

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження впливу методів попередньої
обробки зображень на точність розпізнавання
радужної оболонки ока
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи СПМ-22-3
Ботнар П.Д.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системне програмування
(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Барковська О.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

Коваленко А.А.
(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 123 «Комп'ютерна інженерія» _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма _____ Системне програмування _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту _____ Ботнару Павлу Дмитровичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Дослідження впливу методів попередньої обробки зображень на
точність розпізнавання райдужної оболонки ока _____

затверджена наказом по університету від “ 01 ” квітня 2024 р. № 257Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 15 червня 2024 р.

3. Вхідні дані до роботи _____
датасет із зображеннями райдужної оболонки ока, обчислювач на базі ЦПУ, методи
попередньої обробки зображень, нейромереві методи аналізу зображень _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

Огляд характеристик систем автоматичної ідентифікації особистості на основі РОО

Розбір послідовності методів препроцесінгу

Створення функціональної моделі системи

Розробка методології проведення досліджень

Проведення експериментів

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) 20 слайдів

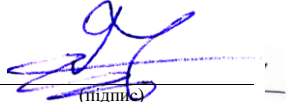
6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)


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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Огляд характеристик систем автоматичної ідентифікації особистості на основі РОО	02.04.24-08.04.24	
2	Розбір послідовності методів препроцесінгу	09.04.24-16.04.24	
3	Створення функціональної моделі системи	17.04.24-22.04.24	
4	Розробка методології проведення досліджень	23.04.24-06.05.24	
5	Проведення експериментів	07.05.24-23.05.24	
6	Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи	24.05.24-03.06.24	
7	Подання кваліфікаційної роботи керівникові та її попередній захист	04.06.24-07.06.24	
8	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	08.06.24-12.06.24	

Дата видачі завдання 01 квітня 2024 р.

Студент  (підпис)

Керівник роботи  (підпис)

доц. Барковська О.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 88 с., 25 рис., 13 табл., 1 дод., 43 джерел.

РОЗПІЗНАВАННЯ, КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА, ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ТОЧНІСТЬ, МЕТОД, МОДЕЛЬ.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження впливу різних методів попередньої обробки зображень на точність розпізнавання райдужної оболонки ока.

У ході виконання кваліфікаційної роботи були досягнуті наступні результати: проведено огляд сучасних систем біометричної ідентифікації на основі РОО, який показав, що ці системи мають високу точність і надійність, однак їх ефективність значно залежить від якості вхідних зображень.

Загальна оцінка результатів показує, що вибір оптимальних методів попередньої обробки зображень здатні покращує точність розпізнавання райдужної оболонки ока, особливо у випадках низької якості вхідних зображень або наявності шумів, досягаючи 94% точності традиційними (не нейромережевими методами), 97,95% на основі пайплайну часткового нейромережевого розпізнавання райдужної оболонки ока, 99,93% без традиційних методів, тобто повністю покладаючись на згорткову нейронну мережу.

ABSTRACT

Master's thesis: 88 pages, 25 figures, 13 tables, 1 appendices, 43 sources.

RECOGNITION, COMPUTER SYSTEM, PRE-PROCESSING, NEURAL NETWORK, ACCURACY, METHOD, MODEL.

The purpose of the qualification work is to study the impact of various image preprocessing methods on the accuracy of iris recognition.

In the course of the qualification work, the following results were achieved: a review of modern biometric identification systems based on ROO was conducted, which showed that these systems have high accuracy and reliability, but their effectiveness depends significantly on the quality of input images.

The overall evaluation of the results shows that the selection of optimal image preprocessing methods is able to improve the accuracy of iris recognition, especially in cases of low quality input images or the presence of noise, reaching 94% accuracy by traditional (non-neural network methods), 97.95% based on the partial pipeline neural network recognition of the iris, 99.93% without traditional methods, i.e. relying entirely on the convolutional neural network.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	7
ВСТУП	8
1 ОГЛЯД ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	10
1.1 Обґрунтування актуальності обраної теми	14
1.2 Огляд характеристик систем автоматичної ідентифікації особистості за допомогою РОО	17
1.3 Райдужка, як об'єкт розпізнавання	19
1.4 Мета та задачі дослідження	23
2 АНАЛІЗ АПАРАТНО-ТЕХНОЛОГІЧНОЇ БАЗИ ДЛЯ ВИКОНАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ	25
2.1 Основні принципи роботи техніки розпізнавання РОО.....	25
2.2 Бази даних райдужної оболонки ока	27
2.3 Техніки поліпшення зображень РОО.....	32
3 АНАЛІЗ АПАРАТНО-ТЕХНОЛОГІЧНОЇ БАЗИ ДЛЯ ВИКОНАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ	44
3.1 Процес розпізнавання райдужної оболонки ока	44
3.2 Рішення та обговорення результатів	46
ВИСНОВКИ.....	71
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	73
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	78

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

БМХ - біометричні характеристики

РОО – райдужна оболонка ока

ШІ – штучний інтелект

АНЕ - адаптивне вирівнювання гістограми (англ, : Adaptive Histogram Equalization)

СЛАНЕ - обмежене адаптивне вирівнювання гістограми (англ, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)

FAR - частота помилкового прийняття (англ, False Acceptance Rate)

FRR - частота помилкового відхилення (англ, False Rejection Rate)

HE - вирівнювання гістограми (англ, Histogram Equalization)

IR - розпізнавання зображень (англ, Image Recognition)

ВСТУП

У давніх цивілізаціях, таких як Єгипет, Халдея в Вавилонії, Китай та Греція, існувала концепція ворожбитства під назвою «іридологія», яка використовувала візерунки райдужки ока для передбачення стану здоров'я органів в тілі. Вони порівнювали райдужку суб'єкта з діаграмами райдужної оболонки і передбачали природу роботи органів тіла.

Пізніше, в 1885 році французький поліцейський Альфонс Бертільон запропонував використовувати райдужку для особистої ідентифікації на основі його текстури та кольору. Джеймс Доггарт, у 1949 році, досліджував складність візерунка райдужки та запропонував використовувати її замість відбитків пальців. Два офтальмолога Леонард Флом та Аран Сафір у 1987 році після глибокого дослідження запатентували концепцію Доггарта. Хоча варіації в візерунках райдужки спостерігалися і рекомендувалися використовувати для особистої ідентифікації протягом останнього століття, практичний чи комерційний алгоритм розпізнавання райдужки був розроблений і запатентований Джоном Даугманом, вченим-комп'ютерником, тільки в 1989р.

Однією з перспективних технологій достовірної ідентифікації особистості, на ряду із PIN-кодами, паролями, ідентифікаційними фотографіями, магнітними кредитними картками та підписами, які стали невід'ємною частиною життя сучасного суспільства, є використання біометричних даних людини. Прикладом є розпізнавання по райдужній оболонці ока завдяки її специфічній структурі та великій кількості текстурної інформації. Просторові структури, що спостерігаються в райдужній оболонці, унікальні для кожного індивіда. Індивідуальні відмінності виникають у процесі анатомічного розвитку. Зокрема, в біомедичній літературі передбачається, що райдужка також індивідуальна, як і малюнок судин сітківки. Однак зображення райдужної оболонки може бути отримано

більш простими засобами, ніж зображення сітківки. У порівнянні з іншими біометричними об'єктами (такими як відбитки пальців, голос і т.д.), ідентифікація по райдужній оболонці більш стабільна і надійна. Оскільки райдужка відкрита, ідентифікація по райдужці неінвазивна, що є дуже важливим фактором для практичних застосувань. Найновішими біометричними характеристиками, що використовуються для ідентифікації людини є запах, клавіатурний почерк, хода.

Перспективи ідентифікації по райдужній оболонці можуть бути використані в різних галузях та додатках:

- контроль доступу (до будинку, офісу, лабораторії тощо);
- автентифікація особи при наданні пільг;
- криміналістика;
- протиугінна система автомобіля;
- протидія тероризму (наприклад, моніторинг безпеки аеропортів);
- безпека фінансових операцій (електронна комерція, банківські операції);
- Інтернет-безпека (контроль доступу до інформації);
- криптографія з біометричним ключем для шифрування/дешифрування повідомлень.

Серед переваг способу ідентифікації людини по райдужній оболонці виділяють найвищу точність серед інших біометричних характеристик. Як і відбиток пальця, маюнок райдужної оболонки у кожної людини унікальний і не змінюється з віком, але, на відміну від відбитка пальця, райдужна оболонка ока не схильна до такого високого ризику деформації. Тобто, структура райдужної оболонки стійка, добре виражена і високоінформативна біометрична ознака.

Швидкість введення зображення в сучасних системах біометричної ідентифікації цього типу не перевищує 0,5 секунд. Завдяки високій швидкості роботи та відсутності необхідності близького контакту, ці системи допуску можуть використовуватися без затримок і навіть без відома осіб, що ідентифікуються.

1 ОГЛЯД ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Якщо зробити узагальнений огляд проблемної області, то можна сказати, що у порівнянні із традиційними методами автентифікації та ідентифікації (рисунок 1.1), біометричні методи мають такі переваги, як:

- універсальність означає наявність біометричної характеристики (БМХ) кожної людини;
- унікальність означає, що не може бути двох осіб, які мають ідентичні значення БМХ;
- стабільність – незалежність БМХ від часу;
- збірність - можливість отримання біометричної характеристики від кожного індивіда;
- ефективність доводиться тим, що сучасні технології біометричної ідентифікації дозволяють досягти точності до 99,9% у визначенні особи;
- стійкість до підробки забезпечується тим, що біометричні методи вимагають фізичної присутності особи для взяття біометричних даних, що робить їх важкими до підробки або використання без дозволу.

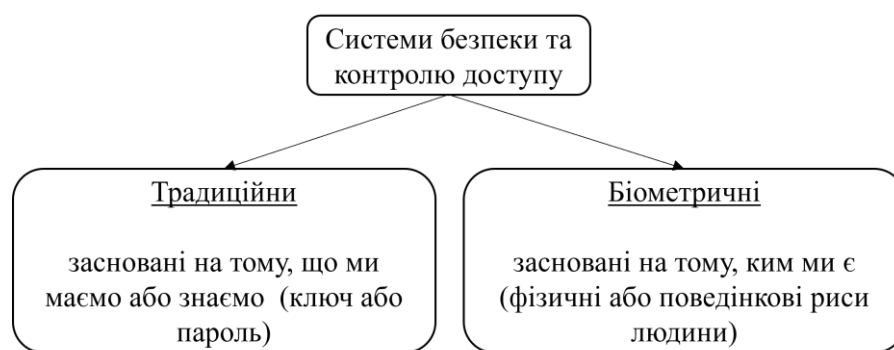


Рисунок 1.1 – Огляд систем безпеки за критерієм формування ідентифікаційних даних

Вибір джерела БМХ є основним завданням створення конкретних біометричних технологій, не лише для ідентифікації, а й в освітньому процесі

[1], медицині тощо. Ідеальна БМХ має бути універсальною, унікальною, стабільною, збираною, ефективною та стійкою до підробок [2].

Серед існуючих факторів біометричної ідентифікації (зображення та форма обличчя, зображення райдужної оболонки, сітківки та периферичної області ока, папілярний візерунок пальців та долоні, зображення венозного русла кисті та долоні, особливості голосу, почерку, ходи), перевагою райдужної оболонки ока (РОО) є вкрай низька вірогідність зміни чи підробки цього фактору, що робить його широко уживаним в біометричних системах [3-5].

Реальні БМХ не ідеальні і це обмежує їхнє застосування. В результаті експертної оцінки зазначених властивостей таких джерел БМХ встановлено, що жодна з характеристик не відповідає вимогам щодо перерахованих критеріїв. Тому, вважаємо, що необхідною умовою використання тих чи інших БМХ є їхня універсальність і унікальність, що може бути обґрунтовано взаємозв'язком цих факторів із генотипом людини.

