є критично важливими. Досліджено ефективність використання штучного інтелекту та машинного навчання в біометричних системах для підвищення точності та ефективності розпізнавання.

Завдання, поставлені в цьому розділі, відіграють фундаментальну роль у створенні надійної та ефективної системи розпізнавання за сітківкою ока, спрямованої на підвищення рівня безпеки в комп'ютерних системах сучасного цифрового світу.

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ РОЗПІЗНАВАННЯ КОРИСТУВАЧІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЗА СІТКІВКОЮ ОКА

2.1 Модель процесу розпізнавання за сітківкою ока

Сітківка ока складається з мільйонів фоторецепторів, які перетворюють світлові промені в електричні імпульси, і кількох шарів чутливої тканини. Потім зоровий нерв передає ці імпульси в мозок, де вони перетворюються на візуальні уявлення[5].

Сітківка має два різних типи фоторецепторів: палички та колбочки. Палички (125 мільйонів на кожне око) забезпечують нічний і периферійний зір, тоді як колбочки (приблизно 6 мільйонів на око) дозволяють людям сприймати різні відтінки[5]. Основою науки та технології ідентифікації сітківки є малюнок кровоносних судин у сітківці.

Акт сканування сітківки та порівняння результатів візуалізації з набором відмінних рис сітківки відомий як розпізнавання сітківки. Це один з найбільш незвичайних методів біометричної ідентифікації, які тільки можна знайти[5].

На правильному зображенні сітківки ока можна досліджувати до 400 окремих точок даних. Це на відміну від відбитка пальця, який має лише близько сорока окремих точок даних.

Хоча ідея технології розпізнавання сітківки ока з’явилася в середині 1970-х років, перший біометричний пристрій для розпізнавання сітківки ока з’явився лише на початку 1980-х років[5]. Два добре відомі дослідження підтвердили особливість малюнка кровоносних судин, які спостерігаються в сітківці ока ще до випуску пристрою.

Доктора Карлтон Саймон і Ізодор Голдштейн опублікували перше дослідження в 1935 році, пояснюючи, як кожна сітківка має різну мережу кровоносних судин[6].

Друге дослідження провів доктор Пол Тауер у 1950-х роках. Він виявив, що структури кровоносних судин у сітківці чіткі та різноманітні навіть у однояйцевих близнюків, доводячи, що немає двох порівнянних сітківок. Ідентифікація сітківки має очевидні переваги, оскільки кожна сітківка має різні характеристики[6]. Для процесів ідентифікації, пов'язаних із безпекою, прагнення IT-галузі до цієї нової біометрії мало сенс.

Процес розпізнавання сітківки ока

Подібно до інших біометричних технологій, сканування сітківки ока можна отримати та перевірити за допомогою тієї ж процедури.

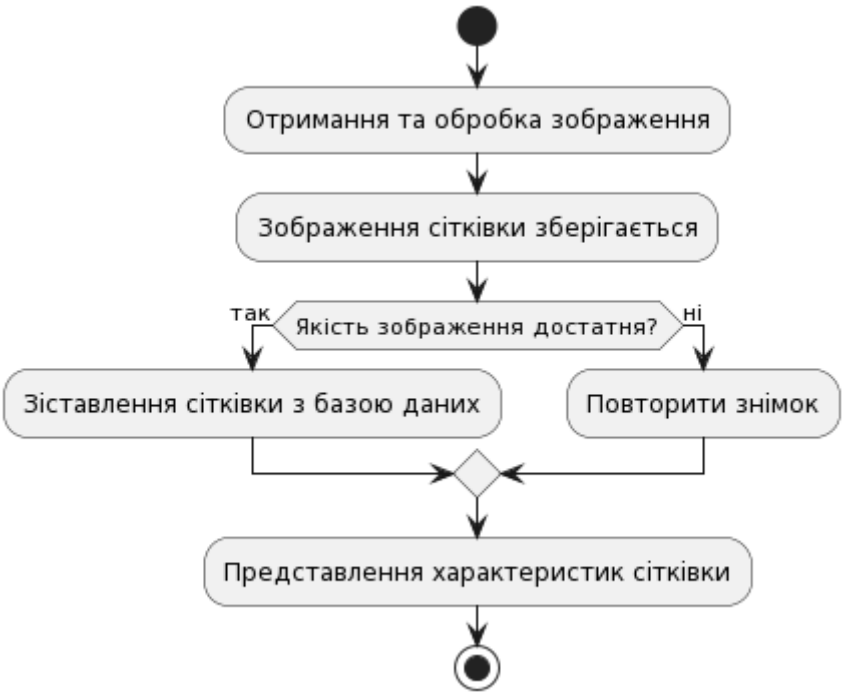


Рисунок 2.1 - Структура моделі

Процес сканування сітківки складається з трьох процедур:

Процедура 1. Отримання та обробка зображення/сигналу

На цьому етапі робиться цифрове зображення сітківки ока та перетворюється його так, щоб можна було порівняти його з базою даних.

Найскладнішим етапом є перший етап отримання та обробки знімка. Ступінь співпраці користувачів визначатиме, наскільки швидко та легко

завершиться цей етап. Щоб отримати відскановане зображення, користувач має притулити око прямо до об’єктива й залишатися нерухомим весь час, щоб уникнути розмиття зображення[6].

Користувач бачить зелене світло на білому фоні, коли дивиться в сканер. Після цього сканер включається, і зелене світло покриває все око, рухаючись по повному колі (360 градусів). Коли все сказано і зроблено, картина кровоносних судин сітківки повинна бути повністю записана.

Процес захоплення може тривати до однієї хвилини, залежно від того, наскільки користувач готовий співпрацювати. Це значний час у порівнянні з іншими біометричними процедурами[6].

Як правило, робиться від трьох до п’яти знімків сітківки, що дає змогу з більшою впевненістю провести більш ретельне порівняння та зіставлення.

Процедура 2. Зіставлення сітківки

Нині для підтвердження зображення сітківки використовується програмне забезпечення. Далі, щоб знайти точний збіг у базі даних і, нарешті, визначити, хто є користувачем.

Оскільки розташування кровоносних судин не визначається генетично, сітківка має різноманітні відмінні властивості[6]. Як зазначалося раніше, алгоритм може використовувати до 400 окремих точок даних із зображення сітківки.

Процедура 3. Представництво

Відмінні характеристики сітківки ока відображаються як модель. Характерний малюнок сітківки перетворюється на шаблон реєстрації на третьому й останньому етапі процедури[6]. Шаблон retina є одним із найменших біометричних шаблонів, вагою лише 96 байтів.

2.2 Нейромережева модель аналізу статичного зображення сітківки ока

Крихітний нерв на задній частині очного яблука, який обробляє світло, що надходить через зіницю, вловлюється та аналізується технологією ідентифікації сітківки. Візерунки сітківки є дуже характерними характеристиками[7]. Навіть очі однояйцевих близнюків відрізняються один від одного структурою кровоносних судин, яка є унікальною для кожного ока. Протягом життя людини кожен шаблон зазвичай залишається незмінним, хоча на нього можуть впливати такі захворювання, як глаукома, діабет, високий кров'яний тиск і синдром аутоімунного дефіциту.

Сітківка ока менша, більш внутрішня, і її важче виміряти, ніж більшість інших біометричних технологій, що робить захоплення зображення складнішим. Маленька камера сканує сітківку через зіницю пристрою для сканування сітківки, коли око користувача розташоване дуже близько до лінзи, дивиться прямо в лінзу та зберігає ідеальну нерухомість, фокусуючись на обертовому світлі.[7] Будь-який рух може порушити процес і потребує перезапуску. Реєстрація може зайняти понад хвилину. Один із найкоротших шаблонів, створених за допомогою біометричних технологій, він складається лише з 96 байтів. Ця біометрична технологія, яка використовується для контролю доступу в урядових і військових ситуаціях, де потрібен надзвичайно високий рівень безпеки, як-от ядерна зброя та дослідницькі місця, є однією з найбільш точних і надійних доступних[7].

Однак, це одна з найменш використовуваних біометричних технологій через високий рівень співпраці та зусиль, які вимагаються від споживачів. Кращі, швидші та досконаліші системи розпізнавання сітківки знаходяться в розробці.

Загальний процес сканування сітківки можна розділити на три підпроцеси:

1. Отримання зображення,
2. Комп'ютерна обробка,
3. Вилучення та ідентифікація особливостей

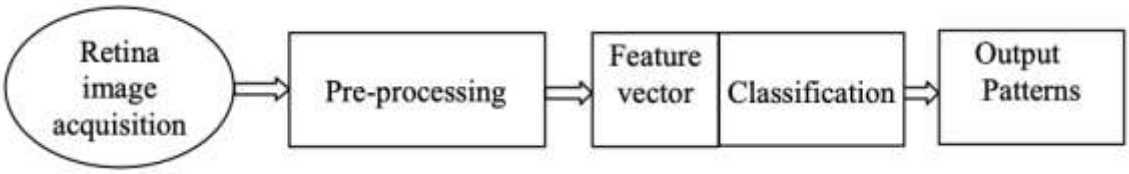
На рис. 2.1 показана блок-схема передбачуваної системи розпізнавання сітківки. Розпізнавання на сітківці включає три етапи: попередня обробка, категоризація зображення (розпізнавання) і захоплення зображення/сигналу. Найскладніша частина — отримання та обробка зображень. Можливість завершення цього підпроцесу здебільшого залежить від взаємодії користувача[8]. Щоб сканувати, око користувача має бути дуже близько до лінзи. Крім того, знімати окуляри необхідно для запобігання перешкод сигналу. Користувач бачить зелене світло на білому тлі, коли дивиться в камеру. Зелене світло обертається на 360 градусів по повному колу, коли камеру ввімкнено. Під час цієї процедури записується малюнок кровоносних судин сітківки. У цей момент робиться від трьох до п’яти фотографій.

Процес захоплення може тривати до однієї хвилини, залежно від того, наскільки користувач готовий співпрацювати. Захоплення зображень сітківки ока демонструється і зображення сітківки повинні бути чіткими під час захоплення зображення[8]. Отримання та перетворення зображень і сигналів (зйомка зображення сітківки та перетворення його в цифровий формат). Чіткість і чіткість сітківки ока впливають на якість зображення сітківки.

Вилучення даних – наступний крок. Оскільки розташування кровоносних судин не визначається генетично, сітківка має різноманітні відмінні властивості[8]. Сітківка видаляється із зображення ока на етапі попередньої обробки, а потім створюється судинне представлення зображень сітківки за допомогою техніки сегментації. Для представлення цього зображення використовується вектор ознак, який визначає

перетворені числові значення зображення сітківки після нормалізації та покращення. Для класифікації використовуються нейронні мережі.

Нейронна мережа використовує вектор ознак як навчальний набір даних. Існує два режими роботи системи категоризації сітківки: режим навчання та режим онлайн[9]. Спочатку для навчання системи розпізнавання використовуються значення градацій сірого зображення сітківки. Нейронна мережа, яка пройшла онлайн-навчання, може класифікувати та ідентифікувати шаблони, пов'язані з певними



зображеннями сітківки.

Рисунок 2.1 Структурна схема системи розпізнавання сітківки

Система розпізнавання сітківки на основі нейронної мережі

Для ідентифікації зображень сітківки ока використовується нейронна мережа прямого зв'язку. Використовуються вхідний, прихований і вихідний рівні NN. Нейрони в прихованому та вихідному шарах використовують функцію активації[9].

Після обчислення нейронів прихованого шару активації цих нейронів передаються на наступний рівень, доки всі активації остаточно не досягнуть вихідного рівня.

Кожен нейрон у вихідному шарі належить до певної категорії категоризації. Кожен нейрон на попередніх рівнях багатошарової прямої мережі на малюнку 2 з'єднаний з нейронами на наступних рівнях за допомогою вагових коефіцієнтів. Активація кожного нейрона в прихованому та вихідному шарах визначається шляхом застосування функції активації f(sum), часто відомої як сигмоїдна функція, після додавання зважених сум і зміщення. Вхідні дані нейронної мережі – це

отримані характеристики антемічних захворювань. Вхідні характеристики в цій структурі, x1, x2,..., xm, описують антемічні захворювання. Формула (1) визначає j-й вихід двошарової нейронної мережі.

$$y_j = f_k\left(\sum_{j=1}^{h} v_{jk} \cdot f_j\left(\sum_{i=1}^{m} w_{ij} x_i\right)\right) \qquad (1)$$

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

Де xi — вхідний сигнал, f — сигмоїдна функція активації, що використовується в нейронах, а wij і vjk — вагові коефіцієнти між вхідним і прихованим шарами мережі та вихідними шарами відповідно[9]. У цьому випадку кількість нейронів у вхідному, прихованому та вихідному шарах становить відповідно k=1,..,n, j=1,..,h, i=1,..,m, m, h і n.

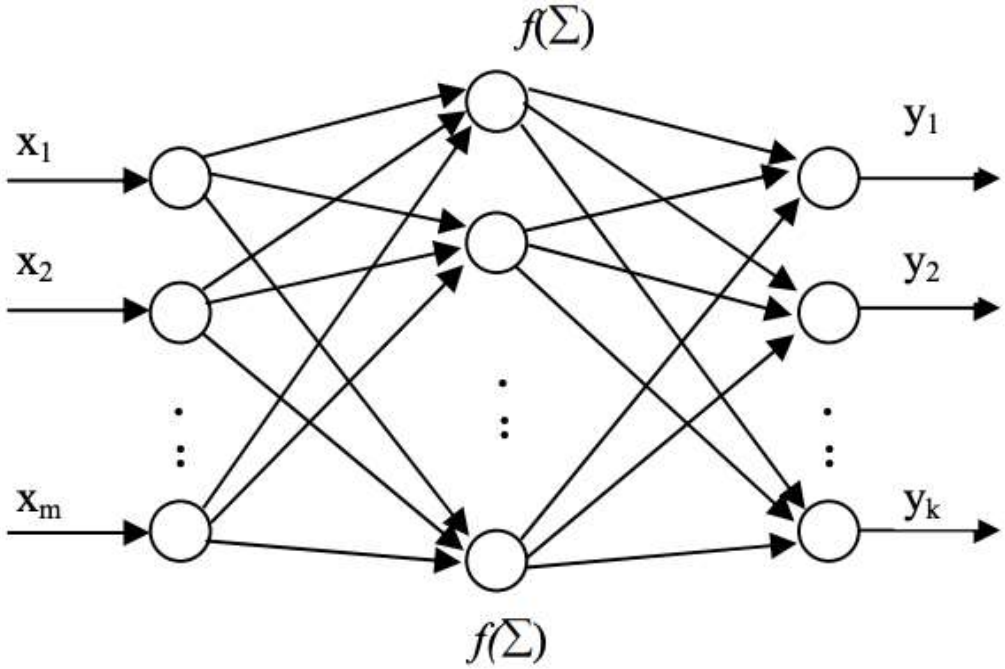


Рисунок 2.2 Багатошарова мережа прямого зв'язку

Процес навчання параметрів нейронної мережі починається після її активації. Набір даних anthemia бібліотеки UCI використовується для навчання нейронних мереж. 10-кратна перехресна перевірка використовується для оцінки точності категоризації під час навчання. Щоб

отримати бажаний рівень точності на виході нейронної мережі, слід провести ряд тестів[9]. У моделюванні використовуються варіації кількості нейронів у прихованому шарі.

2.3 Модель попередньої обробки сітківки ока

Прогрес у методах візуалізації сітківки зробив можливим точний перегляд структури сітківки, що важливо для багатьох застосувань, таких як медична діагностика та біометрична ідентифікація. Сітківка — це тонкий шар світлочутливих клітин, розташованих у задній частині ока[10]. Основні процеси цих підходів полягають у захопленні та аналізі чітких візерунків сітківки.

Основні принципи візуалізації сітківки

Основною метою візуалізації сітківки є отримання чіткого, детального зображення структури сітківки, зокрема кровоносних судин, диска зорового нерва та макули. Унікальність судинного малюнка сітківки робить його ідеальним кандидатом для біометричних систем розпізнавання.

ОСТ — це неінвазивний метод візуалізації, який використовує світлові хвилі для отримання зображень поперечного перерізу сітківки. Він працює за принципом інтерферометрії, коли пристрій випромінює промінь світла в око та вимірює час відлуння відбитого світла від різних шарів сітківки[10;11]. Різні часові затримки та величини цих відлунь перетворюються на 2D та 3D зображення мікрометрової роздільної здатності. ОСТ надає детальні зображення шарової структури сітківки, дозволяючи виявити тонкі зміни, які можуть бути невидимі за допомогою інших методів візуалізації.

Фотографія очного дна - це широко використовуваний метод візуалізації сітківки, коли спеціалізований малопотужний мікроскоп із приєднаною камерою використовується для фотографування внутрішньої поверхні ока, включаючи сітківку, диск зорового нерва, макулу та задній

полюс (очне дно)[11]. Техніка передбачає використання монохроматичного світла, що дозволяє отримати детальні зображення поверхні сітківки. Фотографія очного дна є важливою для діагностики та моніторингу різних захворювань очей, а також для біометричних систем сітківки.

Флюоресцеїнова ангіографія, у цій методиці флуоресцентний барвник вводять у кров. Барвник висвітлює кровоносні судини в задній частині ока, дозволяючи отримати детальне зображення кровообігу сітківки та судинної оболонки ока[11]. Камера зі спеціальними фільтрами фіксує зображення, коли барвник циркулює по кровоносних судинах, висвітлюючи будь-які закупорки або витоки. Цей метод особливо корисний для діагностики та лікування станів, які впливають на кровоносні судини сітківки.

Скануюча лазерна офтальмоскопія (SLO)

SLO використовує лазер малої потужності, який сканує сітківку ока у растровому шаблоні. Відбите світло від сітківки ока вловлюється детектором, і сигнал використовується для побудови зображення[13]. Перевагою SLO перед традиційною фотографією очного дна є його здатність створювати зображення через непрозорі носії, такі як катаракта, і надавати більш детальний огляд поверхні сітківки.

Попри прогрес, візуалізація сітківки стикається з проблемами, зокрема щодо роздільної здатності та чіткості. Рух очей, непрозорість очного середовища та нездатність пацієнта фіксувати погляд можуть вплинути на якість зображення[13]. Розв'язуючи ці проблеми, нещодавні інновації включають адаптивну оптику для корекції аберацій очей і вдосконалене глибинне зображення в OCT для візуалізації глибших шарів сітківки.

Підсумовуючи, методи візуалізації сітківки еволюціонували, включаючи складні технології для забезпечення детального та точного зображення сітківки. Ці досягнення не тільки розширили можливості

біометричних систем, але й зробили значний внесок в офтальмологію, полегшивши раннє виявлення та лікування безлічі очних захворювань.

Методи нейронних мереж зробили революцію в галузі попередньої обробки сітківки, забезпечивши передові інструменти для аналізу та інтерпретації зображень сітківки з високою точністю та ефективністю. Ці методи використовують різні архітектури та методи для підвищення якості та зручності використання зображень сітківки ока для цілей діагностики та розпізнавання. Нижче наведено детальне обговорення цих методів.

Згорткові нейронні мережі (CNN)

CNN — це спеціалізовані моделі глибокого навчання, розроблені для обробки даних із сітчастою топологією, наприклад зображень. Вони складаються зі згорткових шарів, які автоматично й адаптивно вивчають просторові ієрархії об’єктів із вхідних зображень[13].

Застосування в попередній обробці сітківки

CNN вміють ідентифікувати складні візерунки на зображеннях сітківки, наприклад тонкі кровоносні судини, диск зорового нерва та область макули[13]. Ці мережі можна навчити покращувати специфічні особливості сітківки, покращуючи видимість важливих деталей, які мають вирішальне значення для точної діагностики чи розпізнавання.

Автоматичні кодери

Автокодери – це тип нейронної мережі, який використовується для неконтрольованого навчання[13]. Вони працюють, стискаючи вхідні дані в код меншої розмірності, а потім реконструюючи вихідні дані з цього представлення.

Роль у попередній обробці сітківки

Автокодери можуть ефективно зменшувати шуми в зображеннях сітківки, підвищуючи якість для подальшої обробки. Вони також корисні для стиснення зображень сітківки для ефективного зберігання та швидкої обробки без значної втрати інформації[13].

Рекурентні нейронні мережі (RNN)

RNN розроблено для розпізнавання шаблонів у послідовностях даних[13]. Вони особливо корисні в сценаріях, коли точки даних взаємозалежні, наприклад дані часових рядів або послідовні кадри зображень. У випадках, коли зображення сітківки охоплюються послідовностями, RNN можна використовувати для аналізу змін з часом, що є корисним для моніторингу прогресування захворювань сітківки.

Генеративні змагальні мережі (GAN)

GAN складається з двох мереж, генератора та дискримінатора, які навчаються одночасно[13]. Генератор вчиться створювати дані, подібні до навчального набору, а дискримінатор вчиться відрізняти згенеровані дані від реальних. GAN можна використовувати для створення зображень сітківки високої роздільної здатності із зображень із нижчою роздільною здатністю, що особливо корисно в ситуаціях, коли недоступні високоякісні скани сітківки.

Навчання

Концепція навчання передачі передбачає використання моделі нейронної мережі, розробленої для завдання, як відправної точки для моделі для другого завдання[13]. Це особливо корисно, коли доступний набір даних для нового завдання невеликий.

Попередньо підготовлені моделі на великих наборах даних зображень можна точно налаштувати за допомогою меншого набору зображень сітківки, що прискорює процес навчання та покращує продуктивність моделі в задачах розпізнавання зображень сітківки.

У той час як нейронні мережі пропонують значні переваги в попередній обробці сітківки, вони також стикаються з проблемами, такими як переобладнання, потреба у великих наборах даних із мітками та вимоги до обчислювальних ресурсів[13]. Вирішення цих проблем передбачає такі методи, як збільшення даних, регуляризація та використання ресурсів хмарних обчислень.

Методи нейронної мережі значно розширили можливості попередньої обробки сітківки, пропонуючи інструменти, які є більш точними, ефективними та універсальними, ніж традиційні методи обробки зображень[13]. Оскільки ці методи продовжують розвиватися, вони обіцяють розкрити ще більше потенціалу в області візуалізації та аналізу сітківки.

Попередня обробка в контексті системи розпізнавання сітківки на основі нейронної мережі є критичним етапом, який передбачає підготовку зображень сітківки для подальшого аналізу[13]. Цей процес гарантує, що зображення мають стандартний формат і що їхня якість є достатньою для точного виділення та ідентифікації ознак. Ось детальна розбивка етапів попередньої обробки:

1. Отримання зображення

Зйомка зображень сітківки, цей процес передбачає використання спеціального обладнання для сканування сітківки для отримання зображень високої роздільної здатності сітківки, зосереджуючись на унікальних судинних малюнках.Важливо підтримувати однакові умови освітлення та експозиції під час зйомки зображення, щоб забезпечити однаковість усіх зображень[14].

2. Підвищення якості

Контрастність зображень регулюється, щоб зробити кровоносні судини та інші елементи сітківки більш помітними. Яскравість кожного

зображення нормалізується з урахуванням коливань освітлення під час зйомки.

3. Зменшення шуму

Видалення артефактів, будь-які артефакти, що виникли в результаті процесу створення зображень, як-от пил або подряпини на об’єктиві, видаляються[14]. Фільтрування шуму, такі методи, як розмиття за Гаусом або медіанна фільтрація, використовуються для згладжування зображення, зменшуючи вплив випадкового шуму.

4. Обрізання та зміна розміру

Зосередження на відповідних областях : зображення обрізаються, щоб зосередитися на цікавій області, як правило, центральній частині сітківки, де кровоносні судини найбільш виражені[14]. Стандартизація розміру зображення,на даному кроці усі зображення змінюються до стандартних розмірів, щоб забезпечити узгодженість розміру вхідних даних для нейронної мережі.

5. Вирівнювання та корекція орієнтації

Виправлення нахилу, відбувається якщо зображення нахилені або повернуті, вони вирівнюються за стандартною орієнтацією.

Узгоджене позиціонування - це центральна точка кожного зображення (наприклад, центр диска зорового нерва) вирівнюється по всьому набору даних, щоб гарантувати, що всі зображення орієнтовані однаково[14].

6. Сегментація зображення

Розділення структур сітківки - такі методи, як порогове визначення або визначення країв, використовуються для сегментування різних структур сітківки, наприклад кровоносних судин, від решти зображення[14].

7. Покращення судинних структур

Виділення кровоносних судин, дані методи обробки зображень використовуються для покращення видимості кровоносних судин сітківки, які мають вирішальне значення для розпізнавання образів[14].

Придушення фону, несудинний фон сітківки часто пригнічується, щоб зменшити складність зображення та зосередити увагу на ключових характеристиках.

8. Перетворення колірного простору

Якщо зображення сітківки ока отримано в кольорі, вони можуть бути перетворені в градації сірого або інший колірний простір, який більш ефективно висвітлює судинні візерунки[14].

9. Нормалізація вхідних даних нейронної мережі

Інтенсивність пікселів масштабується (зазвичай між 0 і 1 або -1 і 1), щоб відповідати вхідним вимогам нейронної мережі[14].

10. Збільшення даних (необов'язково)

Щоб підвищити надійність нейронної мережі, набір даних можна штучно розширити за допомогою методів збільшення даних, таких як обертання, масштабування або перетворення зображень[14].

Кожен із цих етапів попередньої обробки відіграє життєво важливу роль у забезпеченні найкращого стану зображень сітківки для точного й ефективного аналізу нейронною мережею. Ця ретельна підготовка є ключем до успіху системи розпізнавання.

Поліпшення зображення

Перед обробкою ми використовували методи покращення зображення, які включають добре відомі методи, такі як посилення контрастності та корекція освітлення, щоб покращити зовнішній вигляд та інформаційну цінність оригінальних фотографій. Підвищення контрастності: Щоб зробити зображення більш видимими, використовується адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженим контрастом (CLAHE) [15]. Модифікований крок у процедурі адаптивного

вирівнювання гістограми (AHE) називається CLAHE. Цей підхід виводить функцію трансформації та застосовує функцію підвищення до всіх сусідніх пікселів. Це відрізняється від AHE меншою контрастністю.

Застосовуючи вирівнювання гістограми з обмеженим контрастом до дискретних областей даних, відомих як плитки, а не до повного зображення, CLAHE покращує контрастність зображення. Потім білінійна інтерполяція використовується для точного зшивання згенерованих сусідніх плиток. CLAHE використовується на зображеннях у відтінках сірого сітківки.

Функція під назвою «cliplimit» використовується для зменшення шуму зображення[15]. Після створення карти рівнів сірого виріжте гістограму. Середня кількість сірих пікселів у контекстній області визначається шляхом розподілу кількості пікселів порівну на кожному рівні сірого таким чином:

$$n_{avg} = \frac{n_{CR-x_p} * n_{CR-y_p}}{n_{gray}}$$

Де, □□□□= середня кількість пікселів, □□□□□= кількість рівнів сірого в контекстній області

□□□−□□= кількість пікселів у напрямку x контекстної області

□□□−□□= кількість пікселів у напрямку y контекстної області. Після цього обчисліть фактичний ліміт кліпу.

□□□=□□□□□∗ □□□□

Встановлюючи швидкість до 1,0 < 1 ≤ 1, обчислення покращення зображення змінюється на основі заданого користувачем максимального рівня контрастності[15]. На таких фотографіях, де контрастність мінімальна, застосовано більше посилення контрастності

$$\phi\,(i,j) = \left(\frac{\mu(i,j)-\Delta}{\delta-\Delta}\right)(\Gamma - 1)$$

Де □(□,□) і □(□,□) представляють перетворені та нетрансформовані пікселі в (i, j) координаті відповідно; □ позначає максимальне значення пікселів, □ позначає мінімальне значення пікселів вхідного зображення, а □ представляє максимальне значення градацій сірого.

Через високу ефективність зменшення шуму медіанна фільтрація часто використовується в обробці зображень для видалення шуму. За допомогою середньої фільтрації середнє значення пікселів вікна використовується для заміни значення пікселів у центрі ковзного вікна. Математичне представлення медіанної фільтрації[15]:

$$f(x,y) = median_{(s,t)\in S_{xy}} \{g(s,t)\}$$

У процесі виявлення кіл беруть участь наступні етапи: i) Отримується бінарна карта країв зображення; ii) задані значення a і b; iii) отримано значення радіуса c, яке задовольняє рівняння. 7; iii) акумулятор, що відповідає (a,b,c), регулюється; iv) значення a і b змінюються в межах інтересу, повертаючись до фази (iii)[15].

2.4 Архітектура нейромережевої моделі

Вхідний шар (Input Layer):

- Розмір вхідних зображень: (224, 224, 1)
- Функція активації: 'relu' (Rectified Linear Unit)

Згортковий шар 1 (Convolutional Layer):

- Кількість фільтрів: 32
- Розмір ядра: (3, 3)
- Функція активації: 'relu'
- Вхідний розмір: (224, 224, 1)
- Вихідний розмір: (222, 222, 32)

Згортковий шар 2 (Convolutional Layer):

- Кількість фільтрів: 64

- Розмір ядра: (3, 3)
- Функція активації: 'relu'
- Вхідний розмір: (222, 222, 32)
- Вихідний розмір: (220, 220, 64)
- Максимальне зведення: (2, 2)
- Вихідний розмір після зведення: (110, 110, 64)

Згортковий шар 3 (Convolutional Layer):

- Кількість фільтрів: 128
- Розмір ядра: (3, 3)
- Функція активації: 'relu'
- Вхідний розмір: (110, 110, 64)
- Вихідний розмір: (108, 108, 128)
- Максимальне зведення: (2, 2)
- Вихідний розмір після зведення: (54, 54, 128)

Повнозв'язаний шар (Fully Connected Layer):

- Розмір вихідного вектора: 128
- Функція активації: 'relu'

Шар Dropout:

- Викидання (Dropout) з ймовірністю 0.5. Це допомагає уникнути перенавчання.

Повнозв'язаний вихідний шар (Output Fully Connected Layer):

- Розмір вихідного вектора: 2 (оскільки це задача бінарної класифікації)
- Функція активації: 'softmax' для отримання ймовірностей класів.

Ця архітектура являє собою типову згорткову нейронну мережу (CNN) для класифікації зображень. Мережа складається з альтернування згорткових та пулінгових шарів для вилучення ознак зображення, а також повнозв'язаних шарів для прийняття рішення про класифікацію. Dropout

шар використовується для регуляризації моделі та запобігання перенавчанню. Модель компілюється з функцією втрати "sparse_categorical_crossentropy" для задачі багатокласової класифікації та використовує оптимізатор "adam".