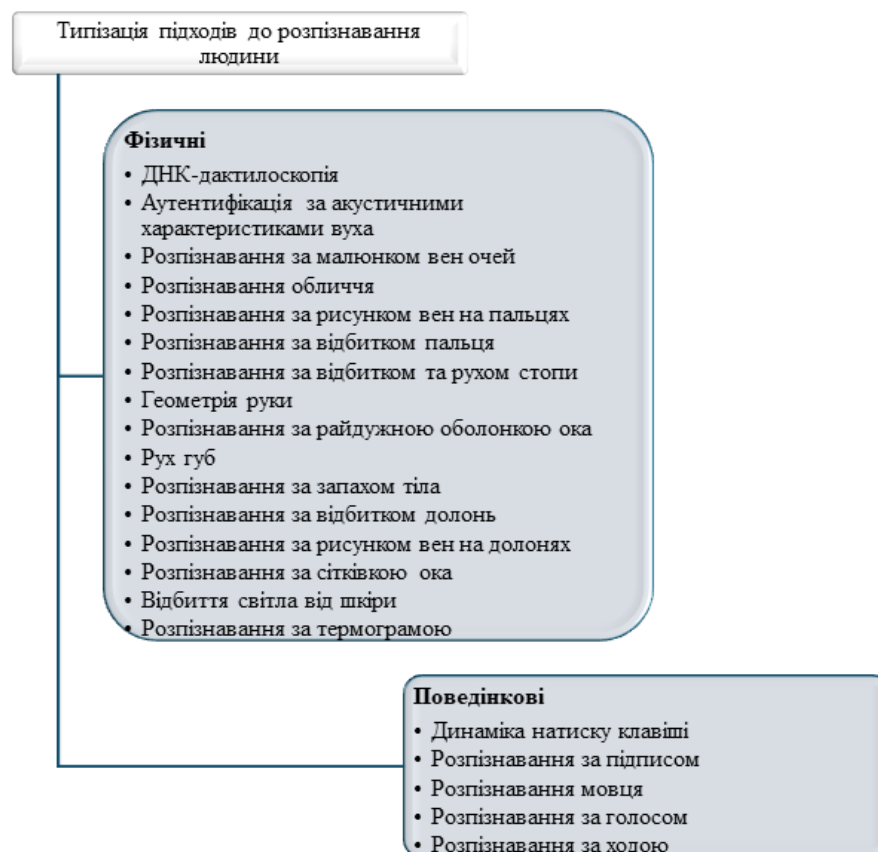


Рисунок 1.2 – Два головні типи біометричного розпізнавання

Таблиця 1.1 – Особливості біометричної ідентифікації

Характеристика	Пояснення
Унікальність	Біометричні характеристики є унікальними для кожної людини, що робить їх ефективним ідентифікатором особи.
Постійність	Оскільки біометричні дані зазвичай є стійкими до змін і важко підробити, системи біометричної ідентифікації забезпечують високий рівень надійності.
Універсальність	Біометричні системи не вимагають запам'ятовування паролів чи кодів доступу, що робить їх зручними для користувачів.
Швидкість	Процес ідентифікації за допомогою біометричних характеристик може бути швидким та ефективним, особливо в умовах, де потрібна миттєва відповідь.
Безпека	Біометрична ідентифікація може забезпечити високий рівень безпеки, оскільки важко підробити біометричні дані і використовувати їх для несанкціонованого доступу.
Легкість отримання	Деякі біометричні системи можуть працювати безпосередньо, не вимагаючи контакту з об'єктом ідентифікації, що робить їх більш гігієнічними.
Продуктивність / прийнятність	Біометричні системи можуть бути використані для ідентифікації в реальному часі, що дозволяє використовувати їх у системах безпеки та контролю доступу.

Розробка високоефективної системи безпеки для ідентифікації або автентифікації завжди була активною областю досліджень і привабливою метою практично у всіх галузях. Традиційні системи безпеки надають захист процесу або продукту за допомогою "чогось, що ми маємо або знаємо", тобто ключа або пароля, тоді як біометрична система безпеки використовує "те, ким ми є", тобто фізичні або поведінкові риси людини. Фізичні або

поведінкові риси людини охоплюють, але не обмежуються: обличчя, відбиток пальця, райдужна оболонка ока, сітківка, голос, ДНК, постава тощо.

Біометричні параметри мають надійні та унікальні характеристики, які роблять їх найбільш підходящими для систем безпеки в порівнянні з традиційною або звичайною системами безпеки. Визначають сім факторів, які можна використовувати для ідентифікації фізичних або поведінкових характеристик людини як біометричних параметрів для використання у біометричних системах безпеки.

Хоча біометрична ознака не може задовольнити всі ці фактори, деякі з них повинні бути задоволені, щоб зробити характеристику біометричною рисою. Таблиця 1.2 показує порівняння різних біометричних рис за цими факторами за даними А.К. Jain [6] (Н = Високий, М = Середній, L = Низький). Для обходження є бажаним низьке значення, а не високе.

Таким чином, завдання аутентифікації та ідентифікації людини тепер вирішуються за допомогою автоматичних біометричних систем, становлячи одну з нових галузей прикладної математики, біометричну ідентифікацію [37].

Таблиця 1.2 – Порівняння біометричних факторів за виділеними критеріями

Біометричні фактори	Універсальність	Унікальність рис	Стабільність із часом	Легкість збору даних	Ефективність	Стойкість до підробки
Обличчя	↑	↓	middle	↑	↓	↓
Відбиток пальця	middle	↑	↑	middle	↑	middle
Райдужка	↑	↑	↑	middle	↑	↑
Сітківка	↑	↑	middle	↓	↑	↑
ДНК	↑	↑	↑	↓	↑	↑
Голос	middle	↓	↓	middle	↓	↓
Постава	middle	middle	↑	middle	middle	middle

Базуючись на наведеному вище спостереженні, райдужна оболонка ока задовольняє майже всім факторам з високим балом і, отже, використовується як популярна біометрична риса в системах біометричного визнання, серед різних інших ідентифікаторів.

Біометричні ознаки живих організмів є складними, мінливими об'єктами, що важко моделюються і формалізуються. При цьому, ідентифікація людей на основі біометричних ознак надає надійний, ефективний та зручний спосіб ідентифікації людей у різних сферах, включаючи безпеку, банківські послуги, медицину та багато інших (табл.1.2). До того ж, сучасний розвиток систем комп'ютерного зору, цифрової обробки зображень, збільшення потужності обчислювальних засобів в останнє десятиліття дало можливість ставити і вирішувати завдання автоматичної реєстрації, виділення, розпізнавання саме таких об'єктів.

1.1 Обґрунтування актуальності обраної теми

Науково-прикладний напрям реєстрації та обробки зображень райдужної оболонки ока (РОО) людини (та тварин) можна поділити на два основні класи (за застосуванням отриманих результатів): пов'язані з розпізнаванням (ідентифікацією, автентифікацією) індивіда та медичні [7].

Популярність даного методу біометрії при застосуванні в системах контролю доступу базується на тому, що РОО має індивідуальну структуру, що слабо змінюється з часом. Використання унікальності РОО для ідентифікації особистості була запропонована офтальмологами у 1936 році. Подальший розвиток наведено на рисунку 1.3.

У 2000-х роках до вирішення завдань розпізнавання по РОО підключилося безліч наукових лабораторій, найбільших результатів досягли: група, очолювана Prof. J.Daugman в Cambridge University, UK; група, очолювана Prof. K.Bowyer у University of Notre Dame, IN, USA; Prof. Hugo Proenca, University of Beira Interior, Portugal; Prof. Adam Czajka, Warsaw

University of Technology, Poland та інші [8-9]. У 2000-х роках почали з'являтися програмно-апаратні комплекси розпізнавання РОО. Найспішніші зразки були представлені компаніями Panasonic, LG, OKI.

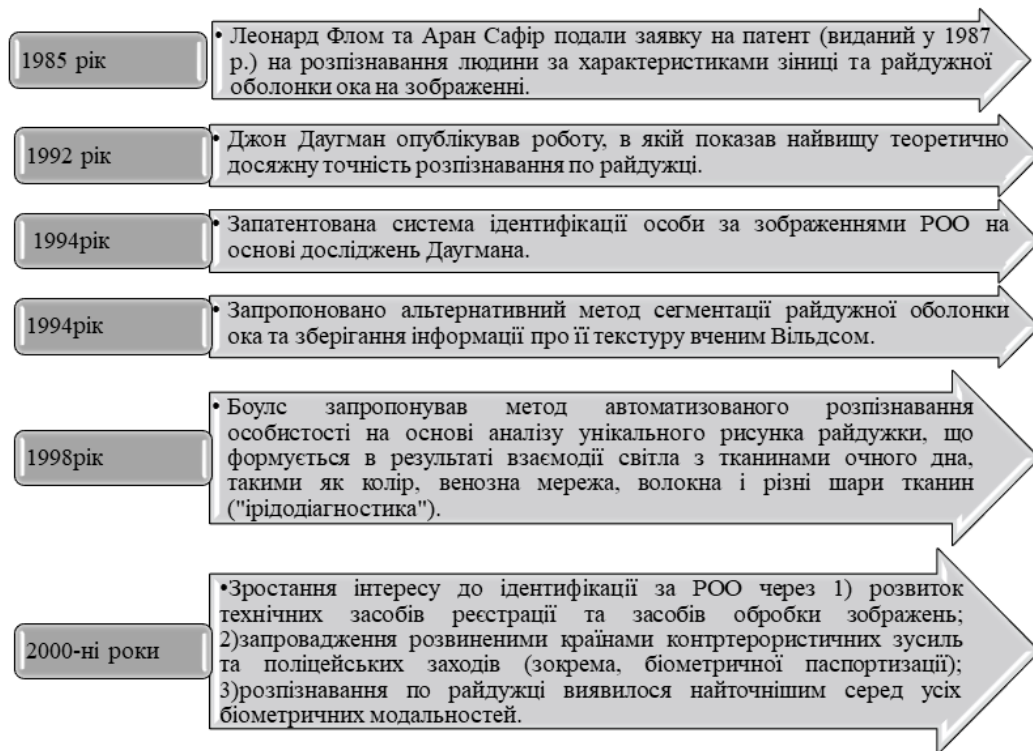


Рисунок 1.3 – Хронологія розвитку досліджень в області розпізнавання РОО

В ОАЕ така система використовується для ідентифікації на пунктах прикордонного контролю протягом останніх десяти років. Заявлено, що останнім часом на зібраній основі даних виробляється «близько 2.7 мільярдів порівнянь біометричних стандартів щодня». Індія використовує розпізнавання райдужною оболонкою як одну з технологій ідентифікації в проєкті біометричної паспортизації населення, в якому на кінець 2011 року було зареєстровано понад 300 мільйонів осіб. Таким чином, зараз розпізнавання по РОО є одним з основних і першим за точністю методом аутентифікації, що викликає великий інтерес як у практичному, так і в теоретичному аспектах.

Технології розпізнавання особистості за зображенням РОО є розповсюдженими у багатьох сферах життя та бізнесу, наприклад:

- системи безпеки та контролю доступу (для забезпечення безпеки приміщень та обмеження доступу до конфіденційної інформації);
- електронні паспорти та ідентифікаційні документи (для забезпечення безпеки електронних паспортів та ідентифікаційних карт);
- медичні застосування (для ідентифікації пацієнтів у медичних установах, що допомагає унікально ідентифікувати кожного пацієнта та забезпечити доступ до медичних записів);
- фінансові послуги (для аутентифікації клієнтів під час проведення фінансових транзакцій);
- контроль та моніторинг у громадських місцях (для впровадження систем відеоспостереження та контролю доступу).

Найбільшого розповсюдження системи розпізнавання РОО набули в Об'єднаних Арабських Еміратах, починаючи ще з 2001 року, коли Національна система єдиного прикордонного контролю Уряду Об'єднаних Арабських Еміратів (ОАЕ) вперше впровадила технологію в експлуатацію задля ідентифікаційної перевірки РОО всіх пасажирів, що прибувають до кожного пункту прикордонного контролю країни в режимі реального часу незалежно від пред'явлених документів, задля реєстрації РОО усіх ув'язнених та депортованих осіб тощо. Лише за 2006 рік в ОАЕ було зібрано базу зображень очей, що містить 840 751 запис (представлено 153 національностями). При такій базі щодня виконувалося до 6225761155 порівнянь.

Пізніше (у 2006 році) цю технологію встановили в аеропортах Великобританії (Хітроу, Гетвік, Бірмінгем, Станстед).

У 2009 році управління виправних установ штату Новий Південний Уельс (Австралія) уклало контракт на постачання систем біометричної ідентифікації порогів у всі виправні установи штату.

Все перераховане свідчить про високу затребуваність систем біометричної ідентифікації загалом та систем на основі аналізу РОО зокрема, що підкреслює актуальність теми виконуваних досліджень.

1.2 Огляд характеристик систем автоматичної ідентифікації особистості за допомогою РОО

Будь-яка з біометричних систем контролю доступу, розроблена до цього часу, може припускатися помилок (не ідентифікувати користувача, який має доступ, або навпаки пропустити стороннього). Тому, ймовірність виникнення таких помилок є ключовим параметром систем контролю доступу з біометричною ідентифікацією.