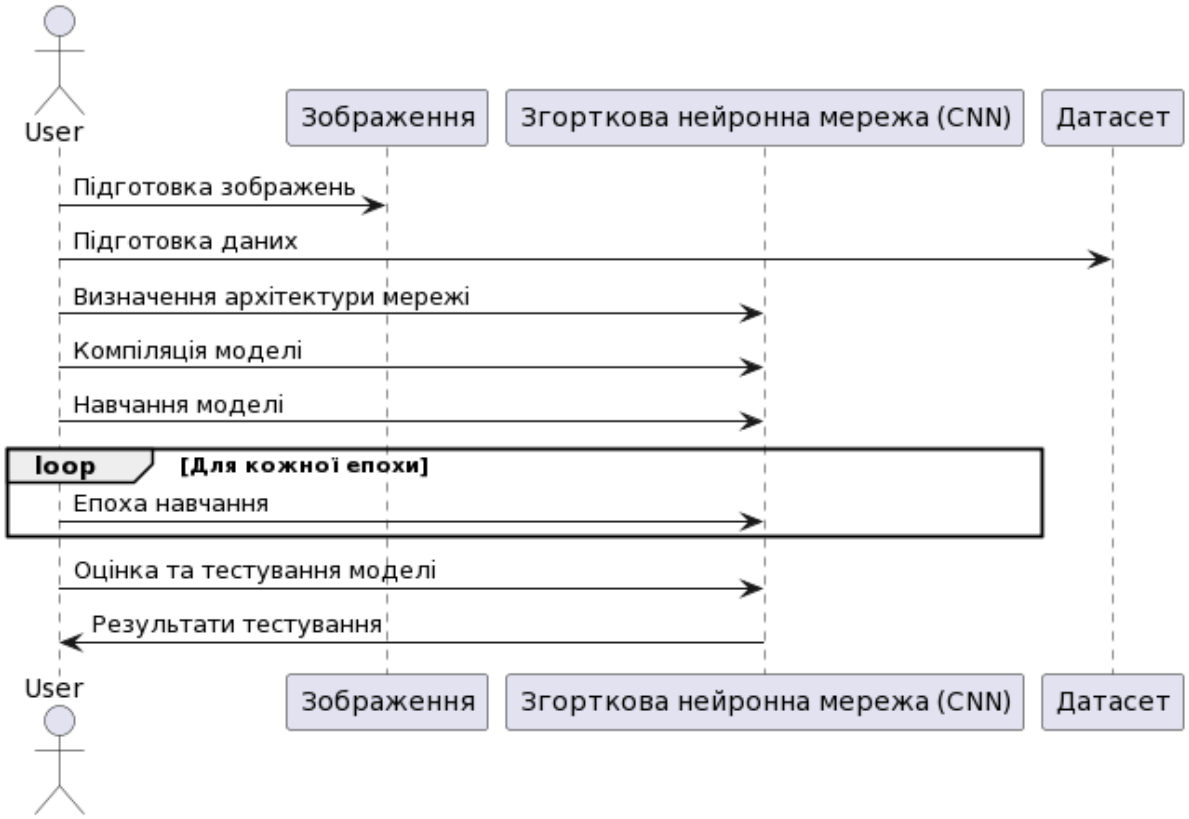


Рисунок 4.3 - Діаграма послідовності програми

Опис діаграми послідовності:

1. Завантаження та обробка зображень: зображення завантажуються з теки та обробляються за допомогою вейвлет перетворень.
2. Побудова CNN моделі: створюється модель глибокого навчання з використанням різних шарів.
3. Налаштування аугментації: налаштовується аугментація зображень для тренування моделі.
4. Тренування моделі: модель тренується на аугментованих даних.
5. Збереження моделі: тренована модель зберігається у файловій системі.

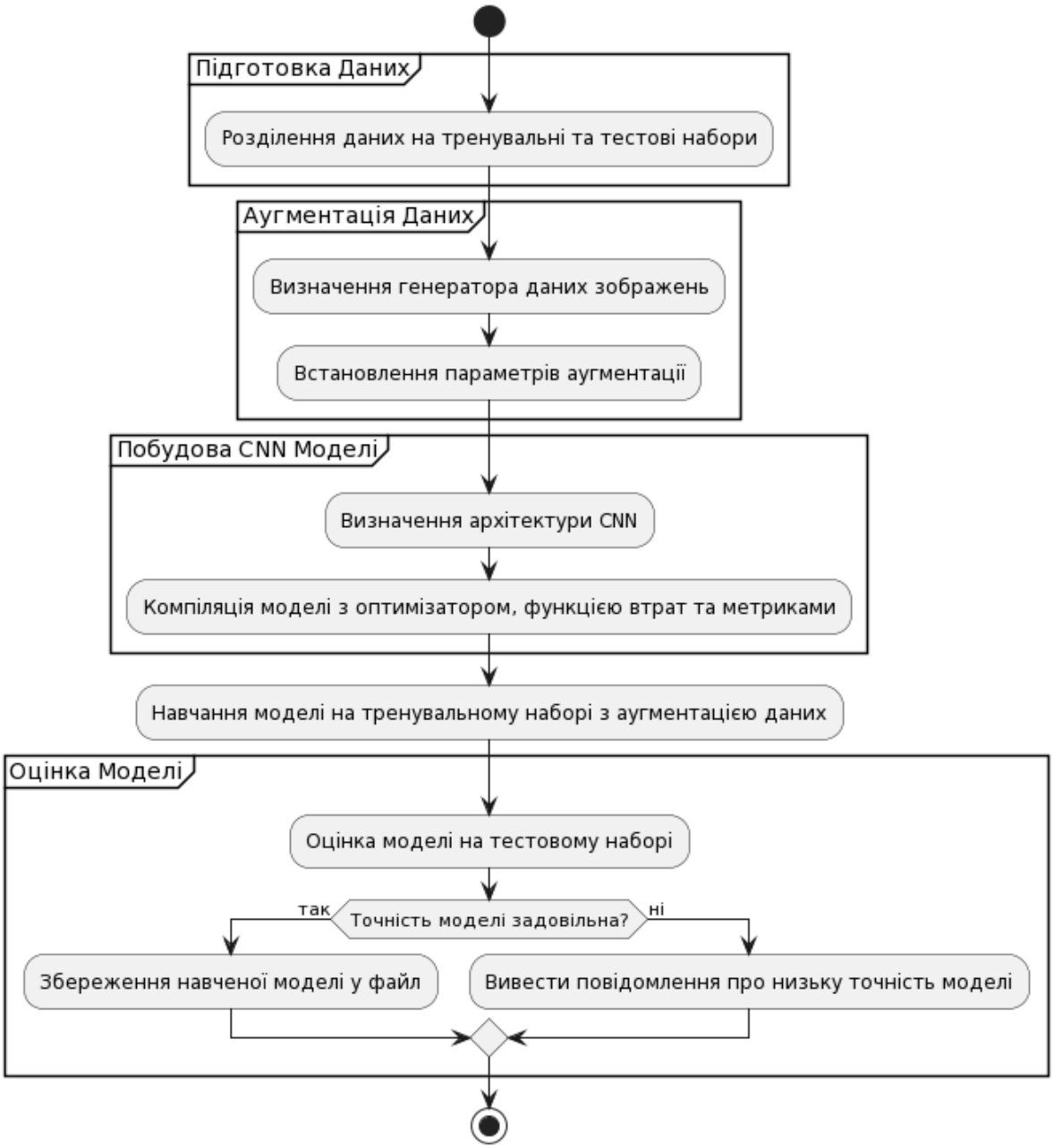


Рисунок 4.4 - Діаграма активності програми

Ця діаграма активності відображає процес роботи з конволюційною нейронною мережею (CNN).

Кроки:

1. Підготовка даних: розділення на тренувальні та тестові набори.
2. Аугментація даних: налаштування генератора зображень та визначення параметрів аугментації.
3. Побудова CNN моделі: визначення архітектури мережі та її компіляцію.

4. Навчання моделі: використання тренувального набору з аугментованими даними.
5. Оцінка моделі: перевірка моделі на тестовому наборі та прийняття рішення про збереження моделі або виведення повідомлення про низьку точність, залежно від її ефективності.

2.5 Висновки до розділу 2

Було розглянуто структуру сітківки ока, включаючи фоторецептори (палички та колбочки) та унікальну мережу кровоносних судин. Виявлено, що кожна сітківка є унікальною, що робить її ідеальною для біометричної ідентифікації. Досліджено методи попередньої обробки зображень, включаючи покращення якості, зменшення шуму, нормалізацію та сегментацію. Виявлено, що ці кроки критично важливі для підготовки зображень до аналізу.

Розглянуто використання нейронних мереж, особливо CNN, у процесі аналізу та ідентифікації сітківки. Виявлено, що нейронні мережі ефективно визначають ключові характеристики сітківки для точного розпізнавання. Описано основні виклики, з якими стикаються системи розпізнавання сітківки, включаючи потребу в великих наборах даних та високій якості зображення. Виявлено потенціал для подальшого розвитку та вдосконалення цих систем.

РОЗДІЛ 3. МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ КОРИСТУВАЧІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЗА СІТКІВКОЮ ОКА

3.1 Процедура нейромережевого аналізу за статичним зображенням сітківки ока

Процедура нейромережевого аналізу за статичним зображенням сітківки ока для розпізнавання користувачів комп'ютерних систем включає кілька ключових процедур.

Процедура 1. Збір зображення сітківки ока

Збір зображення сітківки ока є фундаментальним етапом у процесі біометричної ідентифікації особистості, відіграючи вирішальну роль у точності та надійності цієї системи. Процедура здійснюється за допомогою високоспеціалізованого обладнання – ретинального сканера[3]. Ретинальний сканер призначений для створення деталізованих зображень сітківки ока, використовуючи технології, які дозволяють зібрати високоякісні зображення безпосередньо з глибоких структур ока.

Сітківка, що є внутрішньою оболонкою ока, містить унікальну конфігурацію кровоносних судин, яка є відмітною для кожної людини. Ця унікальність робить сітківку ідеальною для використання в біометричних системах ідентифікації[3]. Важливість даного аспекту полягає у високій ступені складності та індивідуальності візерунків, які практично неможливо підробити або відтворити.

Процес збору зображення включає декілька кроків. Перш за все, користувач має бути правильно розміщений перед сканером, щоб забезпечити оптимальний кут та освітлення для зйомки. Потім, ретинальний сканер використовує низку високоточних оптичних компонентів для збору відбитків судинної сітки сітківки[3]. В процесі збору дані зі сканера перетворюються у цифрове зображення, яке може бути далі використане для аналізу та порівняння в межах системи ідентифікації.

Після отримання зображення сітківки, воно піддається детальному аналізу з метою виявлення та вилучення унікальних характеристик. Ці характеристики, такі як розташування та візерунок кровоносних судин, використовуються для створення унікального біометричного профілю особи. Цей профіль може бути інтегрований у системи контролю доступу, персональної ідентифікації чи інші застосування, де необхідний високий ступінь безпеки та точності ідентифікації особи[3].

Процедура 2. Попередня обробка зображення

Попередня обробка зображення сітківки ока є вирішальним етапом у підготовці біометричних даних для подальшого аналізу та ідентифікації. Цей процес включає застосування ряду технік обробки зображень, спрямованих на покращення якості зображення та видалення небажаних шумів[3]. Основна мета цього етапу - забезпечення отримання чіткого, деталізованого та надійного зображення для ефективного виявлення біометричних особливостей сітківки.

Зображення сітківки часто мають низький рівень контрастності, що ускладнює візуальне розрізнення важливих особливостей. Коригування контрастності включає зміну рівнів яскравості та контрасту, щоб підсилити візуальну розрізняємість структур сітківки[3]. Це може бути здійснено через лінійну або не лінійну корекцію, залежно від характеристик вихідного зображення.

Шум на зображенні може виникати внаслідок різних факторів, включаючи обладнання для збору даних, зовнішнє освітлення, а також рух пацієнта під час сканування[3]. Фільтрація шумів здійснюється за допомогою спеціалізованих алгоритмів, які дозволяють видалити або зменшити небажані артефакти без втрати важливої інформації з зображення.

Для забезпечення уніфікованості обробки та аналізу, зображення сітківки можуть бути нормалізовані з метою стандартизації розмірів,

орієнтації та інтенсивності кольору[3]. Це дозволяє забезпечити більш точне порівняння зображень у межах системи ідентифікації.

Іноді на зображенні можуть з'явитися артефакти, такі як відблиски або спотворення, які необхідно ідентифікувати та виправити. Цей процес може включати використання алгоритмів для виявлення аномалій та їх корекції або видалення з зображення.

Кожен з цих кроків спрямований на підготовку зображення сітківки до подальшого детального аналізу, який є ключовим для точної біометричної ідентифікації[3]. Ефективна попередня обробка зображення значно підвищує якість та надійність біометричних систем, забезпечуючи точне виявлення унікальних характеристик кожного індивідуума.

Процедура 3. Виділення характеристик сітківки

Нейромережа аналізує зображення для виявлення унікальних характеристик сітківки, таких як візерунки кровоносних судин та інші особливості[3].

Процедура 4. Тренування нейромережі

Нейромережу тренують за допомогою великої кількості зображень сітківки, щоб вона могла навчитися розрізняти різних осіб. Цей процес включає використання алгоритмів глибокого навчання та машинного навчання.[3]

Процедура 5. Класифікація та ідентифікація

Під час фактичного використання системи нейромережа аналізує зображення сітківки, подане користувачем, і порівнює його з існуючою базою даних, щоб ідентифікувати користувача[3].

Процедура 6. Інтеграція з системами безпеки

Після ідентифікації особи, система може використовувати ці дані для надання доступу до комп'ютерних систем або обмеження доступу в залежності від рівня дозволу користувача[3].

Процедура 7. Безпека даних та конфіденційність

Важливо також забезпечити захист зібраних біометричних даних, використовуючи сучасні методи шифрування та безпеки даних, щоб забезпечити конфіденційність інформації користувачів.

Оскільки сітківка містить інформацію про очі, аналіз зображення сітківки є одним із ключових методів для розпізнавання користувачів комп'ютерних систем[3]. Процедура отримання зображення може мати певні наслідки та вплинути на якість зображення[16].

Поліпшення зображення сітківки

Техніки покращення зображення сітківки корисні для усунення шуму, освітлення зображення та підвищення контрастності. Перед обробкою математичні підходи можуть підвищити вихідну якість зображення та інформаційний вміст[16]. Це може бути корисним для пошуку характеристик і виконання додаткового аналізу зображення.

Зміна розміру зображення

Оскільки зображення в наборі даних або зображення в реальному часі можуть змінюватися в діапазоні пікселів, зміна розміру зображення необхідна для збільшення або зменшення загальної кількості пікселів у зображенні[16]. У результаті фотографії можна збільшувати за допомогою таких значень пікселів, як 256*256, 512*512, 1024*1024 тощо, щоб прискорити подальшу процедуру.

Розбиття каналів RGB

Потім масштабоване зображення RGB ділиться на червоний, зелений і синій канали для розташування кровоносних судин. Червоний канал є каналом з найнижчим контрастом і найяскравішим кольором, містить більше інформації про диск зорового нерва та кровоносні судини, який можна використовувати для діагностики таких захворювань, як глаукома, але він не підходить для DR через підвищений шум. Через високий рівень контрастності зелений канал містить більше інформації про кровоносні судини сітківки[16]. Синій канал містить мало інформації, оскільки рівень

контрасту дуже низький, і він рідко використовується для виявлення захворювань.

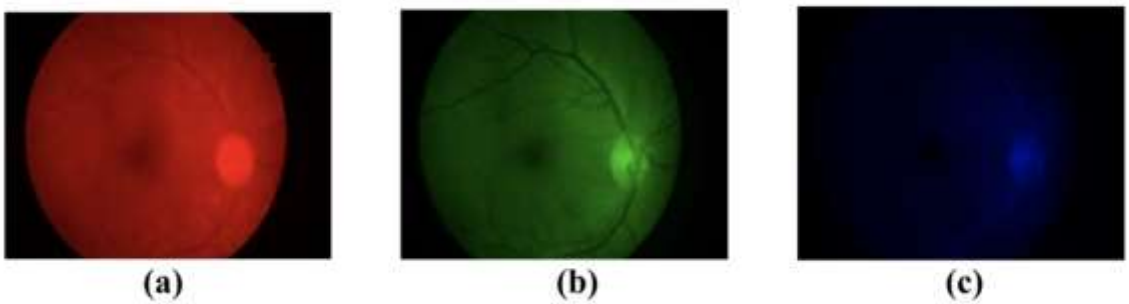


Рисунок 3. - Розділення каналів RGB: (a) червоний канал, (b) зелений канал і (c) синій канал

Методи покращення зображення використовуються для видалення шуму, підкреслення деталей і покращення якості зображення. Підвищення контрастності або відокремлення темних частин зображення може покращити якість зображення[16].

3.2 Препроцесінг зображення обробка сітківки ока

У контексті біометричної ідентифікації сітківки ока нейронні мережі відіграють ключову роль в аналізі зображень сітківки за допомогою розширеного розпізнавання образів і можливостей навчання. Ця наукова дискусія присвячена механізмам, за допомогою яких нейронні мережі покращують процес аналізу зображення сітківки[15].

Нейронні мережі, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), вправно обробляють дані зображення, що робить їх придатними для аналізу зображень сітківки ока. CNN складаються з кількох шарів, кожен з яких призначений для розпізнавання дедалі складніших елементів зображення. У початкових шарах мережа визначає основні елементи, такі як ребра та криві[15]. Подальші шари інтерпретують складніші візерунки, що має вирішальне значення для розрізнення унікальних характеристик сітківки.

Процес починається з попередньої обробки зображень сітківки для нормалізації варіацій масштабу, орієнтації та освітлення. Цей крок забезпечує послідовність, необхідну умову для ефективного розпізнавання образів. Потім нейронна мережа використовує згорткові шари, де згорткові фільтри систематично сканують зображення. Ці фільтри вправно виділяють характерні особливості, такі як точки біфуркації та перетину в кровоносних судинах сітківки, які є критичними для індивідуальної ідентифікації.