Базовими метриками, які використовуються для оцінювання якості ідентифікації, є FAR - ймовірність у відсотках, що система пропустить сторонню людину, яка не має права на доступ та FRR – ймовірність у відсотках, що людина, яка має право на доступ, отримає відмову. Метрики взаємопов'язані – якщо у вже існуючій системі збільшити FAR, кількість помилок відмови зареєстрованим особам зменшиться.

Зниження FAR та підвищення FRR можливо забезпечити завдяки вдосконаленню роботи окремих методів моделі аналізу зображення РОО, а саме – підвищення точності виділення кордонів зіниці та райдужки не залежно від розташування джерела світла та кольору ока, а також підвищення точності виділення РОО при напівзакритому оці.

Радіус зіниці може змінюватися в межах 0,2 – 0,8 від радіусу РОО, що впливає на розпізнавання та залежить від віку (у літніх людей зіниця менша, ніж у молодих), освітлення, стану здоров'я людини, прийнятих препаратів. Зіниця може бути у будь-якому місці зображення, тобто, необов'язково в центрі. Частина зіниці може бути закрита віями або повіками, що ускладнює його виявлення (рисунок 1.4).

Якщо на межі зіниці - РОО потрапляє відблеск від джерела світла, це також утруднює виділення межі зіниці. Нечітка межа самого зіниці та хронічно розширена зіниця не дозволяють дотримуватися стандартної вимоги для коректного розпізнавання – діаметр зіниці повинен бути меншим за 75% діаметра РОО.



а)

б)

в)

Рисунок 1.4 – а) погляд під кутом і відблиск, б) розмиття, в) око закрите повіками та віями

Більшість описаних у літературі методів виділення зіниці базуються на детекторах краю з виділенням кіл через перетворення Хафа, а також використовують пошук концентричних кіл за допомогою алгоритму, запропонованого Даугманом.

Також важливими характеристиками при оцінюванні існуючих та нових систем є:

- здатність виявляти підробку (наприклад, якщо замість обличчя користувача камері пред'являється його фото);
- стабільність роботи у різних зовнішніх умовах (освітленість, вологість тощо);
- незмінність біометричної властивості людини;
- швидкість роботи;
- простота експлуатації;
- ціна.

Для боротьби із підробками запропоновано ряд рішень, серед яких:

- аналіз спектру відбиття від поверхні ока може гарантувати наявність живої вологої рогівки, а не рогівки зі скла або пластику;
- дослідження гіпопусу (ритмічних звужень і розширень зіниці), ністагма (ритмічних рухів очних яблук, наприклад, коли людина спостерігає за об'єктом, що швидко рухається);

- миготіння випадково обраних світлодіодів освітлювача у випадково обрані моменти часу та перевірка відображення освітлювача на відповідних кадрах відеопослідовності;

- реєстрація рухів ока при подачі голосових команд - подивитися вниз, вліво, моргнути і т.д.;

- короткочасний поворот очей до яскравого раптового джерела світла;

- реєстрація зміни розміру зіниці внаслідок реакції зіниці на світловий стимул, поданий у довільний момент часу (графік цієї зміни – пупілограма). Недоліком подібної перевірки є неприємні відчуття для користувача під час подачі світлового імпульсу.

Наведені методи перевірки наявності підробленого ока не гарантують 100% впевненості, оскільки на деякі показники впливає психоемоційний стан людини, наприклад, ністагма у деяких людей виражена слабо або відбуваються рідко (один раз за кілька хвилин).

1.3 Райдужка, як об'єкт розпізнавання

Райдужна оболонка ока — це добре захищений м'яз, який знаходиться всередині ока і має унікальні і різноманітні візерунки, такі як зморшки, кільця, веснянки та крипти. Вона має відрізнений колір, який залишається незмінним з часом. Було доведено, що для кожної особи існують відмінності в візерунках райдужної оболонки ока навіть між правим і лівим очима. Навіть малюнок райдужної оболонки ока у ідентичних (монозиготних) близнюків відрізняється. Таким чином, техніки розпізнавання, розроблені з використанням візерунків райдужної оболонки ока, можуть вважатися найбільш підходящими для ідентифікації та автентифікації, особливо в таких областях, як фізична або особиста системи автентифікації, системи обліку часу та присутності, правоохоронні системи, банківські застосунки тощо.

Анатомічна будова ока та райдужної оболонки ока зображені на рисунку 1.5. Райдужка розташована на передній частині склери, має кільцеву

форму і розміри в середньому по горизонталі 12,5 мм і по вертикалі 12,0 мм

Коли око розглядається спереду, воно має дві відмінні області: склеру і рогівку. Склера має білий або блідий колір та щільно переплетені волокна. Райдужка розташована захищено за рогівкою, - прозорою оболонкою, та має індивідуальний малюнок [10-12]. Рогівка покриває як зіницю, так і райдужку, де зіниця є центральною апертурою (діафрагмою) райдужної оболонки ока, має зазвичай темний колір порівняно з райдужкою. В райдужці є два м'язи — дилататор і сфінктер, які відповідають за контроль кількості світла, що потрапляє в зіницю, шляхом регулювання її розміру. В області краю зіниці розташований сфінктер зіниці (*sphincter pupillae*) – м'яз, що звужує зіницю; в області вийового краю знаходиться дилататор зіниці (*dilatator pupillae*) - м'яз, що розширює зіницю.

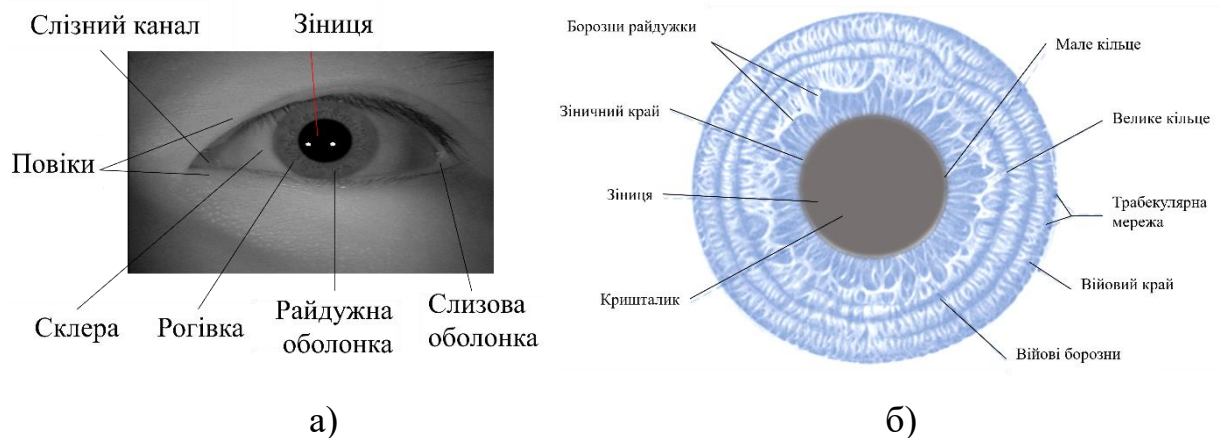


Рисунок 1.5 – а) будова ока; б) будова райдужки

Хоча пігментація і структура райдужної оболонки ока пов'язані генетично, налічується понад 200 відмінних ознак, які можна використовувати для ідентифікації або розпізнавання, включаючи кільця, борозни, крипти, веснянки, комірці тощо. Безпосередньо для біометричних систем безпеки та контролю доступу важливим є не біо-хімічні характеристики ока, а геометричні пропорції та характеристики передньої поверхні райдужної оболонки ока:

- край зіниці (*margo pupillaris*) шириною 1 мм;

- війовий край (*margo ciliaris*) шириною 3-4 мм;
- середній діаметр райдужки складає близько 12мм;
- діаметр зіниці в середньому варіюється від 1,5 до 8 мм;
- індивідуальний мереживний малюнок переплетіння судин – трабекули, поглиблення між ними – лакуни (або крипти);

- колір райдужної оболонки – від блакитного, сірого, жовтувато-зеленого у блондинів до темно-коричневого і майже чорного у брюнетів. Відмінності в кольорі пояснюються різною кількістю багатовідросткових пігментних клітин меланобластів у стромі райдужної оболонки. У мешканців південних та крайніх північних широт кількість цих клітин настільки велика, що поверхня райдужної схожа не на мереживо, а на густотканий килим і служить захистом від сліпучого світлового потоку.

Було доведено, що для кожної особи існують відмінності в візерунках та кольорі райдужної оболонки ока навіть між правим і лівим очима, які залишаються незмінним з часом. Навіть малюнок райдужної оболонки ока у ідентичних (монозиготних) близнюків відрізняється. Таким чином, техніки розпізнавання, розроблені з використанням візерунків райдужної оболонки ока, можуть вважатися найбільш підходящими для ідентифікації та автентифікації, особливо в таких областях, як системи аутентифікації, системи обліку часу та присутності, правоохоронні системи, банківські застосунки тощо.

Зовнішній контур райдужної оболонки, її межа зі склерою - майже ідеальний еліпс і може бути приблизно представлена колом (як це і робиться в сучасних системах). Зовнішній контур райдужної оболонки постійний і практично однаковий для всіх людей.



Рисунок 1.6 – Децентрація та відхилення форми зіниці від кругової

Внутрішня межа райдужної оболонки задається зіницею. У нормальної здорової людини зіниця кругла, а її центр дещо зміщений щодо центру райдужної оболонки у напрямку до кінчика носа. Досить часто зустрічаються незначні децентрації та відхилення форми зіниці від кругової (рисунок 1.6). Децентрації та відмінність від кругової форми визначаються патологіями. Асиметрія зіниці також наростає з віком. Варіації положення центру та відношення радіуса зіниці у заданому напрямку до середнього можуть досягати 20% для однієї людини. Тому облік форми та розташування зіниці – одна з найважливіших проблем.

Рисунок райдужки обумовлений радіально розташованими нитками - трабекулами, переплетеними між собою сполучно-тканинними перекладинами, що йдуть у різних напрямках, і унікальний для кожної людини. Рисунок райдужної оболонки у більшості людей малоконтрастний (діапазон яскравостей точок зображення райдужної оболонки набагато менше діапазону яскравостей зображення ока, що включає темну зіницю і світлу склеру). Крім того, деякі типи райдужної оболонки мають дуже тонку текстуру (на них немає великих яскравих або темних елементів).

Це висуває високі вимоги до камери, об'єктиву та системи позиціонування. Залежно від довжини хвилі світла, в якому реєструється райдужка, на ній проявляються різні деталі, причому їхня вираженість залежить від типу очей. Наприклад, більшість світлих очей дає найчіткіший малюнок у видимому світлі. При переході в ІЧ цей малюнок поступово розмивається і майже зникає на довжинах хвиль, більших за 900 нм. Навпаки,

структури темних очей, характерних для жителів Південно-Східної Азії, практично непомітні у світлі, але чітко виявляються в інфрачервоному діапазоні. Тому досі залишається нез'ясованим питання, яка довжина хвилі оптимальна.

Формування структур райдужної оболонки в основному закінчується на восьмому місяці внутрішньоутробного розвитку і за подальше життя практично не зазнає змін, за винятком викликаних травмами або різкою патологією ока. Зміна кольору райдужної оболонки (насичення пігментом) триває в перші кілька років життя, що, втім, не торкається форми її елементів. У старості спостерігається деяка депігментація райдужної оболонки. В цілому протягом великого періоду життя форма елементів райдужної оболонки залишається постійною (стійкість). Оскільки райдужка є практично плоским об'єктом простої форми та незмінних розмірів, варіації її зображення, що створюються зміною умов реєстрації, малі (щодо інших біометричних даних) і легко можуть бути скомпенсовані, дозволяючи відокремити інформацію, що дійсно відноситься до індивідуальності даної райдужної оболонки від випадкових спотворень при спостереженні (виразність).

Райдужка має складний рисунок, що складається з багатьох деталей. Тому із зображення райдужної оболонки можна отримати велику кількість параметрів (висока інформативність). Інформаційна ємність зображення райдужної оболонки радіусом 200 пікселів становить не менше 244 біт. Ці властивості райдужної оболонки призвели до того, що на неї звернули увагу як на об'єкт автоматичного біометричного розпізнавання.

1.4 Мета та задачі дослідження

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження впливу різних методів попередньої обробки зображень на точність розпізнавання райдужної оболонки ока.

Це дослідження спрямоване на вдосконалення існуючих пайплайнів обробки та аналізу РОО у системах біометричної ідентифікації людини у випадках низької якості вхідних зображень або наявності шумів.