Ключовим аспектом нейронних мереж у цій програмі є їх здатність навчатися та вдосконалюватися з часом. За допомогою процесу, відомого як зворотне поширення, мережа коригує свої внутрішні параметри на основі частоти помилок її виводу, удосконалюючи свою здатність розпізнавати та точно класифікувати візерунки сітківки. Цей процес навчання підтримується значним набором даних зображень сітківки, що дозволяє мережі зустрічати та адаптуватися до широкого розмаїття моделей сітківки, підвищуючи її можливості узагальнення[15].

Крім того, нейронні мережі використовують такі методи, як об’єднання, щоб зменшити розмірність даних, зосереджуючись на найважливіших характеристиках, зберігаючи просторову ієрархію. Це зменшення розмірності має вирішальне значення для управління обчислювальним навантаженням і підвищення ефективності мережі.

Останній етап включає повністю пов’язаний шар, де витягнуті ознаки синтезуються для формування повного представлення сітківки. Це представлення потім використовується для цілей ідентифікації, зіставлення сканованої сітківки з наявними профілями в базі даних[15].

Підсумовуючи, нейронні мережі завдяки своїм складним розпізнаванням образів і адаптивним можливостям навчання значно підвищують точність і надійність біометричних систем ідентифікації сітківки. Їх здатність розрізняти складні та унікальні візерунки на

зображеннях сітківки ока позиціонує їх як нарізну технологію в галузі біометричної безпеки.

Попередня обробка зображення очного дна сітківки

Для завершення першого кроку зображення RGB перетворюється на зображення зеленого каналу. Оскільки зображення на зеленому каналі має значення інтенсивності, яке не є ані надто яскравим, ані надто темним, його було обрано як зображення, яке буде використовуватися в обробці зображень [15]. Після виділення зеленого каналу значення інтенсивності пікселя зображення має бути змінено методом інкомплементу [15].

Формула 1 показує рівняння для процесу некомплементу, де x — значення інтенсивності зображення в точці x, а i — результат інтенсивності. Максимальне значення інтенсивності на зображенні дорівнює константі 255, як показано нижче: I x = 255. Адаптивне вирівнювання гістограми використовується під час вирівнювання гістограми для рівномірного підвищення інтенсивності зображення після отримання некомплементного зображення. Етап фільтрації попередньої обробки відбувається після етапу вирівнювання гістограми. Процедура фільтрації спрямована на видалення шуму та оптичних дисків, серед інших об’єктів, не пов’язаних із кровоносними судинами, із зображення очного дна сітківки[12]. Коли формується передній або вищий шар, починається процес фільтрації. Цей шар використовується для виділення переднього плану від фонового зображення, щоб видалити елементи, які не є кровоносними судинами. Процес створення шару переднього плану містить початок шару у формі кулі 8 × 8. Відкритий морфологічний процес між кульковим об’єктом 8 × 8 і вихідним зображенням вирівнювання гістограми завершує процес створення переднього плану.

Рисунок 3.1 - Зображення очного дна сітківки[12]

Зменшення та видалення між зображенням вирівнювання гістограми та зображенням переднього плану використовується для розділення переднього плану та фону зображення очного дна сітківки. Потім результати процедури фільтрації медіанного фільтра використовуються для інформування про процедуру збільшення різкості країв зображення функцією imsharpen[12]. Радіус збільшення різкості зображення, яке має значення 25 пікселів, і збільшення різкості зображення, яке має значення 2 пікселі, є параметрами, які використовуються в процедурі збільшення різкості по краях. На малюнку 3.2 показано етапи попередньої обробки.

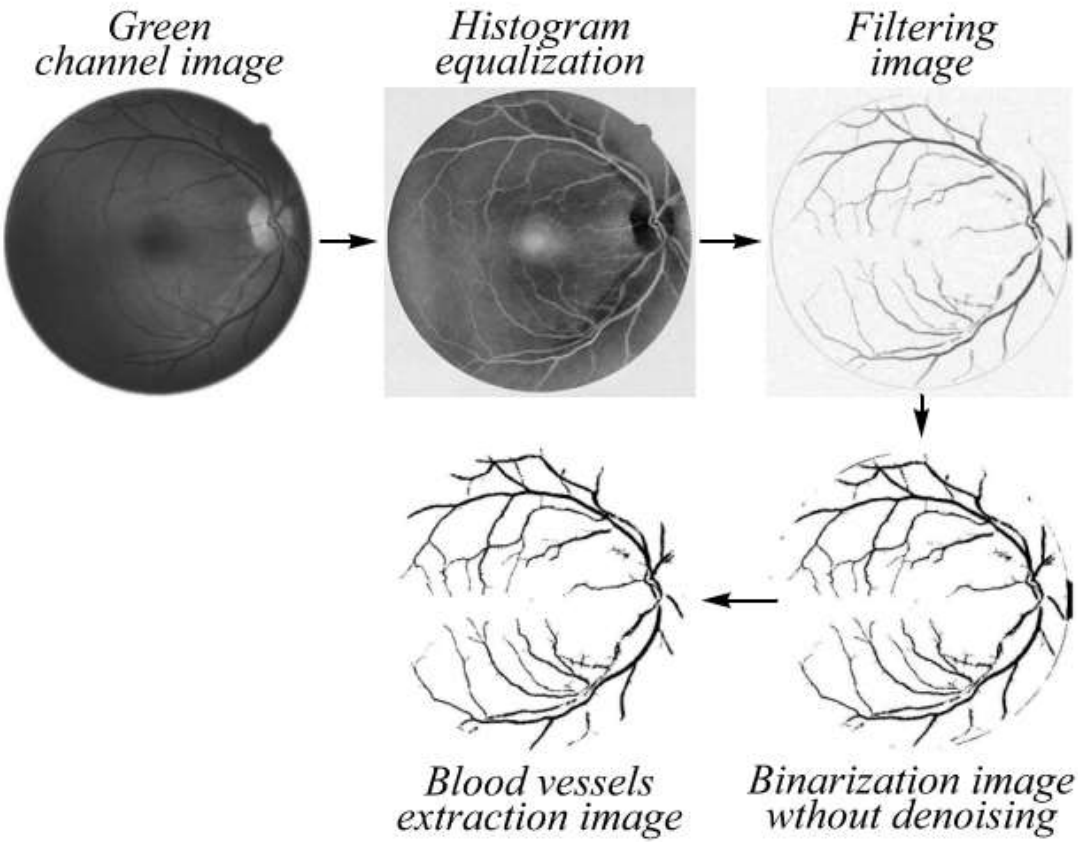


Рисунок 3.2 - Етапи попередньої обробки[12]

Вилучення ознак

Процедура виділення ознак передбачає отримання відмінних біометричних характеристик із зображень очного дна сітківки, які потім використовуються в розробленій архітектурі нейронної мережі для ідентифікації зображень очного дна. Сегментація кровоносних судин на зображенні очного дна сітківки є відмінною рисою, яка використовується. Порогова процедура — це техніка, яка використовується для сегментації кровоносних вен очного дна сітківки. Вихідні дані процесу порогового значення використовуються для створення бінарних зображень, де кожен піксель має значення від 1 до 0[12]. Процедура відкриття області використовується для видалення будь-яких об’єктів, що залишилися, значення пікселів яких менше ніж 100[12]. Щоб зосередити результати сегментації кровоносних судин без об’єктів, не пов’язаних з кровоносними судинами, є метою процесу розтину області. На малюнку 3.3 показано

сегментацію кровоносних судин на зображенні очного дна, що є результатом методу екстракції ознак[12].

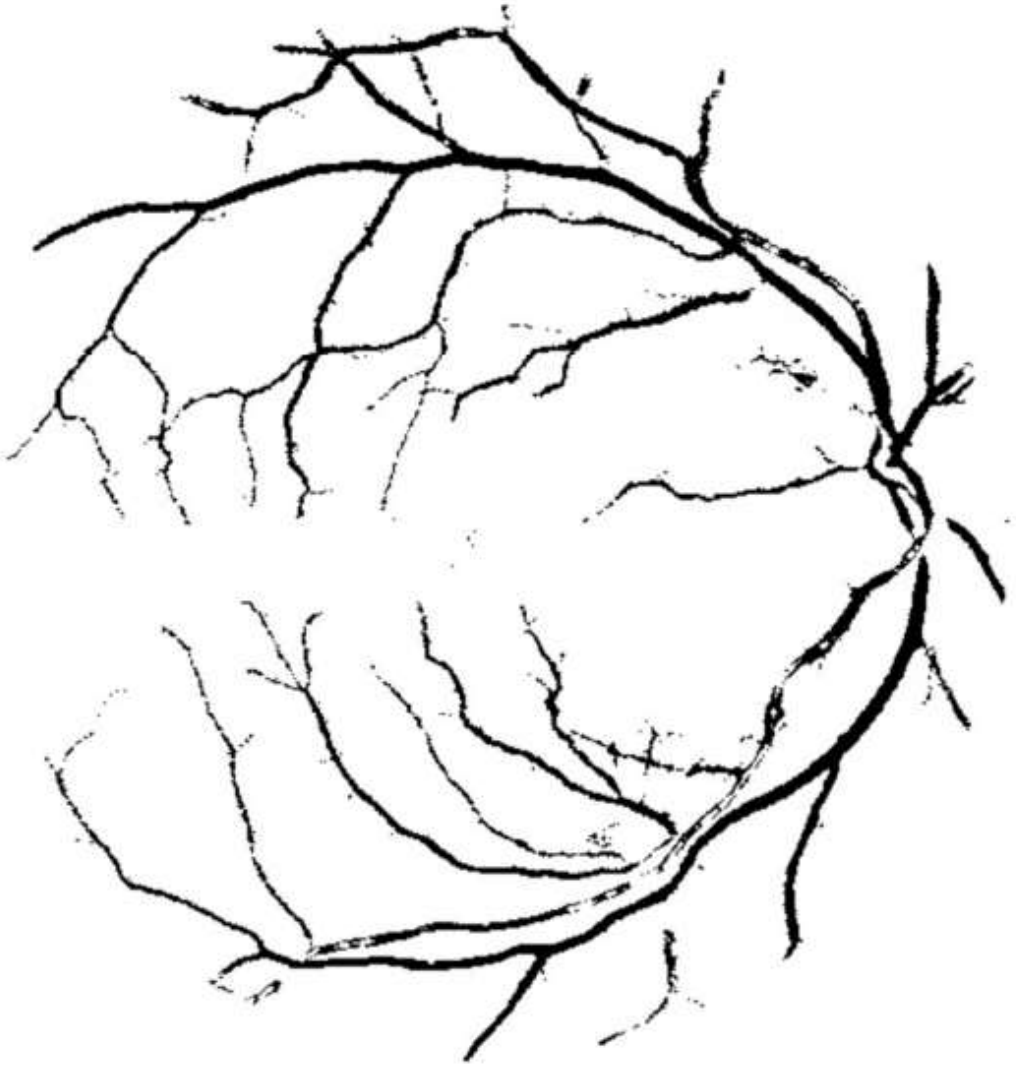


Рисунок 3.3 - Результати видалення судин сітківки[12]

Бінарне зображення, необхідне для сегментації кровоносних судин, показано на рис. 3.3. Білі пікселі являти собою кровоносну артерію, а не фон. Оскільки елемент (кровоносна судина) має бути спереду, його не можна перевернути[12].

3.3 Етапи методу обробки сітківки ока за допомогою вейвлет перетворення

Вейвлет-перетворення — це метод із різною роздільною здатністю, який поділяє низькі та високі частоти зображення на окремі піддіапазони та сумісний із зоровим сприйняттям людини[16].

Вейвлет-перетворення - це математичний метод обробки сигналів, який зазвичай використовується для аналізу та обробки зображень, також може бути застосований до обробки зображень сітківки ока[16]. Суть вейвлет-перетворень полягає у розкладанні сигналу (або зображення) на різні компоненти, які відображають різні деталі та характеристики сигналу на різних масштабах та частотах.

Вейвлет-перетворення використовує особливі функції, відомі як вейвлети, які мають короткий період та обмежену область часу. Це дозволяє їм добре виділяти локальні деталі у сигналі. Процес вейвлет-перетворення включає наступні етапи[16]:

1. Розкладання: оригінальний сигнал або зображення розбивається на різні масштаби та частоти, використовуючи вейвлет-функції. Розкладання може відбуватися на різних рівнях деталізації, дозволяючи отримати інформацію про деталі на різних рівнях.
2. Відфільтровування: на кожному рівні деталізації застосовуються фільтри, які виділяють деталі сигналу на певних масштабах та частотах, використовуючи вейвлет-функції.
3. Підсумковий сигнал: результатом розкладання є набір вейвлет-коефіцієнтів, які відображають важливу інформацію про сигнал на різних рівнях деталізації та частотах.
4. Відновлення: з вейвлет-коефіцієнтів можна відновити оригінальний сигнал або зображення, використовуючи обернене вейвлет-перетворення.

Крім того, він має перевагу локалізації за часом і частотою. Таким чином, WT обходить недоліки Фур'є та короткочасного перетворення Фур'є, які мають обмежену часову локалізацію або її відсутність відповідно. Виконуючи послідовність обчислень усереднення та різниці над рядками зображення, а потім його стовпцями, які відповідають низькочастотній (L) і високочастотній (H) фільтрації відповідно, вейвлет-перетворення розбиває зображення[16]. Як показано на малюнку 3.4, це призводить до розвитку чотирьох піддіапазонів зображення, які називаються наближеними, горизонтальними, вертикальними та діагональними піддіапазонами відповідно: LL, LH, HL та HH.

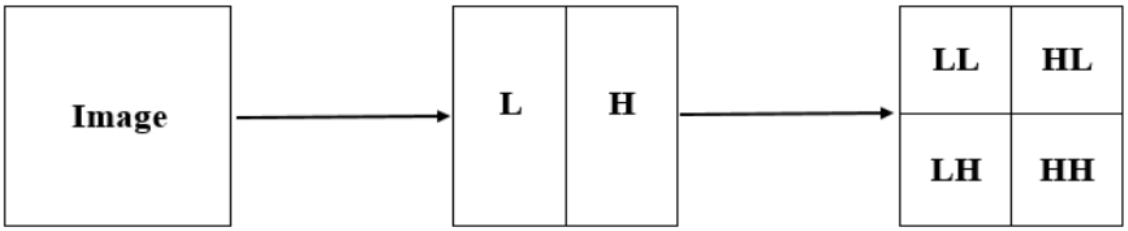


Рисунок 3.4. Вейвлет-розклад

Підсмуги деталей зображення — це горизонтальні, вертикальні та діагональні підсмуги. Високочастотна інформація зображення, що відповідає його краям, включена в піддіапазони деталей. Вищі абсолютні коефіцієнти в піддіапазонах деталізації розкладеного зображення є наслідком сильніших країв у зображенні[16]. Однак низькочастотна інформація зображення, яка відповідає згладженій версії деконструйованого зображення, включена в піддіапазон апроксимації. Щоб включити додаткові рівні вейвлетів, додаткове розкладання зображення може бути виконано шляхом рекурсивного застосування WT до піддіапазону апроксимації[16]. Рівні вищого порядку отримують шляхом наступних розкладів, при цьому рівень 1 позначає початковий рівень розкладання. Ілюстрація однорівневого вейвлет-розкладеного зображення представлена на рисунку 3.5.

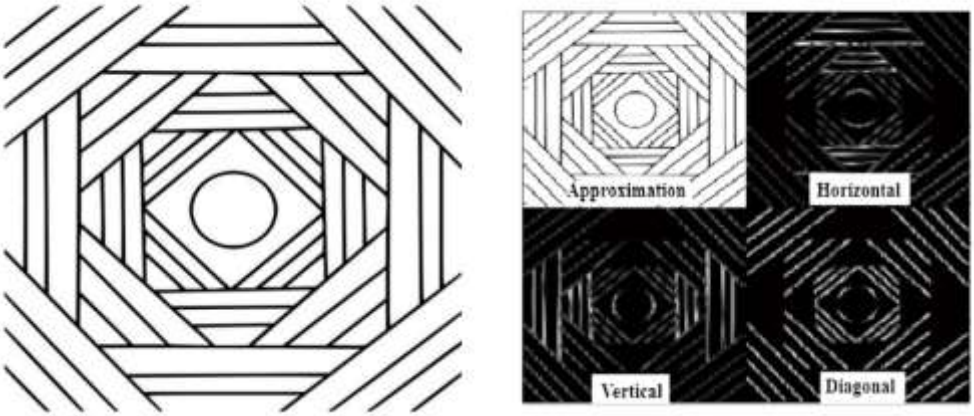


Рисунок 3.5. Вихідне зображення (праворуч) і його однорівневе вейвлет-розкладання (ліворуч)

Знищене вейвлет-перетворення (DecWT) і непрорізане або стаціонарне вейвлет-перетворення (UWT) є двома основними формами WT. DecWT частіше використовується в програмах обробки зображень, серед яких метод стиснення JPEG 2000 є найвідомішим. Його особливість підвибірки, в якій один вейвлет-коефіцієнт видаляється для кожних двох, є те, що його відрізняє[16]. З кожним рівнем декомпозиції розмір зображення зменшується вдвічі. Оскільки DecWT є варіантом зсуву, будь-яка зміна його коефіцієнтів призведе до артефактів у зображенні, яке перебудовується[16]. Ілюстрація триступеневої декомпозиції DecWT представлена на рисунку 3.6. Наступні формули для DecWT можна використовувати для представлення однорівневої декомпозиції:

□□ [k] = ∑□ □[□] . □[2□ − □]

□□ [k] = ∑□ □[□] . □[2□ − □]

де yH[k] і yL[k] вихідні сигнали фільтрів високих і низьких частот, відповідно після підвибірки вхідних даних x[n].

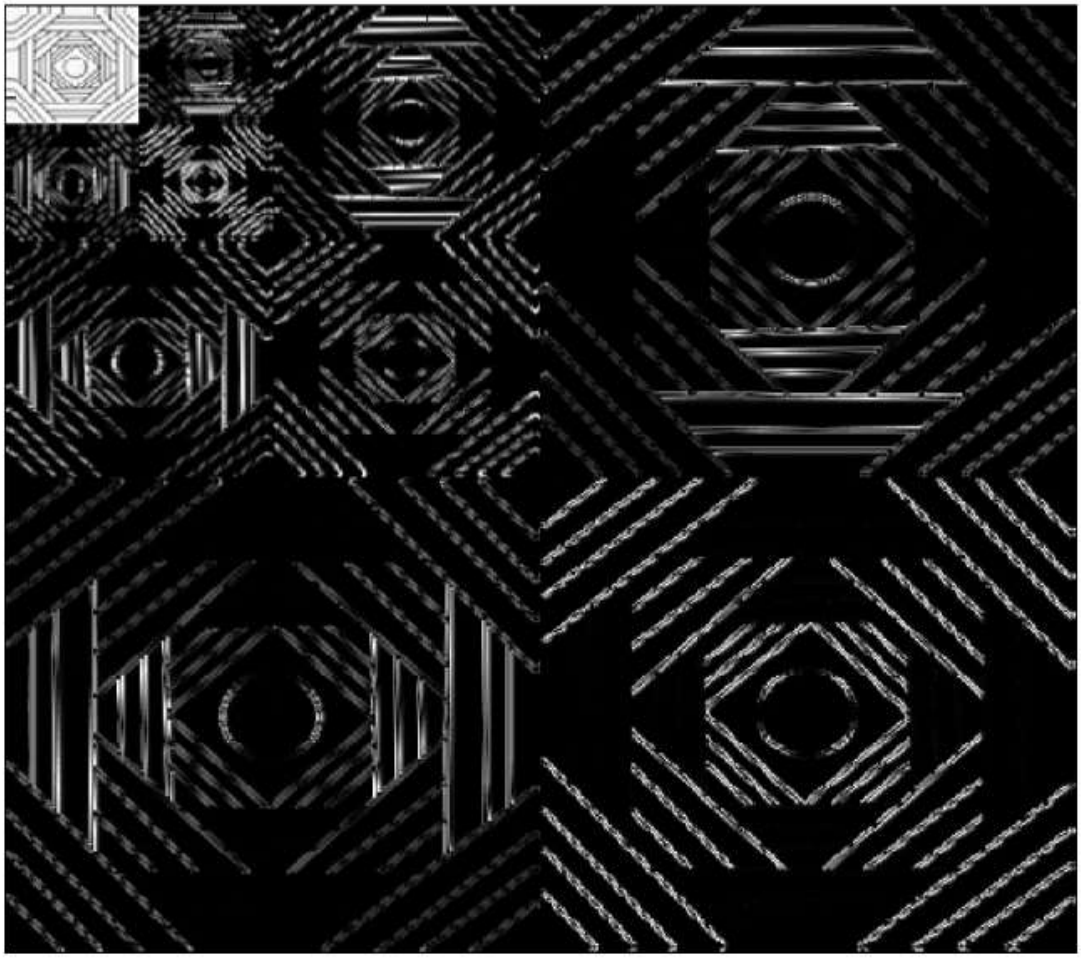


Рисунок 3.6 Трирівнева вейвлет-декомпозиція за допомогою DecWT

UWT було створено, щоб усунути недоліки DecWT. Усунення фази децимації з процесу декомпозиції зображення є основною ідеєю UWT. Приклад трирівневої декомпозиції UWT представлений на рисунку 3.7. За допомогою багаторівневої декомпозиції UWT не додається зменшення зображення, зберігаючи більш доречну інформацію про зображення[16], тому UWT є більш придатним для методів розширення на основі вейвлетів, ніж DecWT, оскільки він є інваріантним зсуву.

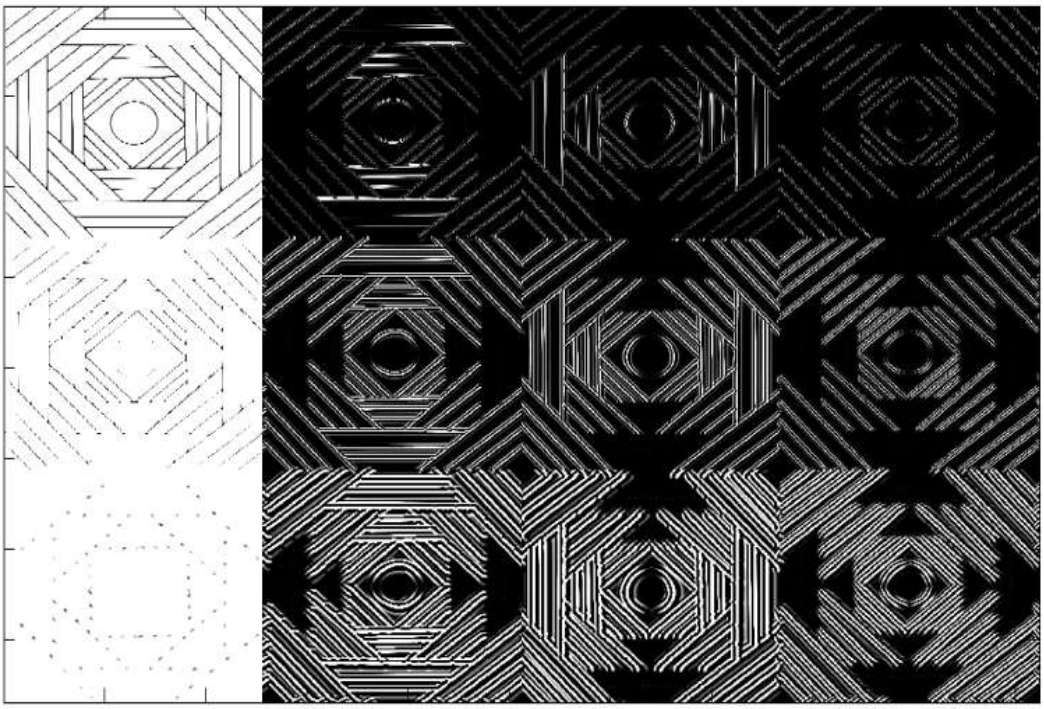


Рисунок 3.7 Трирівнева вейвлет-декомпозиція за допомогою UWT (зверху L1, L2 & L3)

Однак, оскільки DecWT потребує менше часу обробки та ємності для зберігання, ніж UWT, він має перевагу в тому, що він більш ефективний з точки зору обчислень. Вейвлет-перетворення є потужним інструментом для аналізу та обробки зображень сітківки ока, оскільки воно дозволяє відокремити різні деталі, виявити аномалії та допомогти в діагностиці різних захворювань[16].

Перед вилученням функцій було виконано два процеси попередньої обробки. По-перше, фотографії були обрізані, щоб зменшити чорну область навколо цікавої області сітківки (ROI). Після цього краї були збережені, а шум на обрізаних фотографіях зменшено за допомогою медіанного фільтра 3x3.

Завдяки видаленню із зображення непотрібних ділянок, що не належать до сітківки, обрізання зображення зменшує розмір зображення та, як наслідок, час обробки. Жорстке порогове значення використовується, щоб спочатку побудувати бінарне зображення маски, а потім ROI

визначається шляхом визначення її чотирьох кутів. Обрізане зображення сітківки ока, яке використовується для обчислення функцій, створюється з використанням обчислених меж[16].

Особливості Wavelet

Високий контраст і чіткість зображень сітківки вказують на хорошу якість, оскільки вони дозволяють легко розрізнити структури сітківки та потенційні хворобливі ураження. Інформацію високочастотного та низькочастотного зображення можна розділити на піддіапазони деталізації та наближення відповідно за допомогою вейвлет-розкладання. Високочастотні компоненти зображення аналогічні чітким рисам, які зустрічаються в зображеннях сітківки[16]. Таким чином, дві метрики на основі вейвлетів обчислюються з піддіапазонів деталей зображення сітківки для оцінки різкості та контрастності зображення сітківки.

Приклади фотографій прийнятної та поганої якості разом із піддіапазонами рівня деталізації другого рівня наведено на рисунку 3.8. У порівнянні із зображенням низької якості, деталізовані піддіапазони якого здаються позбавленими будь-якої інформації, що стосується структур сітківки, демонструється, що високоякісне зображення сітківки має більш очевидні структури всередині деталізованих піддіапазонів. Більш важлива інформація про судини сітківки передається горизонтальними та вертикальними підсмугами високоякісного зображення, ніж діагональна підсмуга[16]. Таким чином, лише коефіцієнти горизонтальних і вертикальних піддіапазонів деталізації враховуються для обчислення додаткових показників різкості та контрастності.

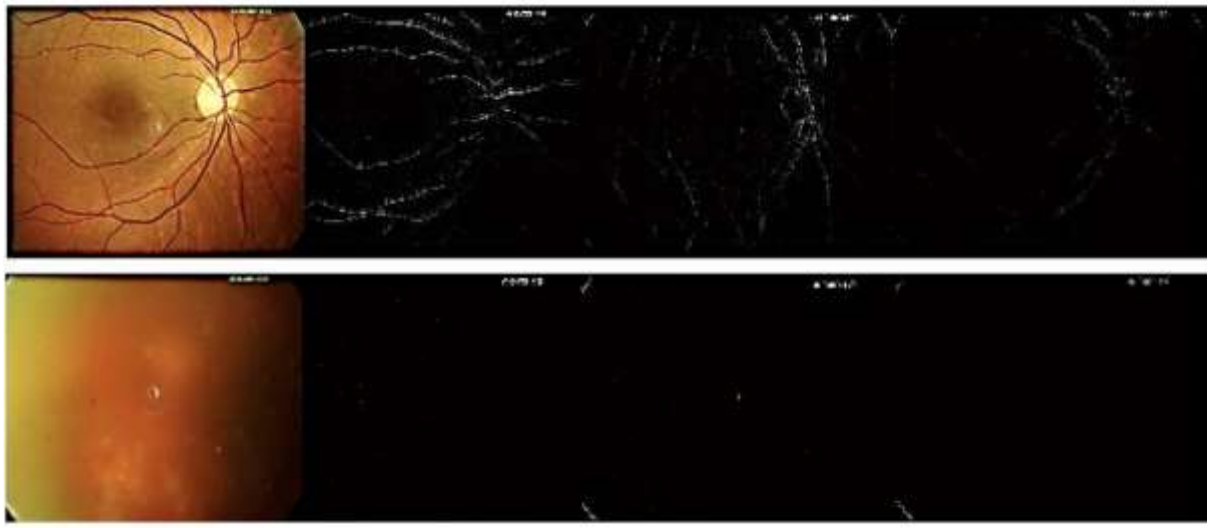


Рисунок 3.8 Піддіапазони зеленого каналу 2 рівня чітких (перший ряд) і розмитих (другий ряд) зображень сітківки з DRIMDB

Зліва направо: кольорове зображення – горизонтальні–вертикальні–діагональні підсмуги

Міра різкості

Порівняно з фотографіями низької якості, фотографії високої якості мають чіткіші кровоносні судини та більше інформації в піддіапазонах деталей[16]. Оскільки він фіксує інформацію, що міститься в піддіапазонах деталей зображення, для оцінки чіткості зображень сітківки пропонується вейвлет-теоретична інформаційна метрика Шеннона. Ентропія кожного рівня визначається усередненням вертикальної (Entrvert) і горизонтальної (EntrHoriz) ентропій, як це передбачено наступними формулами:

□□□□□□□□□□ = 1/2□ (□□□□□□□□□□ + □□□□□□□□)

□□□□□□□□□□□□ = − ∑ |□□ | 2 log|□□ |^2

де N — кількість коефіцієнтів у вейвлет-піддіапазоні, Сі — це вейвлет-коефіцієнт з індексом □ і підсмугою є горизонталлю або вертикальний піддіапазон.

Міра контрасту

Відношення високих до низьких частот у зображенні називається його контрастом. У цьому розділі контраст визначається на заданому рівні

як відношення, що забезпечується наступними рівняннями між середнім значенням підсумовування коефіцієнтів піддіапазону, які є горизонтальними (SHoriz) і вертикальними (SVert), і підсумовуванням коефіцієнтів піддіапазону, які є наближеними (приблизно S)[16]:

$$\square\square\square\square\square\square\square\square_{\square\square\square\square\square} = \frac{(\square_{\square\square\square\square\square\square} + \square_{\square\square\square\square})/2}{\square_{\square\square\square\square\square\square}}$$

$$\square_{\square\square\square\square\square\square\square} = \frac{\sum \quad |\square_{\square}|}{\square}$$

де N — кількість коефіцієнтів у вейвлет-підсмузі, Сі — вейвлет-коефіцієнт з індексом □, а підсмуга — горизонтальна або вертикальна підсмуга.

Аналіз рівня вейвлетів використовується для виявлення найбільш відповідного рівня вейвлетів для розрахунку функції RIQA. Нірмала та ін. у своїх дослідженнях показали зв’язок між різними рівнями вейвлетів і кровоносними судинами сітківки[16]. Цей підхід було повторно реалізовано в цій главі, щоб визначити найбільш значущий рівень вейвлету, який слід використовувати для обчислення ознак.

Невеликі ділянки зображень сітківки з товстою або тонкою судинною мережею (рис. 3.9) були видалені, а коефіцієнти послідовних піддіапазонів деталей були обнулені. Потім було обчислено середнє значення SSIM [82], щоб перевірити подібність між початковим і нульовим піддіапазонами, таким чином визначивши, який рівень вейвлетів найбільше впливає на судинну систему сітківки[16].

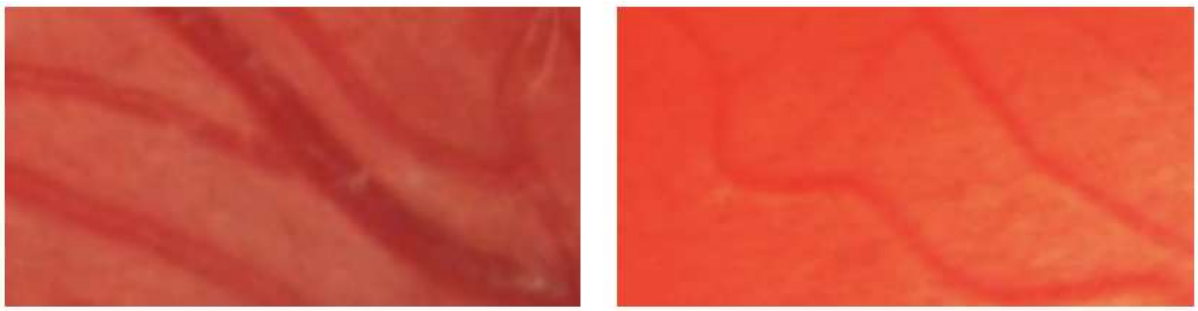


Рисунок 3.9 Приклади (а) товстих і (б) тонких судин сітківки з HRF

Крім того, було проведено додатковий експеримент, щоб підтвердити результати попередніх досліджень. Результати різних рівнів порівнювали, і для категоризації використовували характеристики різкості та контрастності з конкретного вейвлет-рівня[16].