Для досягнення поставленої мети мають бути вирішені наступні задачі:

- огляд сучасних пайплайнів попередньої обробки зображень (препроцесінгу) та їхнього впливу на якість розпізнавання;

- розробка функціональної моделі системи розпізнавання райдужної оболонки ока;

- розробка методології проведення досліджень та експериментів для оцінки ефективності різних методів попередньої обробки у випадках низької якості вхідних зображень або наявності шумів;

- проведення експериментів з використанням наступних методів попередньої обробки - вирівнювання гістограми (Equalization Histogram) та адаптивне вирівнювання гістограми (CLAFHE);

- оцінка результатів експериментів.

2 АНАЛІЗ АПАРАТНО-ТЕХНОЛОГІЧНОЇ БАЗИ ДЛЯ ВИКОНАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

2.1 Основні принципи роботи техніки розпізнавання РОО

Протягом останніх двох десятиліть спостерігається великий зріст у розробці численних автоматизованих систем розпізнавання райдужної оболонки ока. Але все ж алгоритм Джона Даугмана є основою для всіх комерційно доступних систем розпізнавання райдужної оболонки ока. Спостерігається зростання досліджень у різних галузях автоматизованих методів розпізнавання райдужної оболонки ока. Техніки розпізнавання РОО класифікують на такі основні принципи роботи:

- отримання зображення або захоплення даних;
- попередня обробка та сегментація райдужної оболонки ока;
- нормалізація;
- вилучення ознак;
- генерація відповідності або порівняння шаблонів з зареєстрованими даними для розпізнавання або автентифікації.

Система розпізнавання райдужки складається з кількох підсистем, які також називаються стадіями в процесі особистої аутентифікації чи ідентифікації. Структура автоматизованої системи розпізнавання райдужної оболонки ока зображена на рисунку 2.1. Перша стадія — це процес сегментації або процес локалізації райдужки. На цьому етапі область райдужної оболонки ока відокремлюється або ізолюється від ока, виконуючи процес розділення зіниці, за яким йде наближена ідентифікація двох круглих меж:

- внутрішня границя, що визначає зіницю;
- зовнішня границя, що визначає склеру.

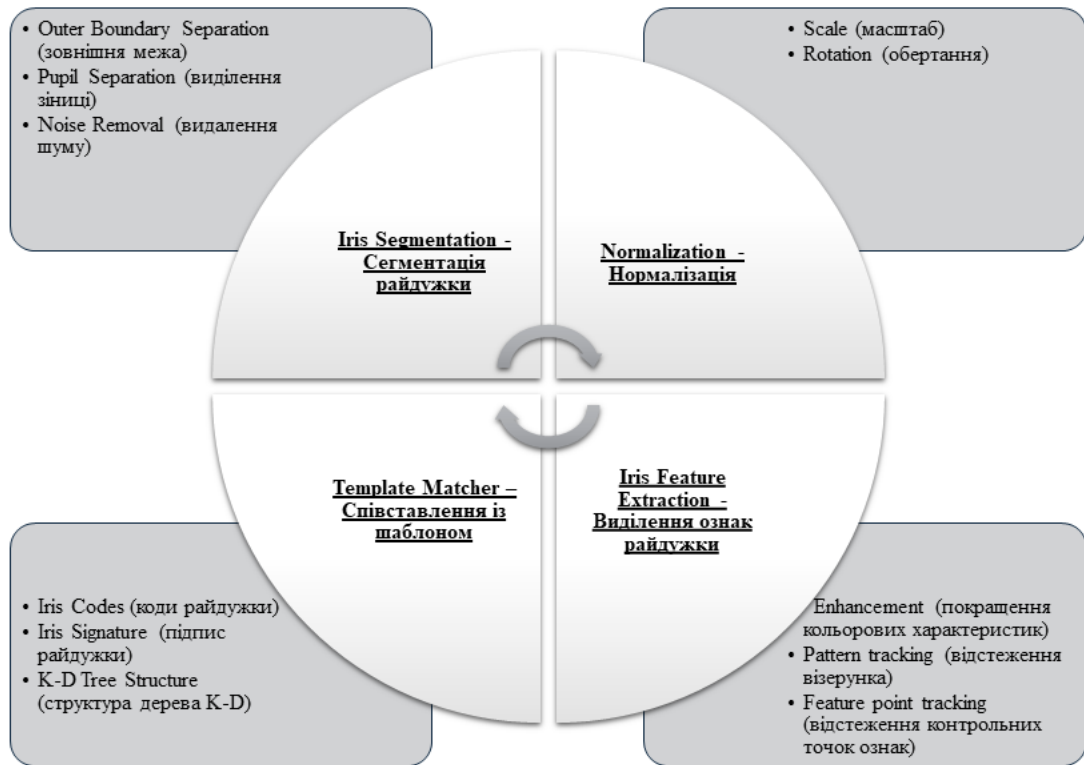


Рисунок 2.1 - Структура системи розпізнавання райдужної оболонки ока

Заслонення повік в верхній та нижній частинах райдужної оболонки ока та відбитки в середині області райдужки та області зіниці вважаються шумом і повинні бути правильно оброблені. Таким чином, в будь-якій системі розпізнавання райдужки якість виходу, отриманого на етапі сегментації, впливає на кращу продуктивність остаточної системи.

Другий етап — це процес нормалізації, під час якого відрізок райдужної оболонки ока нормалізується до фіксованих розмірів, щоб видобуток ознак і зіставлення були легшими. Несумірність в розмірах відрізка райдужної оболонки ока між зображеннями ока обумовлені його функціональністю, тобто регулюванням розміру для впускання світла в око, що призводить до розширення зіниці. Інші причини можуть включати, але не обмежуються:

- відстань ока від сканера;
- похил голови суб'єкта;
- рух підборіддя;

- налаштування освітлення в зоні отримання зображення (наприклад, під видимим світлом або під ІЧ-світлом);
- неконцентрична природа райдужної оболонки ока.

Таким чином, виконуючи процес нормалізації, будь-які два ізольовані відрізки райдужки з фіксованими розмірами матимуть однакові просторово розташовані ознаки.

Завершальними етапами в системі є видобуток ознак і стадія порівняння шаблонів райдужної оболонки ока. Зазвичай вважається, що в одній райдужці є більше 266 різних інформацій в його візерунках, приблизно 173 з них використовуються для створення шаблонів [8]. Ця інформація повинна бути видобута з нормалізованої райдужки і використовуватися для порівняння для особистої аутентифікації чи ідентифікації в залежності від області застосування. Таким чином, на кінці стадії видобутку ознак створюється біометричний шаблон, який потім використовується для порівняння шаблонів. Біометричний шаблон може бути кодом райдужки, підписом райдужки чи деревом рішень. Ці шаблони потім порівнюються за допомогою кількох доступних технік порівняння, які допомагають визначити рівні схожості двох різних шаблонів райдужної оболонки ока. Коли порівнюються два різні шаблони, що належать одному оку, це призводить до діапазону значень, який називається "внутрішніми варіаціями класу". Так само, якщо шаблони належать до різних очей, діапазон значень називається "міжкласовими варіаціями". На основі цих двох варіацій може бути прийняте рішення, чи належать шаблони одній райдужці, чи двом різним відповідно.

2.2 Бази даних райдужної оболонки ока

При розробці нової системи розпізнавання або виявлення вибір відповідної бази даних відіграє життєво важливу роль. З метою сприяння дослідницькій діяльності було створено багато вільно доступних баз даних для дослідників розпізнавання райдужної оболонки ока. За допомогою цих

Оскільки глибоке навчання займає важливе місце в дослідницькій галузі штучного інтелекту (ШІ), воно також широко використовується в задачах ІР. Глибоке навчання – це парадигма навчання на основі даних, яка спрямована на вивчення властивостей на основі великих навчальних даних для виконання завдання аналізу. Тому набір даних відіграє важливу роль у розвитку глибокого навчання. У цьому розділі ми представимо найпоширеніші набори даних у ІР. Досліджуючи відповідні статті, ми провели статистику, щоб узагальнити частоту використання різних наборів даних в ІР навчанні. Деталі продемонстровано на рисунку 2.2.

Можна виявити, що найпопулярнішими наборами даних для ІР-спектрів є ІІТД, UBIRIS.v2, ND-IRIS0405, MICHE-I, CASIA-V4-Interval, CASIA-V4-Distance, CASIA-V4-Thousand, CASIA-Iris-Lamp, Clarkson Dataset, Warsaw Dataset, Notre Dame Dataset, and ІІТД-WVU Dataset [13]. Фундаментальна інформація цих наборів даних представлена наступним чином. Деякі приклади цих наборів даних наведено на рисунку 2.3.

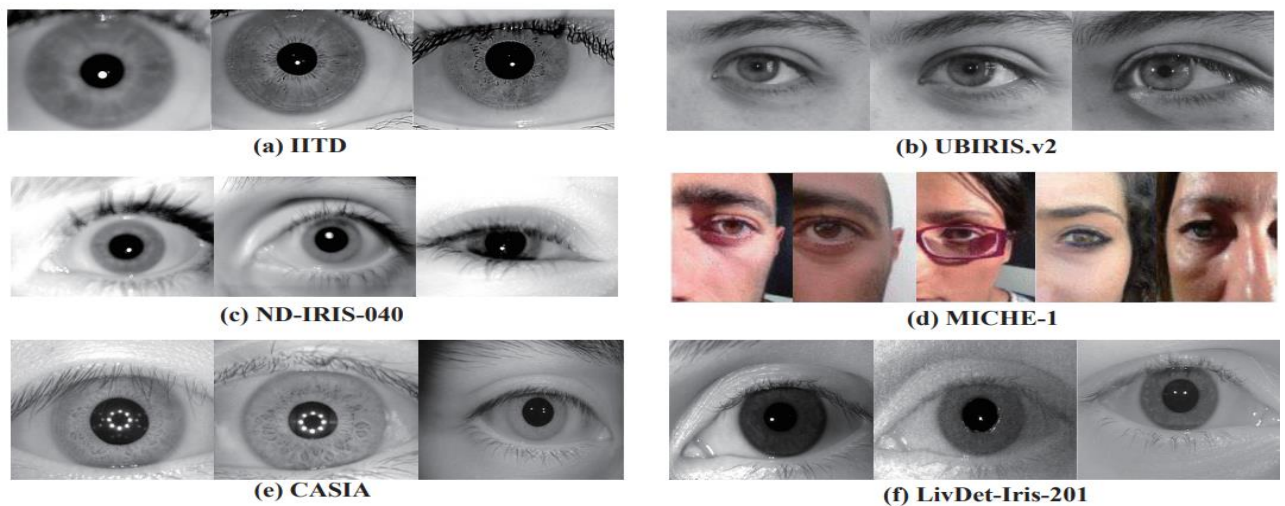


Рисунок 2.3 – Деякі приклади з загальнодоступних наборів даних зображень райдужної оболонки ока

Таблиця 2.1 – Бази даних райдужних оболонок

База даних	Деталі зразка	Розмір і формат	Опис
1	2	3	4
CASIA VERCJA 1.0	756 зображень райдужки зі 108 очей. Освітлення: 850 нм NIR. Сканер: Саморобна камера райдужної оболонки. Усі суб'єкти - китайці, за винятком кількох.	Зберігаються у форматі bmp 320 * 280.	Область зіниці вже була ідентифікована і замінена маскою постійної інтенсивності для заміни дзеркального відображення.
CASIAIRIS - INTERVAL	2,639 зображень, зроблених з 249 суб'єктів. Освітлення: NIR. Сканер: Самостійно розроблена діафрагмова камера. Здебільшого випускники та аспіранти.	Файли jpeg 320*280.	Оскільки зображення були отримані в дуже сприятливих умовах, цей набір зображень допомагає у вивченні детальних особливостей текстури.
CASIAIRIS - LAMP	16 212 зображень, зроблених з 411 суб'єктів. Освітлення: різні умови освітлення. Сканер: Ручний ірисовий сканер OKI сканер. В основному аспіранти.	Файли jpeg 640*480.	Цей набір даних корисний питань, пов'язаних з нормалізацією та надійного представлення характеристик ірису.
CASIAIRIS – TWINS	3,183 зображення, зроблені з 200 суб'єктів. Освітлення: Зовнішнє. Сканер: Камера OKI IRIS PASS-h. Знято під час участі дітей у Пекінському фестивалі близнюків.	Файли jpeg 640*480.	Допомагає у вивченні схожості та відмінності між візерунками райдужної оболонки близнюків.

Продовження Таблиці 2.1

1	2	3	4
CASIARIS - DISTANCE	2,567 зображень, зроблених зі 142 суб'єктів. Освітлення: NIR. Сканер: Камера CASIA дальнього радіусу дії. Аспіранти CASIA.	8-розрядні jpeg-файли з рівнем сірого з 2352*1728.	Райдужки обох очей та візерунки обличчя включені в цей набір даних, допомагаючи мультимодальному біометричному злиттю. Перший загальнодоступний набір високоякісних знімків райдужної оболонки з великим діапазоном.
CASIARIS - THOUSAND	20 000 зображень із 1000 суб'єктів. Освітлення: Різне підсвічування. Сканер: Irisking IKEMB-100 Суб'єкти різного віку: студенти, робітники, фермери.	8-розрядні jpeg-файли з рівнем сірого 640*480.	Допомагає в розвитку нової райдужної класифікації та методів індексації. Перший загальнодоступний набір даних з тисячею суб'єктів різних вікових груп.
CASIARIS – SYN	10 000 зображень, зроблених з 1000 суб'єктів. Освітлення: N/A. Сканер: CASIA Iris image з алгоритмом синтезу Вихідні зображення з CASIA V1.0	8-розрядні jpeg-файли з рівнем сірого 640*480.	Складається з синтезованого набору зображень, який допомагає досліднику відрізнити справжню райдужку від штучної.
UBIRIS VERSION 1.0	1877 зображень, зроблених з 241 суб'єктів, зроблених під час двох різних сесій. Освітлення: N/A. Сканер: Камера NIKON E5700 з передачею кольору RGB.	Зображення розміром 2560*1740 пікселів, що у форматі jpeg з технології стиснення без втрат.	База даних, що складається із зашумлених зображень, отриманих від суб'єктів або за їхньої участі, або або без їхньої участі. Допомагає у розробці надійних методів розпізнавання POO.

Продовження Таблиці 2.1

1	2	3	4
UBIRIS VERSION 2.0	11 102 зображення, отримані від 261 суб'єктів з різним віком, статі та пігментації райдужної оболонки. Освітлення: N/A. Сканер: Canon EOS 5d з передачею кольору sRGB.	Зображення розміром 400*300 пікселів, зберігається у форматі tiff.	Допомагає в розробці розпізнавання райдужної оболонки ока алгоритмів розпізнавання зображень, отриманих на середовищі без обмежень (на відстані, в русі, на видимій довжині).
IT DELHI IRIS DATABASE VERSION 1.0	1,120 зображень, зроблених у 224 суб'єктів різного віку, серед яких 176 чоловіків та 48 жінок. Освітлення: NIR. Сканер: JIRIS, JPC1000 та цифрова камера CMOS.	320*240 пікселів, зберігаються у растровому форматі.	Забезпечує великомасштабне зображення райдужної оболонки ока, що складається з індійських користувачів, зняті в реальних умовах.

З такими базами даних: нова система може бути легко перевірена, сучасний стан систем може порівнюватись, полегшення виявлення стану продуктивності. Тим не менш розробка такої бази даних, що задовольняє різним вимогам конкретних проблем галузі і зробити таку базу даних еталонною для майбутньої діяльності є складним завданням.

2.3 Техніки поліпшення зображень РОО

Вся біометрична система – це автоматична ідентифікація за унікальною особливістю або характеристикою, представленої індивідумом. Прикладами біометричних систем є розпізнавання відбитків пальців, рук, обличчя, райдужної оболонки та мови. Ця система вважається найбільш безпечною технологією, тому що вона унікальна, не може бути скопійована

або передана, і вона є індивідуальною постійною характеристикою [13]. Таким чином, біометрична система є дуже точним і надійним методом аутентифікації користувача [14]. Високий попит на біометричну систему привернув велику увагу до розпізнавання райдужної оболонки, оскільки це забезпечує надійне рішення для перевірки особи.

Розпізнавання райдужної оболонки використовує математичну техніку розпізнавання образів для автоматизації біометричної ідентифікації. Проте, ефективна система розпізнавання райдужної оболонки повинна працювати з проблемою обробки зображення із шумом, необмеженого середовища, розмитого зображення, неточної сегментації [15], проблемного вилучення ознак [16] і багато іншого. Зображення райдужної оболонки містить шуми від різних факторів, таких як розмиття руху, покриття повіками або вій, поганий фокус, відображення, поза рамками, носіння окулярів або контактних лінз [17].

Поточний розвиток розпізнавання райдужної оболонки фокусується на ідентифікації райдужної оболонки ока, коли зображення очей фіксуються на великій відстані та під впливом зміни освітлення. У той час як в кооперативному середовищі, око захоплене в статичному положенні на певній відстані. Некооперативне середовище породило дані з низькою якістю завдяки жорсткості при зйомці зображення. Крім того, на продуктивність зображення райдужної оболонки також впливає зображення низької якості, зокрема розмиття дефокусування, розмиття руху, позакут, оклюзія, дзеркальне відображення та низьке освітлення, що може вплинути на продуктивність розпізнавання [18]. Очне зображення, яке має низьке освітлення, може призвести до неточної локалізації лімбічного і пупілярію, що знижує точність сегментації райдужної оболонки. Проєнка і Олександр [19] вказали, що одним з завдань сегментації райдужної оболонки є пупілярна локалізація, яку потрібно подолати. Рой [20] підсумовав, що точність розпізнавання райдужної оболонки залежить від точності сегментації райдужної оболонки. Іншими словами, хороша локалізована і

сегментована райдужна оболонка має значний результат на продуктивність розпізнавання райдужної оболонки.

Оскільки вартість впровадження технології висока [21], більш практичним є вдосконалення алгоритму замість пристрою, який використовується для захоплення зображень. Таким чином, Сахмуд і Абухайба [22] заявили про збільшення видимості учнів; необхідна техніка підвищення контрастності. Техніка покращення зображення, яка фокусується на регулюванні контрастності, може бути реалізована або на фазі сегментації, або на фазі нормалізації. У цьому дослідженні, метод підвищення зображення застосовується на етапі сегментації з метою підвищення точності сегментації. Питання щодо зображення з очей з низьким освітленням і низьким коефіцієнтом контрастності між райдужною оболонкою і учнем повинні брати до уваги.

Для того, щоб зробити зіницю більш видимою, потрібна техніка вдосконалення зображення, яка фокусується на підвищенні контрастності [22]. Сантос і Хойл [23] використовують НЕ методи, щоб знайти межі учнів в місцевій області зображення очей. Однак, низький коефіцієнт контрастності між райдужною оболонкою і зіницею в темно-пігментній райдужній оболонці обмежив НЕ результат. Каур і Юнея [24] використовують НЕ як корекцію освітлення, щоб отримати добре текстуру зображення.

НЕ є технікою, яка покращує зображення на основі просторової області. Це покращує візуалізацію зображення, розтягуючи гістограму, підвищуючи контрастність зображення. Розтягування гістограми може бути застосовано на зображеннях низької контрастності і низької яскравості завдяки їй на основі методу сірої угруповання рівнів. НЕ часто використовується в методах поліпшення зображення через високу ефективність і простоту. НЕ має лінійну кумулятивну гістограму, яка може рівномірно розподіляти значення пікселів [25]. Іншими словами, НЕ досягає рівномірної розподіленої гістограми, використовуючи кумулятивні функції

щільності вхідного зображення [26]. На відміну від цього, іноді може виникнути ефект «розмитого», щоб потопити якість зображень. Ще одним недоліком техніки є те, що НЕ є глобальною операцією, яка не зберігає яскравість зображення, оскільки намагається змінити яскравість зображення. Більш того, зображення, які мають великий сірий рівень і сильний пік, НЕ має тенденцію виробляти поганий або небажаний результат [27].

Адаптивна технологія вирівнювання гістограми (АНЕ) використовується для підвищення локального контрасту. АНЕ виконує вирівнювання гістограми на пікселі кожного зображення, яке пов'язане з його сусідством пікселів. Таким чином, це допомагає в підвищенні шуму в відносно однорідних областях [28]. Однак, АНЕ не є сприятливим для застосування в режимі реального часу, викликаного високою обчислювальною складністю. Технологія АНЕ може створювати занадто розширене зображення, створюючи контрастний об'єкт, який виробляє об'єкт, який не видно на оригінальному зображенні [29]. Таким чином, АНЕ дав важливий рівень прогрес в поліпшенні локального контрасту і підтримки кількості деталей зображення в цілому. Тим не менш, він має тенденцію до створення значного рівня шуму на зображенні [30].

CLANE є розширеною версією вирівнювання адаптивної гістограми (АНЕ). CLANE покращив АНЕ, розглядаючи як локальні, так і з [28], [31], покращуючи швидкість і запобігаючи посилення шуму.

Крок обрізки гістограми є додатковим кроком у CLANE. Це робиться перед обчисленням CDF. Шумне зображення, розподілене в просторовій області і функція покращення використовується для всіх пікселів сусідства. Yadav et al. [32] стверджує, що CLANE затискає гістограму і перерозподіляє зображення, використовуючи максимальні значення. Посилення контрасту в області пікселів задається нахилом функції перетворення. Це пов'язано з нахилом сусідньої кумулятивної функції розподілу і, таким чином, з значенням гістограми в піксельному значенні. CLANE може бути застосований як до сірого масштабу, так і до кольорових зображень.

Порівняння методів поліпшення зображення підсумовується в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Порівняння техніки покращення зображення

Техніки	Переваги	Недоліки
HE [23-27]	<p>Підвищення контрастності зображення.</p> <p>Висока ефективність і простота.</p> <p>Може застосовуватися в умовах низької контрастності і низького яскравого кольорового зображення.</p>	<p>Ефект «розмиття».</p> <p>Не зберігає яскравість</p> <p>небажану причину появи</p>
АНЕ [28-30]	<p>Це сприяє підвищенню локального контрасту.</p> <p>Допомагає в підвищенні шуму в відносно однорідних регіонах. Підтримка наступної кількості деталей по всьому зображенню.</p>	<p>АНЕ не підходить для застосування в режимі реального часу. Висока обчислювальна складність.</p> <p>Може створювати надпокращене зображення.</p> <p>Може виробляти об'єкт, який не видно на оригінальному зображенні.</p>
CLANE [31-32]	<p>Враховувалися обидва пікселі в локальному регіоні і те, що поза регіоном.</p> <p>Зображення і запобігання надмірного посилення шумових сигналів.</p>	<p>Іноді виробляють небажаний сірий рівень артефакту</p> <p>Створює рівну щільність у всіх частинах гістограми</p>

Вирівнювання гистограми на основі технології НЕ підсилює контраст зображення в цілому, змінюючи оригінальне зображення в єдину гистограму [25]. Таким чином, ця техніка є потужним глобальним удосконаленням, але може зменшити локальні деталі в зображенні. Техніка з кумулятивною функцією перетворення розподілу. Це процес перетворення інтенсивності вихідного зображення в краще розподілене на гистограмі. На рисунку 2.4 показано оригінальну гистограму та вирівняну гистограму.

Покращене зображення, ймовірно, матиме більш високу контрастність, ніж оригінальне зображення (Sanrachai and Malisuwan, 2015). Припустимо що r це вхідне зображення і s це оброблене; просторовий процес домену буде виражений як:

$$s = T[r]$$

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, L - 1$$

$$S(k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j)$$

Де $T[r]$ представляє функцію перетворення r , $p_r(r_k)$ це ймовірність появи зображення сірого рівня, r_k , L це — ряд сірого рівня.

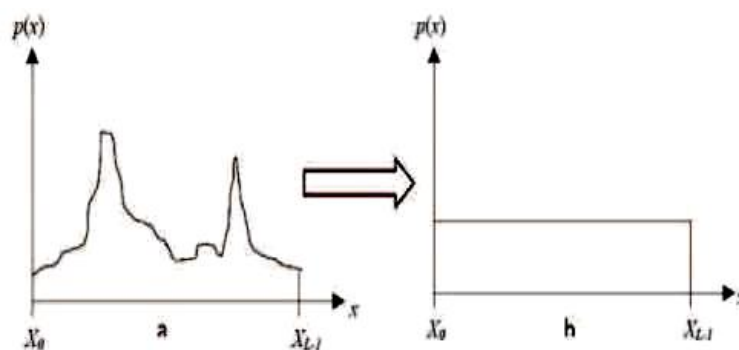


Рисунок 2.4 - Огляд оригінальної гистограми з вирівняною гистограмою

Основна ідея НЕ полягає в тому, щоб відобразити інтенсивність вхідного зображення таким чином, щоб інтенсивність вихідного зображення охоплювала весь діапазон інтенсивності. Це досягається за допомогою функції

кумулятивного розподілу (CDF) вхідного зображення як функції відображення. На рисунку 2.5 наведено загальний процес роботи алгоритму HE.