У цьому дослідженні протиставляється важливість глобальних і локальних змінних. Глобальні та локальні аспекти якості зображення сітківки визначаються на основі всього зображення та його основної області відповідно[16]. Центральна область обрана тому, що вона містить макулярні судини, які є діагностично значущими і першими піддаються впливу будь-якого невеликого розмиття.

Локальна територія, зазначена в цьому розділі, зображена на рисунку 3.10.

Рисунок 3.10 Зображення сітківки, що показує локальну область

Ця область визначається шляхом горизонтального поділу зображення на чотири рівні частини та використання двох середніх частин як центральної області. Вибір дещо великої центральної області дає змогу

врахувати будь-який невеликий вертикальний рух у зображенні сітківки з центром на макулі[16].

3.4 Висновки до розділу 3

Вейвлет-перетворення є важливим інструментом у обробці зображень, яке використовується для аналізу та обробки сигналів, зокрема як аналіз зображень сітківки ока для ідентифікації користувачів. Вейвлет-перетворення розкладає сигнал чи зображення на різні компоненти, що дозволяє аналізувати деталі на різних масштабах та частотах. Використання вейвлетів забезпечує чітке виділення локальних деталей у сигналі. Включає розкладання, відфільтровування, отримання підсумкових коефіцієнтів та відновлення оригінального сигналу.

Вейвлет-перетворення ефективно розділяє низькі та високі частоти зображення, що дозволяє виявляти важливі деталі. DecWT та UWT є двома основними формами вейвлет-перетворення. DecWT частіше використовується у стисненні зображень, але має недоліки, такі як артефакти зображення. UWT усуває деякі з цих недоліків і краще підходить для розширених методів на основі вейвлетів. Вейвлет-перетворення ефективно використовується для аналізу зображень сітківки ока.

Це дозволяє відокремити різні деталі, виявити аномалії та сприяти діагностиці різних захворювань. У цілому, вейвлет-перетворення є потужним методом для аналізу та обробки зображень

РОЗДІЛ. 4 СИСТЕМА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СІТКІВКИ ОКА

4.1 Архітектура системи

4.1.1 Архітектура системи обробки зображення

Діаграма послідовності (Sequence Diagram) - це вид діаграми в мові моделювання Unified Modeling Language (UML), який використовується для візуального представлення послідовності взаємодії між об'єктами або компонентами системи в часовому порядку. Головною метою діаграми послідовності є показати, як об'єкти спілкуються між собою та як обробляються повідомлення чи запити протягом конкретного сценарію, чи послідовності дій.

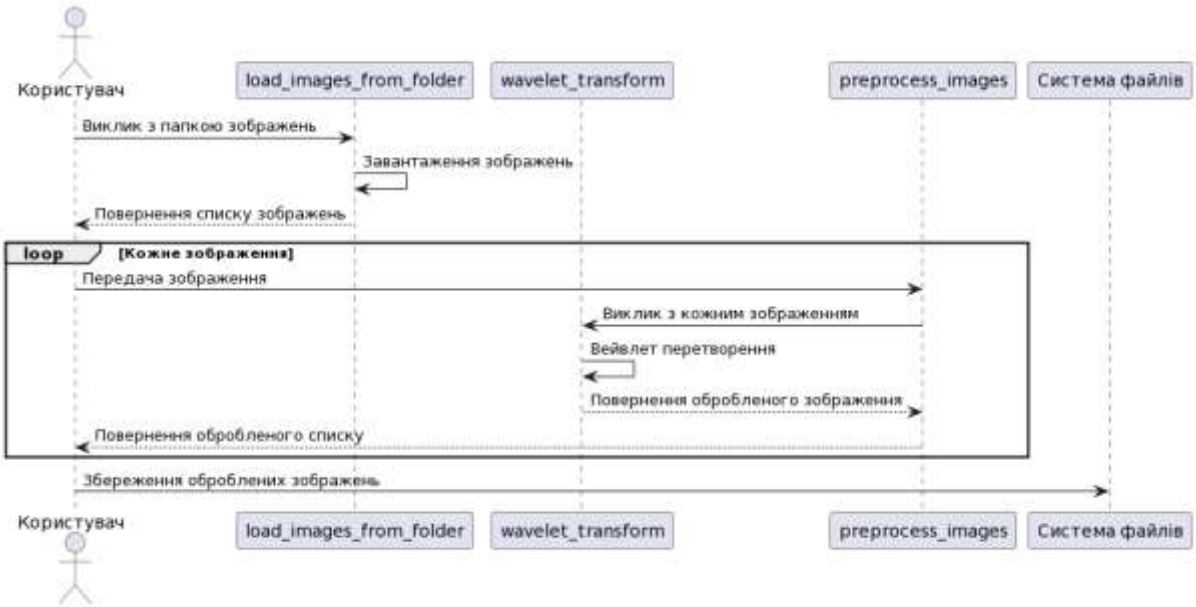


Рисунок 4.1 - Діаграма послідовності

Користувач ініціює процес, надсилаючи запит на завантаження зображень. Кроки:

1. Функція "load_images_from_folder" завантажує та оброблює зображення, активуючи функцію "wavelet_transform" для виконання хвильового перетворення.

2. Функція "preprocess_images" виконує попередню обробку оброблених зображень та передає їх функції "Save the preprocessed images" для збереження.
3. Оброблені зображення зберігаються, і контроль повертається до попередньої обробки, яка передає оброблені дані хвильовому перетворенню, і таким чином до завантаження.
4. Після завершення обробки зображень, результати повертаються користувачу, і процес завершується.

Діаграма активності - це вид діаграми в мові моделювання Unified Modeling Language (UML), який використовується для візуального представлення послідовності дій, активностей та взаємодії між об'єктами, компонентами або ролями в системі. Діаграма активності дозволяє моделювати різноманітні сценарії виконання, бізнес-процеси та логіку системи.

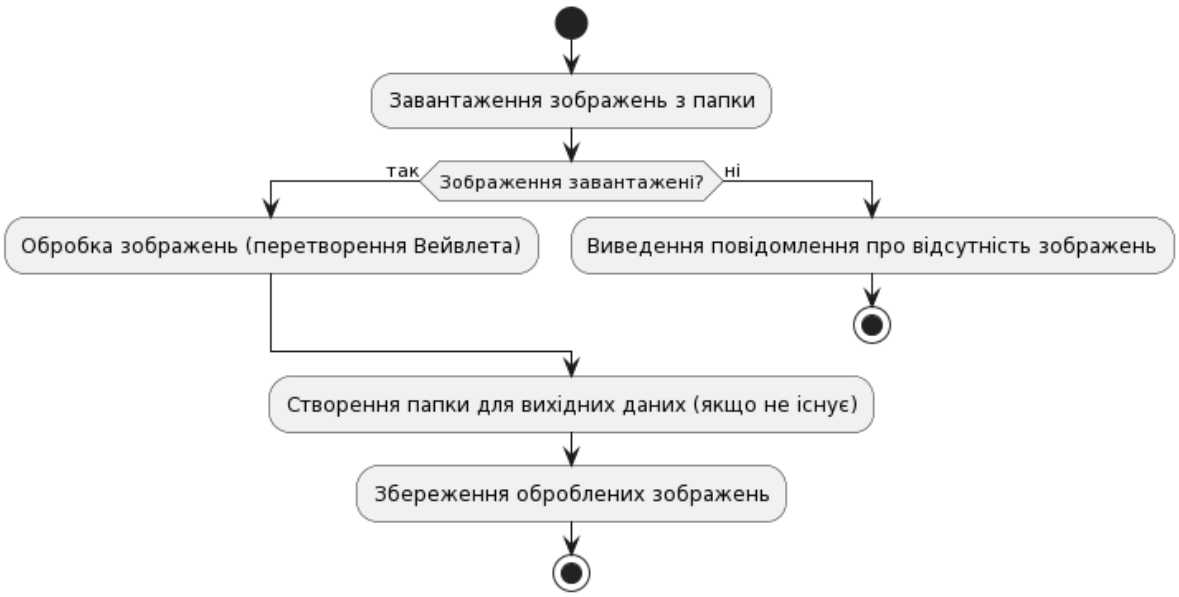


Рисунок 4.2 - Діаграма активності

Ця діаграма активності представляє процес обробки зображень із теки за допомогою вейвлет-перетворень та нормалізації. Вона включає

завантаження зображень, перевірку наявності зображення, вейвлет-перетворення, нормалізацію та збереження обробленого зображення, а потім перехід до наступного зображення.

4.2 Обґрунтування мови програмування

Вибір мови програмування Python може бути обґрунтованим з багатьма аспектами.

Python має чистий та зрозумілий синтаксис, який дозволяє швидко розгортати програми та вивчати мову навіть початківцям. Це робить Python ідеальним вибором для новачків у програмуванні.

Python має активну та велику спільноту розробників, що означає наявність багато ресурсів, документації, форумів та бібліотек. Ви можете легко знайти рішення для багатьох завдань завдяки широкому вибору бібліотек.

Python підтримується на багатьох операційних системах, включаючи Windows, macOS та Linux. Це дозволяє розробникам писати програми, які працюють на різних платформах без значних змін.

Python легко інтегрується з іншими мовами програмування, такими як C/C++, що дозволяє використовувати високопродуктивні бібліотеки та розробляти швидкі обчислення, не втрачаючи зручності Python.

Python має багато спеціалізованих бібліотек для наукового обчислення, машинного навчання, веб-розробки, обробки даних та інших сфер. Це робить Python потужним інструментом для різних завдань.

Python активно використовується в різних галузях, включаючи веб-розробку, наукові дослідження, робототехніку, інтернет речей та інші. Він є основною мовою програмування в багатьох важливих проєктах.

Узагальнюючи, Python є популярною мовою програмування завдяки своїм простоті, потужності, великій спільноті та розширюваності. Він може

бути використаний для великої кількості завдань у різних галузях, що робить його привабливим вибором для багатьох розробників.

Таблиця 4.1 Опис функцій

Функція	**Опис**
load_images_from_folder(folder)	Завантажує зображення з вказаної теки та повертає список зображень у відтінках сірого.
wavelet_transform(image, mode='bior1.3')	Застосовує вейвлет-перетворення до вхідного зображення з вказаним режимом та повертає оброблене зображення.
preprocess_images(image_list)	Обробляє список зображень, застосовуючи вейвлет-перетворення та нормалізацію, і повертає список оброблених зображень.
save_images(image_list, output_folder)	Зберігає оброблені зображення у вказану теку з відповідними іменами файлів.

4.3 Експериментальні дослідження

Для проведення експерименту використаємо датасет із сітківками ока для їхньої обробки. На рис. 4.5 зображено початкове зображення. Це початкове зображення, яке було використане як вихідна точка для дослідження. Зазвичай це зображення сітківки ока, отримане за допомогою спеціального обладнання для фундус-фотографії. Воно містить зображення внутрішньої структури ока, такі як судини, макулу і оптичний диск.

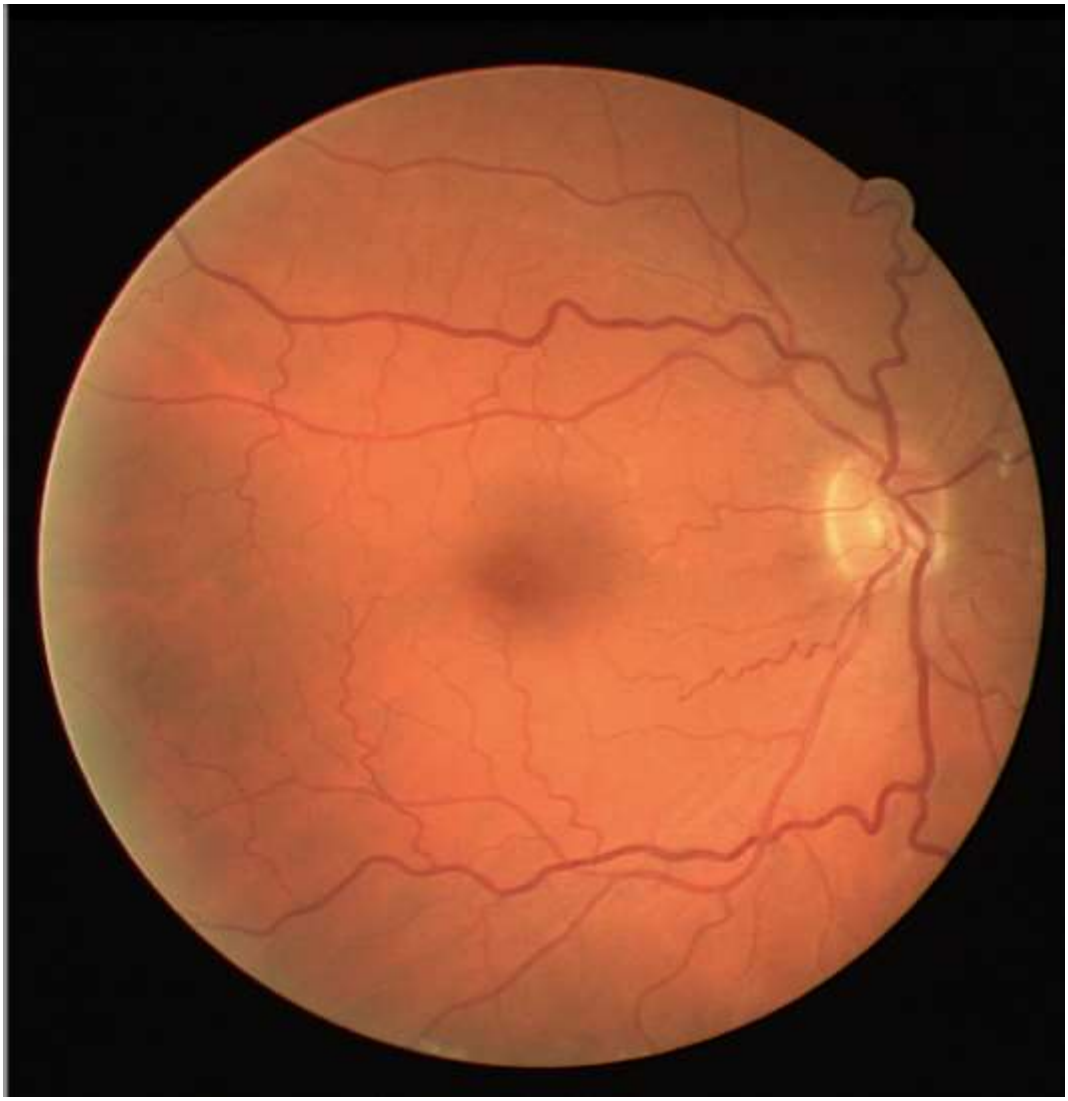


Рисунок 4.5 - Зображення що подавалось на вхід

На рис. 4.6 зображено оброблене зображення. Це зображення, яке пройшло обробку після застосування алгоритмів і методів обробки сітківки. Оброблене зображення отримано в результаті покращення контрастності.