Алгоритми 1: Алгоритм
Обчисліть CDF вхідного зображення
Для кожного пікселя на вхідному зображенні
Розрахувати відповідну інтенсивність вихідного пікселя за допомогою CDF як функції пошуку
Кінець для
Переробити значення, знайдене на останньому кроці, на діапазон $[min: max]$
і помістити в вихідне зображення

Рисунок 2.5 - Алгоритм вирівнювання гистограми

Адаптивне вирівнювання гистограми (АНЕ) є вдосконаленою технікою традиційного вирівнювання гистограми.

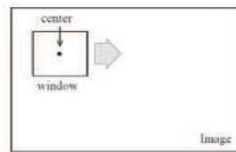


Рисунок 2.6 - Алгоритм вирівнювання гистограми [21]

Алгоритми 2: Алгоритм АНЕ
Розрахувати розмір сітки на основі максимального розміру зображення.
Якщо розмір вікна не вказано, виберіть розмір сітки як типовий розмір вікна.
Визначте точки сітки на зображенні, почніть з верхнього лівого кута. Кожна точка сітки відокремлена пікселями розміру сітки.
Кінець Якщо
Для кожної точки сітки
Обчисліть CDF області навколо нього, що має площу, рівну розміру вікна і по центру в точці сітки.
Обчислює відображення для кожної точки сітки.
Для кожного пікселя знайдіть чотири найближчі сусідні точки сітки об'ємного пікселя.
Використовуючи значення інтенсивності пікселя як індексу, знайти його відображення в чотирьох точках сітки на основі їх CDF.
Інтерполювати між цими значеннями, щоб отримати відображення в поточному місці пікселів.
Кінець для
Кінець для
Інтенсивність відображення в діапазоні $[min: max]$ і встановити його в вихідному зображенні.

Рисунок 2.7 - Алгоритм адаптивного вирівнювання гистограми

АНЕ використовується для поліпшення контрастних зображень, і підходить для поліпшення локального контрасту більш детально з надмірним посиленням шуму. Обраний піксель поліпшується на основі вирівнювання гістограми невеликої сусідньої області. Посилення шуму та крайових артефактів можна створити за допомогою адаптивної вирівнювання гістограми. АНЕ використовує невелике вікно для визначення контекстної області (CR) для центрального пікселя цього вікна. Це показано на рис. 5. Коли вікно ковзає, CDF міняється і перетворює функцію пікселя, яка залежить від його сусіда. Розміри вікон, які використовуються в цьому дослідженні, становлять 198, де алгоритм може оптимізувати зменшення шуму. АНЕ працює, розглядаючи лише невеликі регіони і спираючись на їх місцеві CDF, здійснює контрастне посилення цих регіонів. Рисунок 2.6 показує загальний процес роботи алгоритму АНЕ.

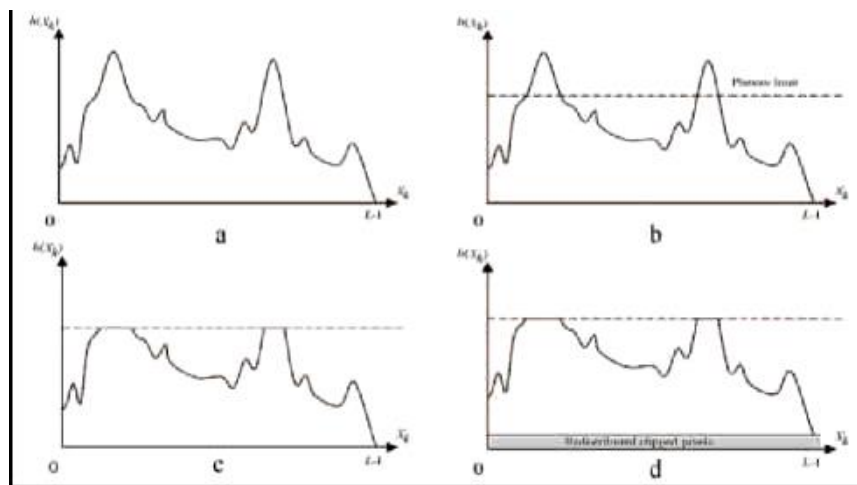


Рисунок 2.8 - Процес CLANE [33]: (a) оригінальне зображення; (b) встановлення ліміту плато; (c) урізання гістограми на основі межі плато, (d) модифікована гістограма після урізання

CLANE був розроблений, щоб уникнути посилення шуму. Це узагальнення адаптивного вирівнювання гістограми. Контрастне обмеження в CLANE зробило його іншим від АНЕ. Небажане підсилення шуму може бути зменшене, а ефект межі також може бути зменшений за допомогою

фонового віднімання. Перевага CLANE полягає в тому, що наведене зображення не буде відкидати гістограму, яка перевищує межу кліпу, але створює рівну щільність у всіх бункерах гистограми. Рисунок 2.8 показує процес CLANE.

Алгоритм CLANE додав ще один додатковий крок від ANE, який полягає в кліпі гистограми перед обчисленням його CDF як функції відображення виконується. На рівні інтенсивності величина посилення контрастності для деякої інтенсивності прямо пропорційна нахилу функції CDF. Отже, нахил CDF може бути обмеженням для посилення контрасту. Нахил CDF визначається висотою гистограми для відповідної частини. Таким чином, при обмеженій висоті гистограми до певного рівня, нахил CDF також може бути обмежений, так що кількість посилення контрастності. На рисунку 2.9 показано наведено загальний процес роботи алгоритму CLANE.

Алгоритм 3: CLANE алгоритм
Обчислити розмір сітки на основі максимального розміру зображення.
Якщо розмір вікна не вказано, встановіть розмір сітки до типового розміру вікна.
Визначте точки сітки на зображенні, почніть з верхнього лівого кута.
Кожна точка сітки відокремлюється пікселями розміру сітки.
Кінець якщо
Для кожного точки сітки
Обчислити гістограму області навколо неї, встановити площу рівну розміру вікна і центрувати точку сітки.
Якщо рівень відсікання є вказаним кліпом, гістограма обчислюється вище цього рівня
Використовувати нову гістограму для обчислення CDF
Кінець, якщо
Для кожного пікселя знайдіть чотири найближчі сусідні точки сітки навколо пікселя.
Використовуючи значення інтенсивності пікселя як індекс, знайдіть його відображення в чотирьох точках сітки на основі їх CDF.
Інтерполювати всі значення, щоб отримати відображення в поточному місці пікселя.
Кінець циклу
Кінець циклу
Відобразіть цю інтенсивність у діапазоні [min i max] і помістіть її у вихідне зображення.

Рисунок 2.9 - Алгоритм контрастно обмеженого адаптивного вирівнювання гистограми

Дослідження із метою підвищення точності розпізнавання РОО є актуальними, оскільки на етапі реєстрації/отримання зображення завжди

присутні зовнішні завади, що погіршують якість вхідних даних у систему. Серед змінних показників, що впливають на якість вхідних даних можна виділити:

- заслонення повіками верхньої та нижньої частин райдужної оболонки ока;
- зміна освітлення;
- низька роздільна здатність фото- або відео-реєстратора, що призводить до появи шумів;
- кут зору та відстань до фото- або відео-реєстратора;
- відблиски в середині області райдужки та області зіниці, які повинні бути правильно оброблені.

В будь-якій системі розпізнавання райдужки, якість виходу, отриманого на етапі попередньої обробки та сегментації РОО, впливає на кращу продуктивність остаточної системи. Методи, що використовуються у всіх послідовних етапах мають враховувати всі можливі недоліки вхідного зображення та забезпечувати високу точність розпізнавання.

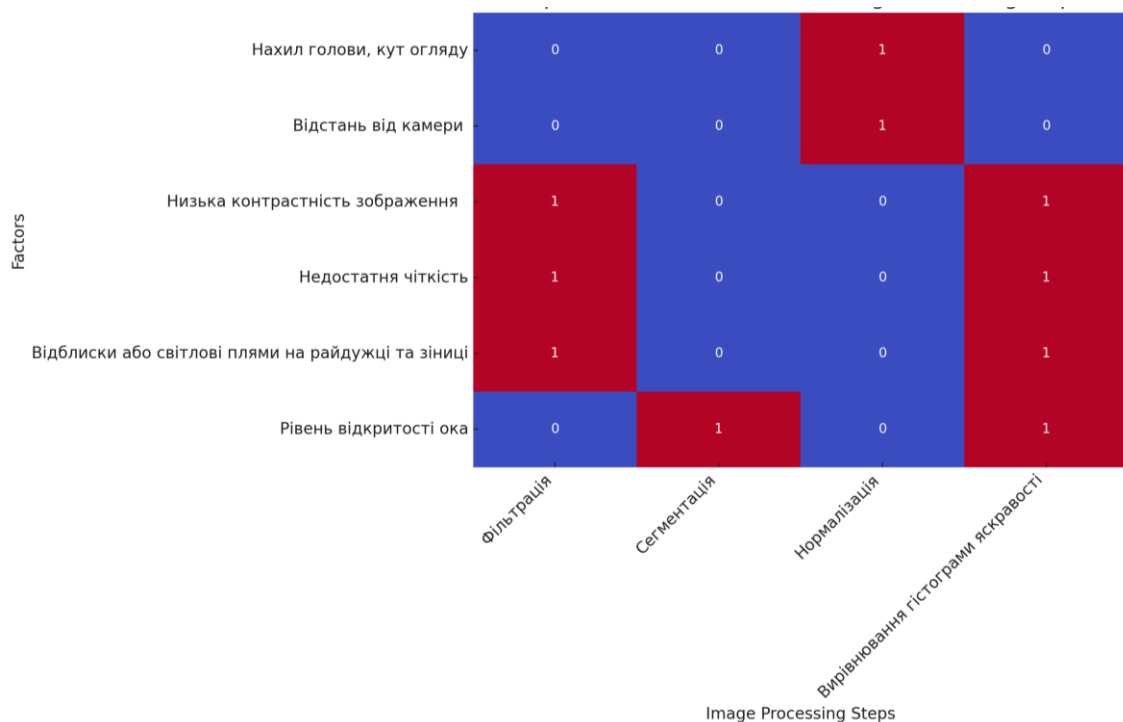


Рисунок 2.10 – Теплова карта, яка пояснює призначення методів підготовки зображення для зменшення певних типів вад та зменшення впливу шумів

Таким чином, вдосконалення методів обробки та аналізу вхідного зображення ока мають задачею зменшити вплив різних типів шумів та вад вхідного зображення.

Щоб візуалізувати взаємозв'язки між різними факторами, створимо теплову карту, яка є інтуїтивно зрозумілою і зручною формою пояснення співвідношення важливості різних методів обробки зображення у випадку появи різних видів спотворення зображення чи шумів (рисунок 2.10).

Інтенсивність кольору вказує, чи вважається фактор важливим (1) чи ні (0) для кожного виду погіршення зображення.

Таблиця вище (таблиця 2.3) пояснює, що якщо умови зйомки передбачають зміну яскравості, контрасту, роздільної здатності, то варто додатково застосовувати методи вирівнювання гістограм яскравості. Це призведе до більш коректної бінаризації і, як наслідок, більш коректне виділення ознак. Якщо просторове розташування ознак та формат вхідного зображення ока не є уніфікованим із шаблонами, яких вимагає система, то методи нормалізації мають вирішити цю проблему, тобто - змінити розмір зображення райдужки, зберігаючи при цьому важливі біометричні ознаки, які могли бути не дотримані через різну відстань від камери; видалити геометричні спотворення, викликані різними кутами нахилу голови та кутом погляду. Сегментація має забезпечити стійкість до змін форми райдужки, які можуть бути викликані особливостями фізіології або прикритими повіками. Вирівнювання гістограми яскравості допоможе збалансувати рівні контрасту та яскравості зображення райдужки за рахунок перерозподілу інтенсивностей пікселів. Це робить зображення більш стійким до змін в умовах поганого освітлення та інших зовнішніх факторів.

При виборі методів попередньої обробки та збільшення за рахунок цього точності формування вектору ознак, ми керувалися результатом аналізу відповідності використання методу попередньої обробки при наявному типі шуму, проведеного в [34] (таблиця 2.3).

Таблиця 2.3 - Відповідність використання методу попередньої обробки при певних типах шумів

Тип шуму	Запропонований метод
Низька освітленість та поганий контраст, тіні на зображеннях ока	Метод CLAHE або Метод Equalization histogram
Шум, такий як повіки, вії та пікселі зниці	Оператор Даугмана Детектор Hough-ліній
Низька роздільність та якість зображень райдужок	Техніка згорткової нейронної мережі (CNN)
Відбиток світла внаслідок відбиття	Морфологічні операції

Завершальними етапами роботи системи розпізнавання є виділення ознак і порівняння шаблонів райдужної оболонки ока. Зазвичай вважається, що в одній райдужці є більше 266 різних ознак, що знаходяться в її візерунках; приблизно 173 з них використовуються для створення шаблонів [35]. Ця інформація повинна бути виділена з нормалізованої райдужки і використовуватися для порівняння для особистої аутентифікації чи ідентифікації в залежності від області застосування. Таким чином, виходом модулю виділення ознак є вектор ознак (біометричний шаблон), який потім використовується для порівняння шаблонів. Ці шаблони порівнюються на останньому етапі за допомогою доступних технік порівняння для визначення рівнів схожості двох різних шаблонів райдужної оболонки ока при прийнятті рішення, чи належить шаблон вхідного зображення до одного із попередньо визначених класів.

3 АНАЛІЗ АПАРАТНО-ТЕХНОЛОГІЧНОЇ БАЗИ ДЛЯ ВИКОНАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1 Процес розпізнавання райдужної оболонки ока

Якщо зробити узагальнений огляд проблемної області, то можна сказати, що у порівнянні із традиційними методами автентифікації та ідентифікації (рисунок 3.1), біометричні методи мають такі переваги, як:

- універсальність означає наявність біометричної характеристики (БХЛ) кожної людини;
- унікальність означає, що не може бути двох осіб, які мають ідентичні значення БХЛ;
- стабільність – незалежність БХЛ від часу;
- збірність - можливість отримання біометричної характеристики від кожного індивіда;
- ефективність доводиться тим, що сучасні технології біометричної ідентифікації дозволяють досягти точності до 99,9% у визначенні особи [36];
- стійкість до підробки забезпечується тим, що біометричні методи вимагають фізичної присутності особи для взяття біометричних даних, що робить їх важкими до підробки або використання без дозволу.

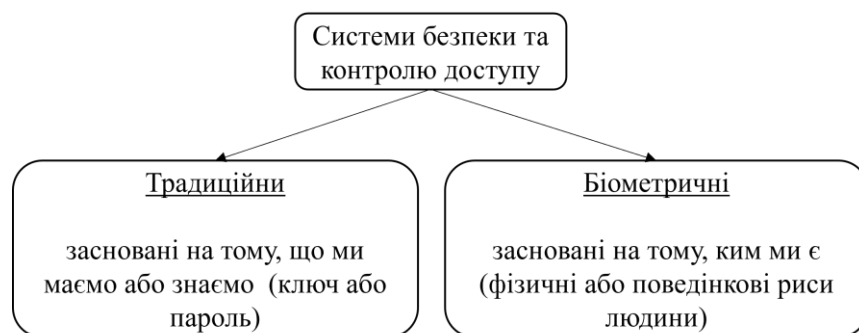


Рисунок 3.1 – Огляд систем безпеки за критерієм формування ідентифікаційних даних

Вибір джерела БХЛ є основним завданням створення конкретних біометричних технологій. Ідеальна БХЛ має бути універсальною, унікальною, стабільною, збираною, ефективною та стійкою до підробок.

Серед існуючих факторів біометричної ідентифікації (зображення та форма обличчя, зображення райдужної оболонки, сітківки та периферичної області ока, папілярний візерунок пальців та долоні, зображення венозного русла кисті та долоні, особливості голосу, почерку, ходи), перевагою райдужної оболонки ока (РОО) є вкрай низька вірогідність зміни чи підробки цього фактору, що робить його широко уживаним в біометричних системах (табл.2.1).

Реальні БХЛ не ідеальні і це обмежує їхнє застосування. В результаті експертної оцінки зазначених властивостей таких джерел БХЛ встановлено, що жодна з характеристик не відповідає вимогам щодо перерахованих критеріїв. Тому, вважаємо, що необхідною умовою використання тих чи інших БХЛ є їхня універсальність і унікальність, що може бути обґрунтовано взаємозв'язком цих факторів із генотипом людини.

Завдяки своїй унікальності, універсальності, стійкості до підробок та стабільності малюнку, розпізнавання людини за райдужною оболонкою ока відіграє важливу роль у численних додатках розпізнавання або автентифікації та, як наслідок, забезпечує високу ефективність використання даного БХЛ.

Більшість систем розпізнавання райдужної оболонки ока базуються на послідовності етапів, зображених на рисунку 3.2.



Рисунок 3.2 – Традиційний підхід до розпізнавання РОО

Вимоги до систем розпізнавання РОО є наступними:

- стійке виділення біометричної ознаки із зображень з шумами або із напівзакритим оком;
- обробка отриманих даних та подальше порівняння в режимі реального часу;
- забезпечення низького відсотку відмов у визначенні правильного користувача (FALse Rejection Rate - FRR) задля підвищення точності та надійності біометричної системи.

3.2 Рішення та обговорення результатів

При проведенні дослідження головна увага приділена методам сегментації та вирівнювання гістограми зображень, оскільки вони найбільше впливають на якість виділення ознак та точність подальшого розпізнавання зображення у випадку прикритого ока, яке може супроводжуватися низькою контрастністю та чіткістю. Виконані в рамках дослідження експерименти показані на рисунку 3.3 та передбачають дослідження впливу позначених методів на загальну точність розпізнавання на основі райдужної оболонки ока.

При використанні нейромережевих технологій фінальний результат подається у вигляді номеру класи, що говорить про рішення задачі класифікації. При використанні не нейромережевих алгоритмів на всіх кроках розпізнавання райдужної оболонки ока, кінцевий результат подається у вигляді оцінки схожості, яка розраховується на основі відстані Хаммінга та визначає кількість позицій у векторах ознак двох бінарних зображень, які відрізняються. Тобто, при повному співпадіння сформованих векторів ознак відстань Хаммінга буде дорівнювати 0.

Приклади вхідних зображень із описаними вадами наведені на рисунку 3.4.

Для пошуку внутрішнього (райдужної оболонки) та зовнішнього (склери) меж ока в роботі розглядається метод Daugman's integro-differential operator.



Рисунок 3.3 - Узагальнена структура методології проведення дослідження

При роботі із вказаним оператором, експериментально було встановлено наступні значення параметрів, які налаштовуються та орієнтуються на фізіологічні заміри райдужної оболонки ока (таблиця 3.1):

- мінімальний радіус – 10 мм (мінімальний радіус кола - контур зіничного краю райдужної оболонки ока, який алгоритм буде шукати в зображенні та розглядати як межі зіниці. Це допоможе уникнути помилкового виявлення дуже малих кіл, які не є частиною ока);

- максимальний радіус - $\text{sect} * 0.8$ (визначає верхній поріг радіуса кола - вийвий краю райдужної оболонки ока, виключаючи кола із більшим радіусом із розгляду, як ті, що не відносяться до райдужної оболонки);

- маска розмиття (smooth mask, SM) – 3-7 пікселів (застосовується до Hough простору, зменшуючи шуми для більш точного визначення кіл). Збільшення розмірів маски розмиття призводило до втрат деталей, що негативно впливало на побудову зв'язаних кіл в просторі Hough.

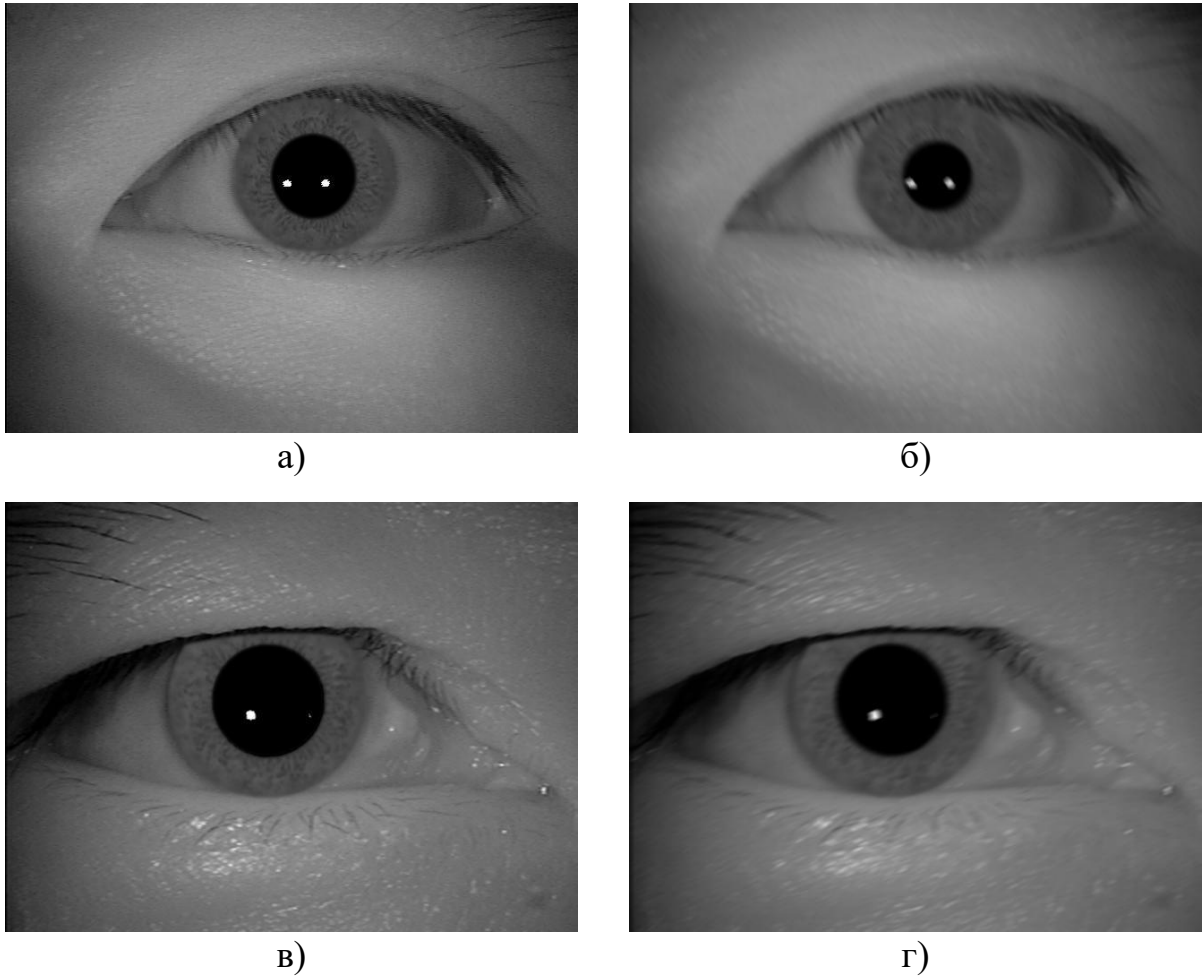
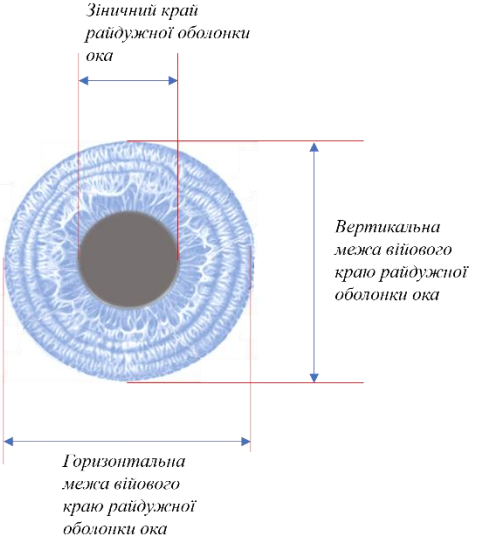


Рисунок 3.4 – Досліджувані особливості та вади вхідних зображень: а) незашумлене зображення відкритого ока, б) зашумлене зображення відкритого ока, в) незашумлене зображення прикритого ока, г) зашумлене зображення прикритого ока

Мінімальний і максимальний радіуси для пошуку кола визначалися ітераційно із кроком, що дорівнює 0.1 мм.

В роботі пропонується дослідити необхідність створення нормалізованого зображення безпосередньо перед сегментацією. Для оцінки впливу етапу нормалізації на точність виділення контурів зіничного краю райдужної оболонки ока та війового краю райдужної оболонки ока пропонується використовувати коефіцієнт Жакара для різного розміру маски розмиття для різних умов зйомки, використовуючи нормалізацію та оминаючи цей крок.