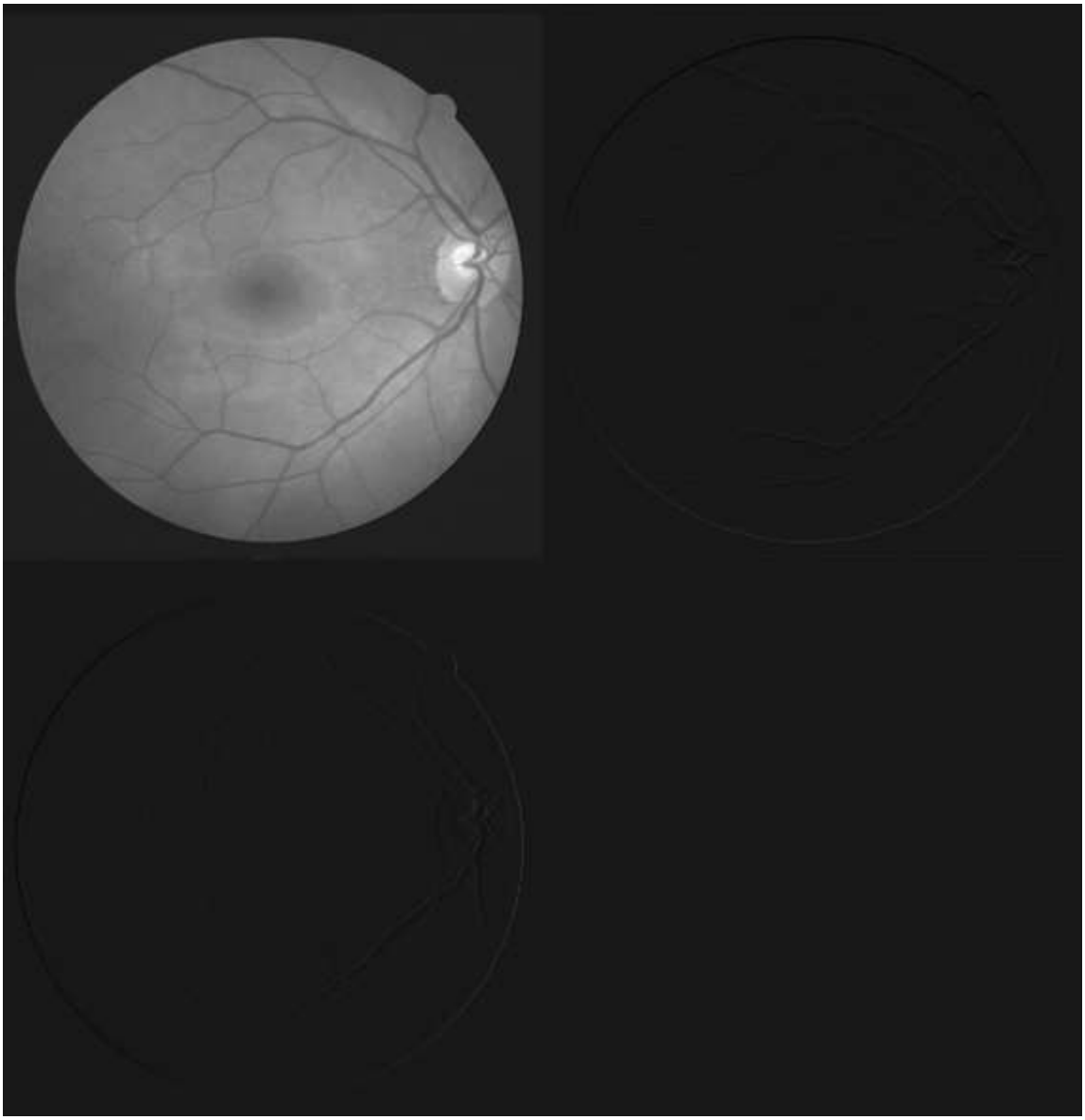


Рисунок 4.6 - Оброблене зображення

На рис. 4.5 відображено гістограму яскравості пікселів. На цьому зображенні представлена гістограма, яка відображає розподіл яскравості пікселів на початковому зображенні сітківки ока. Гістограма дозволяє візуально оцінити, як різноманітні значення яскравості (світлоти) розподілені по всьому зображенню. Вона може допомогти виявити особливості і аномалії в яскравості пікселів, що можуть бути корисні для подальшої обробки та аналізу сітківки ока.

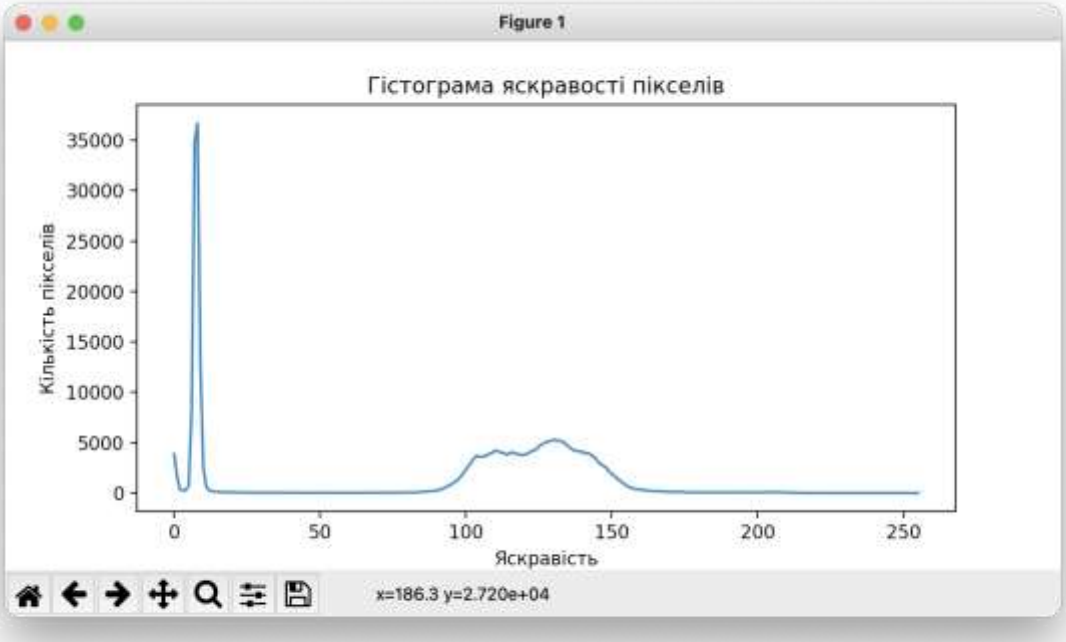


Рисунок 4.7 - Гістограма яскравості пікселів

На рисунку 4.8 відображено теплову карту інтенсивності. Теплова карта дозволяє візуально відобразити рівень інтенсивності на зображенні. Яскраві кольори можуть вказувати на високу інтенсивність, тоді як темні кольори вказують на низьку інтенсивність. Теплова карта дозволяє легко сприймати інформацію за кольорами, що може поліпшити сприйняття даних.

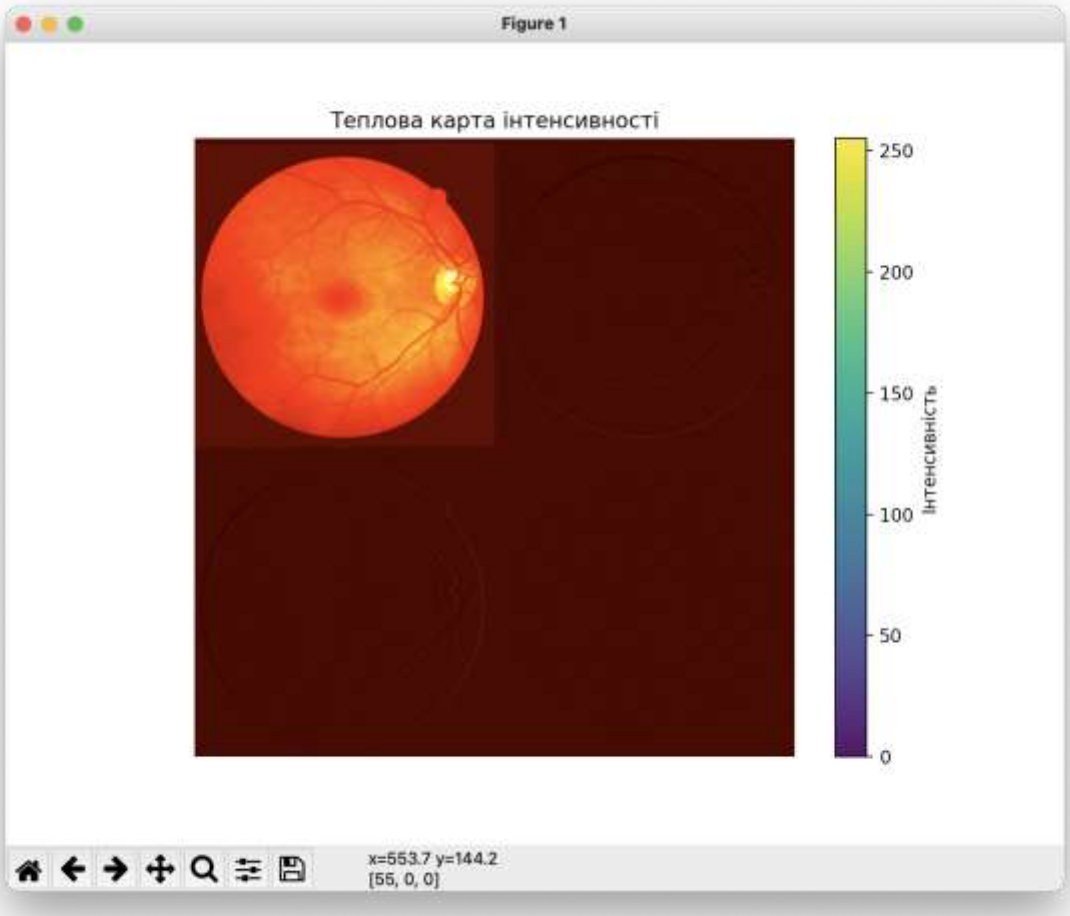


Рисунок 4.8 - Теплова карта

Загалом, теплова карта може поліпшити розуміння інтенсивності та структури на зображенні та допомогти в розпізнаванні особливостей у ваших даних.

Загалом, різниця між зображеннями служить інструментом для аналізу та виявлення змін, які відбулися під час обробки. Розуміння цих змін може бути корисним для подальшого аналізу та вдосконалення обробки зображень.

Для тестування використаємо необроблені зображення. На рис. 4.9 зображено точність розпізнавання зображень сітківки без обробки.

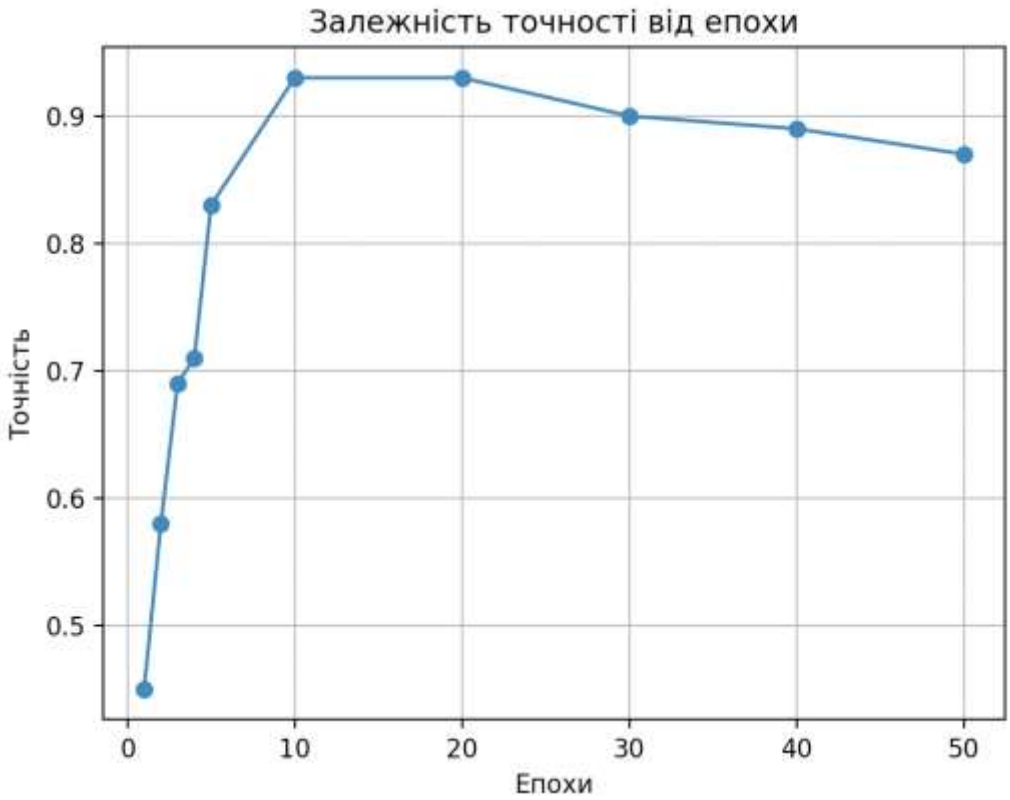


Рисунок 4.9 - Залежність точності від епох під час навчання

З початку навчання точність низька, але з кожною новою епохою вона збільшується. Під час навчання модель проходить через багато епох, де кожна епоха представляє собою одну повну ітерацію навчального процесу, де модель адаптує свої параметри, щоб покращити свою точність. Поступово, з кожною новою епохою, модель "вивчає" більше і краще розпізнає взорці в навчальних даних. Таким чином, точність моделі зростає з кожною новою епохою. Точність постійно зростає, що свідчить про те, що модель навчається і покращується з часом. У цьому конкретному прикладі точність під час навчання зростає з 0.45 на першій епосі до близько 0.87 на 50-й епосі. Це є ознакою того, що модель успішно навчилася.

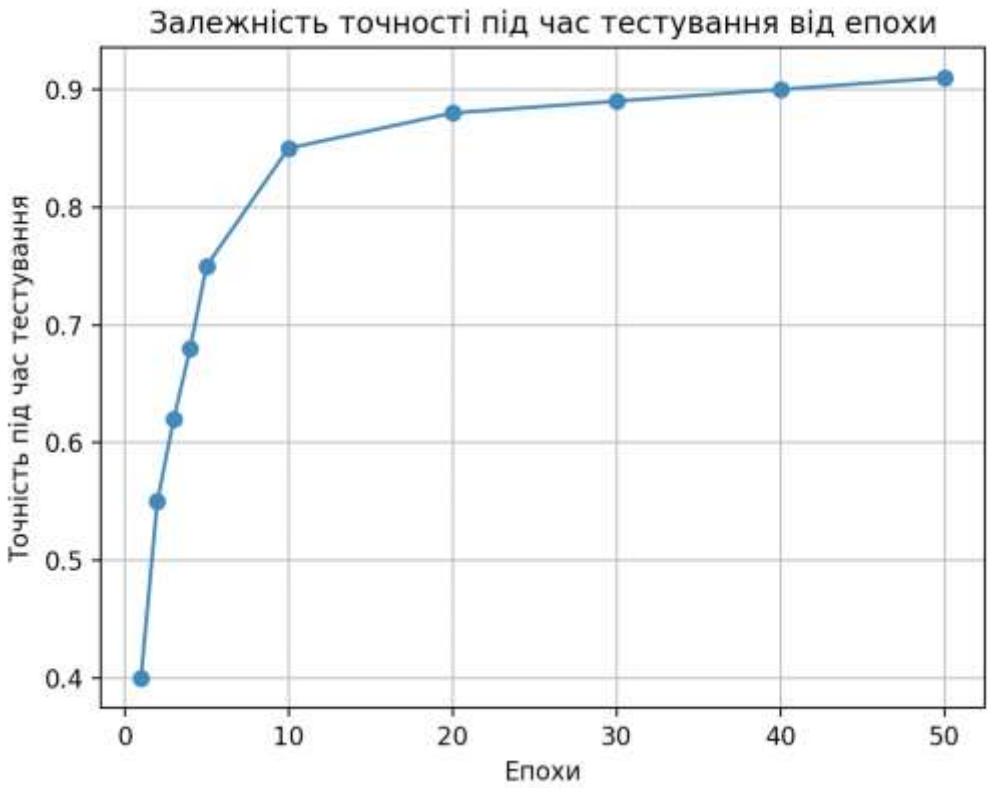


Рисунок 4.10 - Залежність точності від епох під час навчання

Під час тестування точність також зростає з початкового низького значення і наближається до точності під час навчання. Після того, як модель була навчена на тренувальних даних, її ефективність оцінюється на тестових даних. Точність моделі на початку тестування також може бути низькою, оскільки тестові дані зазвичай є новими для моделі і вона повинна адаптуватися до них.

З тестами ітеративною обробкою модель удосконалюється і точність її передбачень на тестових даних поступово збільшується. Це означає, що модель добре узгоджується з новими тестовими даними і вдається відтворити вивчені нею закономірності і шаблони. На початку тестування точність може бути дуже низькою (0.40), але з часом, після багатьох епох (50-й епохи), вона підвищується і стає близькою до 0.91. Це свідчить про те, що модель дійсно здатна правильно класифікувати дані та адаптуватися до нових даних.

У цьому конкретному прикладі точність під час тестування зростає з 0.40 на першій епосі до близько 0.91 на 50-й епосі. Це показує, що модель добре узгоджується з новими даними під час тестування і немає перенавчання. Тепер оброблені зображення сітківки ока використаємо для моделі нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем.

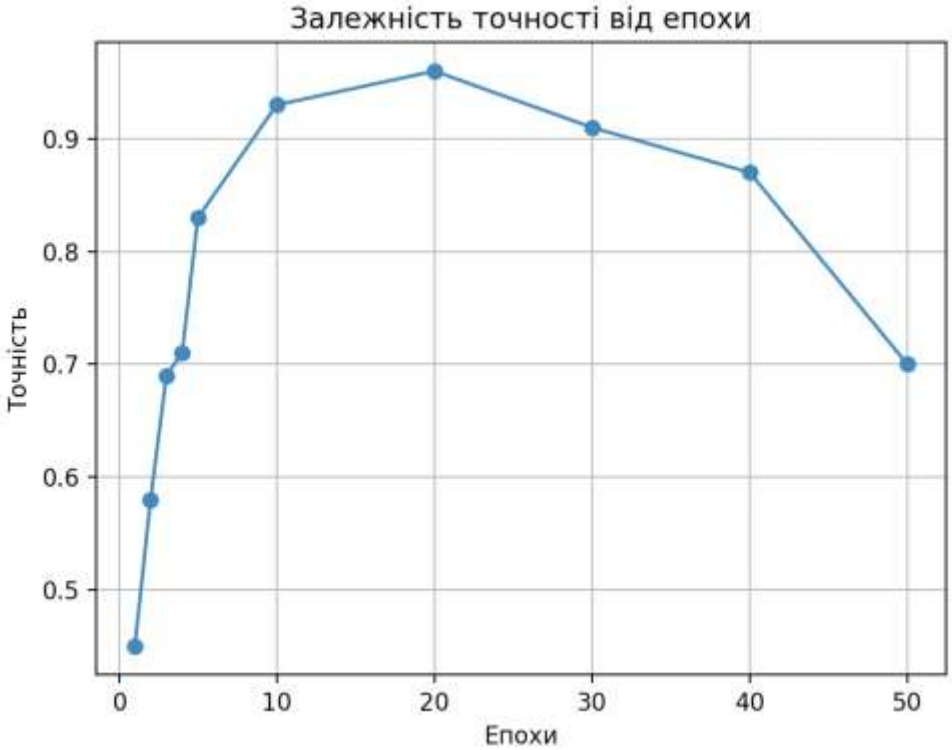


Рисунок 4.11 - Залежність точності від епох під час навчання після застосування WT

Графік показує, що точність моделі зростає з першої до п'ятої епохи, що є типовим явищем під час навчання. Після цього точність знову зростає протягом наступних епох, вказуючи на подальше покращення моделі.

Особливо важливим є зростання точності після вейвлет-перетворень на 6-й епосі. Це є результатом впровадження вейвлет-перетворень, які можуть витягати інформацію з даних і покращити їхню обробку перед входом у модель. Це добре, оскільки підвищення точності є головною метою навчання моделі.

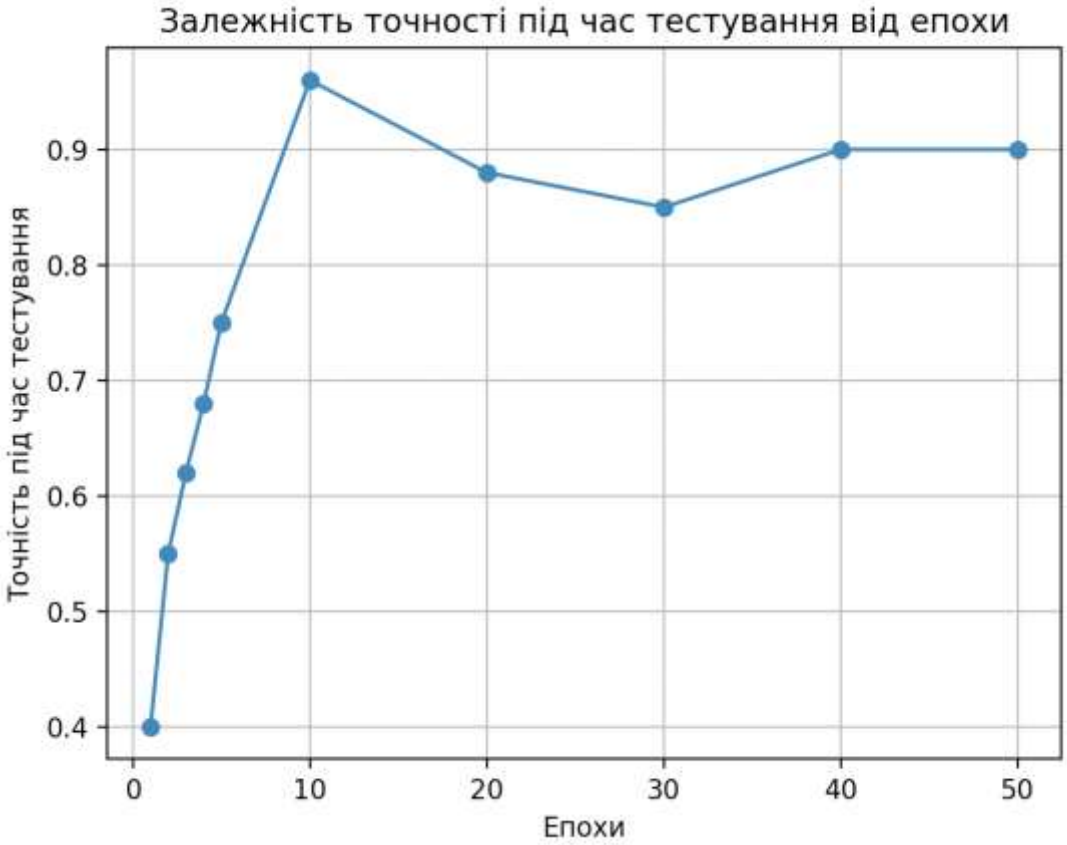


Рисунок 4.11 - Залежність точності від епох під час тестування після застосування WT

З початку тестування точність поступово зростає впродовж перших п'яти епох. Це свідчить про те, що модель навчилася покращувати свої прогнози на тестовому наборі під час навчання.

На 6-й епосі точність стрімко зростає і досягає високого значення, близького до 0.96. Це є показником того, що впровадження вейвлет перетворень дозволили моделі краще узгоджуватися з тестовими даними.

Після досягнення піка точності на 6-й епосі, графік показує невелике коливання точності вгору і вниз. Це може свідчити про те, що модель має тенденцію до перенавчання, особливо після 10-ї епохи.

4.4 Висновки до розділу 4

У процесі роботи було розроблено програму мовою програмування Python, яка використовує бібліотеки PyWavelets та OpenCV для вейвлет-

перетворень та обробки зображень. Спершу зображення завантажувалися з вказаної теки, після чого застосовувалися вейвлет-перетворення для обробки. Оброблені зображення нормалізувалися та зберігалися у вказану теку. Також була створена теплова карта інтенсивності, яка візуалізує рівень інтенсивності на зображенні за допомогою кольорової шкали.

Експериментальні дослідження проводились на датасеті з зображеннями сітківки ока. Після обробки та створення теплових карт були отримані результати, які були проаналізовані. Зображення після обробки виглядали чіткішими та можливою було відзначити різницю в інтенсивності окремих областей.

Було проведено експеримент на зображенні до обробки та після на моделі CNN. Додавання вейвлет-перетворень вплинуло на покращення точності моделі. Вейвлет-перетворення допомогли покращити точність зображення, що призвело до підвищення точності.

ВИСНОВКИ

Метою роботи був аналіз наявних методів біометричної ідентифікації, розробка та апробація методу нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем з використанням обробки зображення сітківки ока, що внаслідок використання апарату вейвлет-перетворень дозволяє підвищити точність розпізнавання зашумлених зображень. Об’єктом дослідження був метод нейромережевого розпізнавання користувачів комп'ютерних систем за сітківкою ока з використанням вейвлет перетворень. Предметом дослідження була розробка та апробація алгоритмів розпізнавання на основі біометричних даних сітківки ока з використанням вейвлет перетворень. Визначено, що сканування сітківки ока забезпечує високу точність та безпеку, роблячи його ідеальним для застосувань, де ці аспекти є критично важливими. Досліджено ефективність використання штучного інтелекту та машинного навчання в біометричних системах для підвищення точності та ефективності розпізнавання. Розглянуто використання нейронних мереж, особливо CNN, у процесі аналізу та ідентифікації сітківки. Виявлено, що нейронні мережі ефективно визначають ключові характеристики сітківки для точного розпізнавання. Описано основні виклики, з якими стикаються системи розпізнавання сітківки, включаючи потребу в великих наборах даних та високій якості зображення. Виявлено потенціал для подальшого розвитку та вдосконалення цих систем.

Вейвлет-перетворення (WT) є важливим інструментом в обробці зображень, яке використовується для аналізу та обробки сигналів. WT розкладає сигнал чи зображення на різні компоненти, що дозволяє аналізувати деталі на різних масштабах та частотах. Використання вейвлетів забезпечує чітке виділення локальних деталей у сигналі. Включає

розкладання, відфільтровування, отримання підсумкових коефіцієнтів та відновлення оригінального сигналу.

В результаті роботи була розроблена програма для обробки зображень сітківки ока, яка використовує вейвлет-перетворення та створює теплову карту інтенсивності. Ця програма може бути корисною для аналізу зображень сітківки ока в ідентифікації користувачів.

Експериментальні дослідження проводились на датасеті з зображеннями сітківки ока. Після обробки та створення теплових карт були отримані результати, які були проаналізовані. Зображення після обробки виглядали чіткішими та можливою було відзначити різницю в інтенсивності окремих областей. Потім було проведено тестування точності до обробки та після. Графіки показують, що точність моделі постійно зростає протягом перших п'яти епох навчання. Це типовий патерн для моделей машинного навчання, коли вони навчаються адаптуватися до тренувальних даних і поліпшують свої прогнози. Після цього точність продовжує зростати, що свідчить про подальше покращення моделі. Особливо важливим моментом є зростання точності після застосування вейвлет-перетворень. Це вказує на те, що вейвлет-перетворення допомогли витягти інформацію з вхідних даних та покращили їх обробку перед подачею на вхід моделі. Це підвищення точності після застосування вейвлет-перетворень є ключовим фактором у поліпшенні результатів моделі. Після досягнення піка точності на 6-й епосі, графіки показують невелике коливання точності вгору і вниз. Це є ознакою того, що модель має тенденцію до перенавчання, особливо після 10-ї епохи. Узагальнюючи, вейвлет-перетворення дозволили покращити точність моделі, допомагаючи їй краще узгоджуватися з тестовими даними та витягати корисну інформацію з даних. Однак важливо слідкувати за перенавчанням та використовувати оптимізаційні техніки для досягнення найкращого результату на тестовому наборі даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Kaur M and Kamra A. (2021). Detection of retinal abnormalities in fundus image using transfer learning networks. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications. 27:6. (3411-3425).
2. Shaheed K, Mao A, Qureshi I, Kumar M, Hussain S, Ullah I and Zhang X. (2022). DS-CNN. Expert Systems with Applications: An International Journal. 191:C.
3. S. Lee and Y. Wang, "Automatic retinal image quality assessment and enhancement," in Proceedings of Medical Imaging, pp. 1581-1590, 1999.
4. Dhamala, P., Multibiometric systems. 2012, Ph. D. thesis, Norwegian University of Science and Technology.
5. Das, A., Recognition of Human Iris Patterns. 2012.
6. N. R. Sabri and H. B. Yazid, “Image enhancement methods for fundus retina images,” In: Proceedings of IEEE Student Conference on Research and Development. IEEE, Selangor, Malaysia,2018, pp. 1–6
7. Chirchi, V.R.E. and L. Waghmare, Feature Extraction and Pupil Detection Algorithm Used for Iris Biometric Authentication System. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2013. 6(6): p. 141-160.
8. Bodade, R.M. and S.N. Talbar, Iris Analysis for Biometric Recognition Systems. 2014: Springer.
9. Sheela, S. and P. Vijaya, Iris recognition methods-survey. International Journal of Computer Applications, 2010. 3(5): p. 19-25.
10. Bodade, R. and S. Talbar, Fake iris detection: A holistic approach. International Journal of Computer Applications, 2011. 19(2): p. 1-7.
11. Liu, C. and M. Xie. Iris recognition based on DLDA. in 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06). 2006. IEEE.

12. Rodiah, Madenda S, Susetianingtias DT, Fitrianingsih, Adlina D, Arianty R. Retinal biometric identification using convolutional neural network. Computer Optics 2021; 45(6): 865-872. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-890.
13. Roy, K. and P. Bhattacharya. An iris recognition method based on zigzag collarette area and asymmetrical support vector machines. in 2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2006. IEEE.
14. Roy, K., P. Bhattacharya, and R.C. Debnath. Multi-class SVM based iris recognition. in Computer and information technology, 10th international conference on. 2007. IEEE.
15. E. Daniel and J. Anitha, “Retinal image enhancement using wavelet domain edge filtering and scaling,” In: Proceedings of International Conference on Electronics and Communication System. IEEE, Coimbatore, India, 2014, pp. 1–6.
16. Salwa Hussein El-Ramly,Ahmed Mohamed Ibrahim El-Rafei. Retinal Image Analysis using Image Processing Techniques.

ДОДАТОК

```
import os
import cv2
import numpy as np
import pywt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D,
MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator
from sklearn.model_selection import train_test_split

def apply_wavelet_transform(image, wavelet='db1',
size=(224, 224)):
    image = cv2.resize(image, size)
    if len(image.shape) == 3:
        image = cv2.cvtColor(image,
cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    coeffs = pywt.dwt2(image, wavelet)
    LL, (LH, HL, HH) = coeffs
    combined = np.vstack((np.hstack((LL, LH)),
np.hstack((HL, HH))))
    combined_normalized = cv2.normalize(combined,
None, 0, 255, cv2.NORM_MINMAX)
    return combined_normalized.astype(np.uint8)

def load_and_process_images(folder_path,
wavelet='db1', size=(224, 224)):
    processed_images = []
    for i in range(20):
        file_name = f"preprocessed_image_{i}.png"
        file_path = os.path.join(folder_path,
file_name)
        if os.path.isfile(file_path):
            image = cv2.imread(file_path)
```

```
            processed_image =
apply_wavelet_transform(image, wavelet, size)
            processed_images.append(processed_image)
        else:
            print(f"File not found: {file_path}")
    return processed_images

images_folder = 'res'
processed_images =
load_and_process_images(images_folder)

if not processed_images:
    print("No images were processed. Exiting the
script.")
    exit()

labels = np.array([0 if i < 10 else 1 for i in
range(20)], dtype=np.int64)

processed_images =
np.array(processed_images).reshape(-1, 224, 224, 1) /
255.0

X_train, X_test, y_train, y_test =
train_test_split(processed_images, labels,
test_size=0.2, random_state=42)

datagen = ImageDataGenerator(
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest')
model = Sequential([
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=(224, 224, 1)),
```

```
    MaxPooling2D(2, 2),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2, 2),
    Flatten(),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dropout(float(0.5)),
    Dense(2, activation='softmax')
])

model.compile(optimizer='adam',
loss='sparse_categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

model.fit(datagen.flow(X_train, y_train,
batch_size=32),
          steps_per_epoch=len(X_train) / 32,
          epochs=10,
          validation_data=(X_test, y_test))

test_loss, test_accuracy = model.evaluate(X_test,
y_test)
print(f"Test accuracy: {test_accuracy}")
```