Таблиця 3.1 – Фізіологічні заміри райдужної оболонки ока

Пояснення	Зіничний край райдужної оболонки ока	Війовий край райдужної оболонки ока по вертикалі	Війовий край райдужної оболонки ока по горизонталі
	від 1,1 мм до 8,0 мм	12,0мм	12,5мм

Тобто, експеримент 1 виглядає наступним чином:

– застосування сегментації методом Даугмана до вхідного зображення, змінюючи розміри маски розмиття. Розрахунок коефіцієнта Жакара для сегментованого незашумленого зображення відкритого ока, зашумленого зображення відкритого ока, незашумленого зображення прикритого ока, зашумленого зображення прикритого ока без попередньої нормалізації;


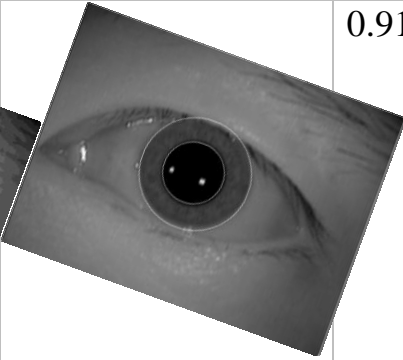

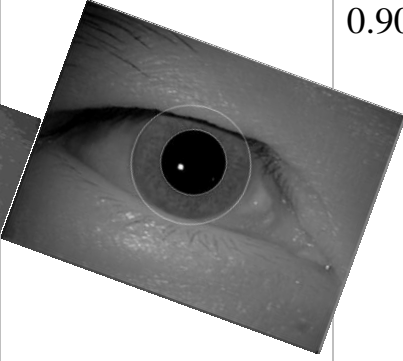
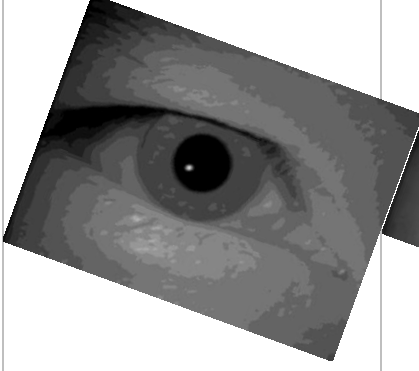
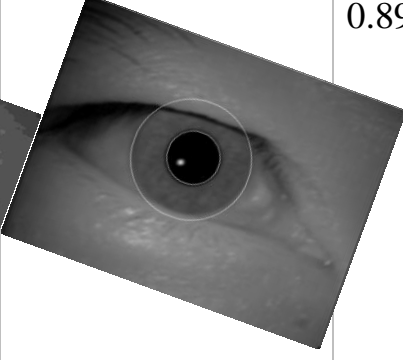
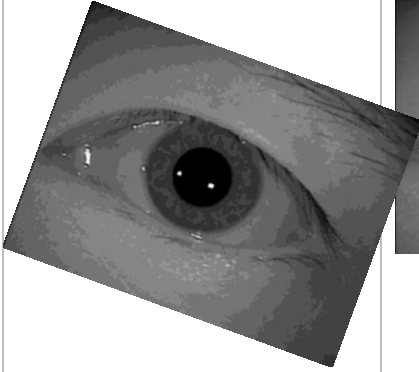
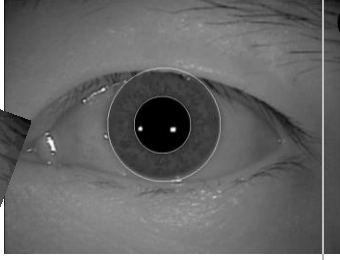
– застосування сегментації методом Даугмана до нормалізованого попередньо зображення, змінюючи розміри маски розмиття. Розрахунок коефіцієнта Жакара для незашумленого зображення відкритого ока, зашумленого зображення відкритого ока, незашумленого зображення прикритого ока, зашумленого зображення прикритого ока після попередньої нормалізації.

Під нормалізацією розуміємо боротьбу з геометричними спотвореннями вхідного зображення – зміна розміру, координат пікселів, обертання зображення із метою уніфікації розмірів та кутів нахилу зображення (таблиця 3.2).


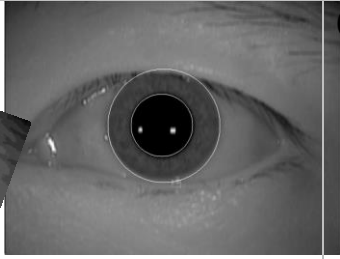

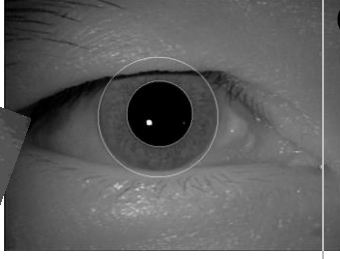
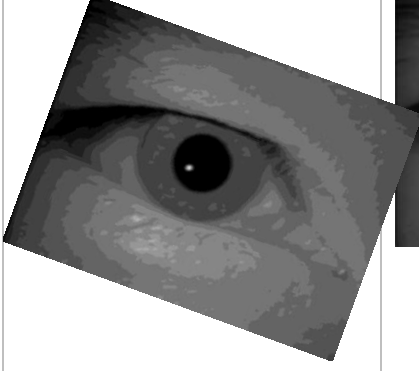
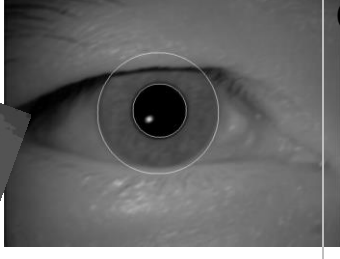
Таблиця 3.2 – Результат виділення контурів зіничного краю райдужної оболонки ока та війового краю райдужної оболонки ока

Характеристика вхідного зображення	Вхідне зображення	Результат виділення контурів при найвищій точності	Середня оцінка точності виділення контурів по коефіцієнту Жаккара		
			$S_m = 3$	$S_m = 5$	$S_m = 7$
1	2	3	4	5	6
Без попередньої нормалізації					
незашумлене зображення відкритого ока			0.93	0.89	0.84

Продовження Таблиці 3.2

1	2	3	4	5	6
зашумлене зображення відкритого ока			0.91	0.86	0.82
незашумлене зображення прикритого ока			0.90	0.83	0.81
зашумлене зображення прикритого ока			0.89	0.86	0.80
Після попередньої нормалізації					
незашумлене зображення відкритого ока			0,989	0.97	0.96

Продовження Таблиці 3.2

1	2	3	4	5	6
зашумлене зображення відкритого ока			0.97	0.965	0.94
незашумлене зображення прикритого ока			0.978	0.961	0.93 9
зашумлене зображення прикритого ока			0.971	0.959	0.94 1

Метрика Жаккара – це статистична міра, оцінює схожість між істинним сегментованим та розміченим зображеннями як відношення обсягу перетину до обсягу об'єднання множин. У випадку сегментованих зображень райдувної оболонки ока використовувалися наступні розрахунки:

$$MofJ = \frac{S_{intersection}}{S_{predicted} + S_{marked} - S_{intersection}}, \text{ де}$$

S_{marked} – площа розміченого істинного контуру,

$S_{predicted}$ – площа прогнозованого контуру,

$S_{intersection}$ – площа перетину між прогнозованим та істинним контуром.

Аналіз отриманих результатів в таблиці 3.2 показав, що оптимальний розмір розмиття маски обираємо рівний 3. Подальша сегментація виконується на зображеннях контурів, які підготовлені із врахуванням розмірів маски = 3 та після нормалізації, бо попередня нормалізація забезпечує збільшення коефіцієнта на 8%.

Дослідження та вдосконалення нормалізації на основі метода Даугмана не проводилося, оскільки оцінка точності нормалізації на основі даного методу дала достатньо точний результат.

Приймаємо обмеження кута погляду на нахилу голови – до 71 градуса.

Експеримент 2 полягав у дослідженні впливу обраних методів вирівнювання гістограм яскравості, а саме Equalization Histogram та CLAFE, на точність виділення характерних ознак райдужної оболонки ока. Оцінка точності буде виконана на основі оцінки відстані Хаммінга, шляхом аналізу визначеної відстані для двох однакових очей із різними умовами зйомки та оброблені різними еквалайзерами. Виконання *експерименту 2* побудовано наступним чином:

- для нормалізованого та сегментованого зображення виконується вирівнювання гістограми яскравості методом Equalization Histogram при різних умовах зйомки. Далі виконується виділення ознак методом Габора та розраховується відстань Хаммінга для двох однакових очей із різними умовами зйомки;

- для нормалізованого та сегментованого зображення виконується вирівнювання гістограми яскравості методом CLAFE при різних умовах зйомки. Далі виконується виділення ознак методом Габора та розраховується відстань Хаммінга для двох однакових очей із різними умовами зйомки;

- для нормалізованого та сегментованого зображення виконується

вирівнювання гісторграми яскравості послідовним застосуванням методів CLAHE та Equalization Histogram при різних умовах зйомки. Далі виконується виділення ознак методом Габора та розраховується відстань Хаммінга для двох однакових очей із різними умовами зйомки.

АНЕ (Адаптивне вирівнювання гістограми) з обмеженим контрастом (CLAHE) — це варіант адаптивного вирівнювання гістограми, у якому посилення контрасту обмежено, щоб зменшити проблему посилення шуму.

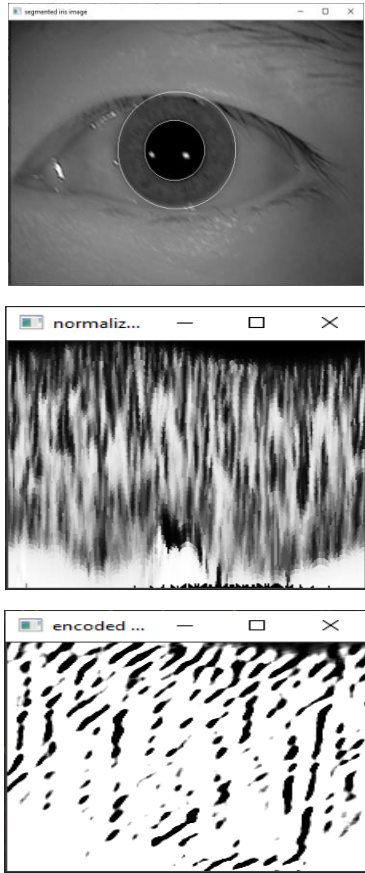
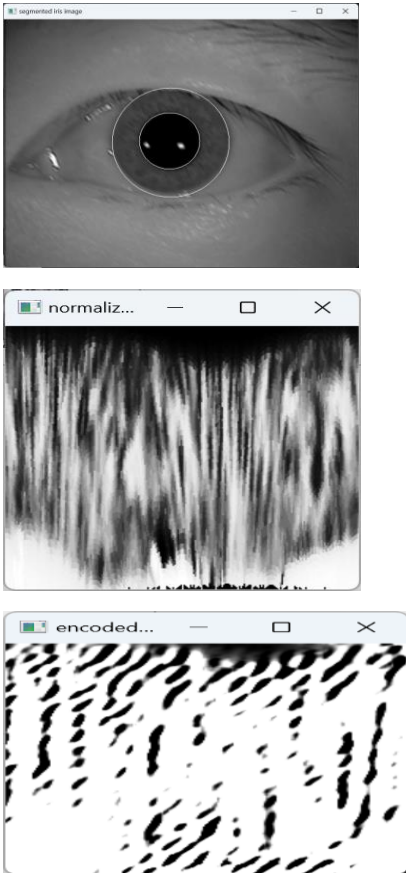
У CLAHE посилення контрасту в околицях заданого піксельного значення визначається нахилом функції перетворення. Це пропорційно нахилу кумулятивної функції розподілу сусідства (CDF) і, отже, значенню гістограми при цьому значенні пікселя. CLAHE обмежує посилення, обрізаючи гістограму на попередньо визначеному значенні перед обчисленням CDF. Це обмежує нахил CDF і, отже, функції перетворення. Значення, при якому обрізається гістограма, так зване обмеження відсікання, залежить від нормалізації гістограми і, таким чином, від розміру сусідньої області. Загальні значення обмежують результуюче посилення від 3 до 4.

Багато не відкидати частину гістограми, яка перевищує обмеження кліпу, а рівномірно перерозподіляти її між усіма бункерами гістограми.

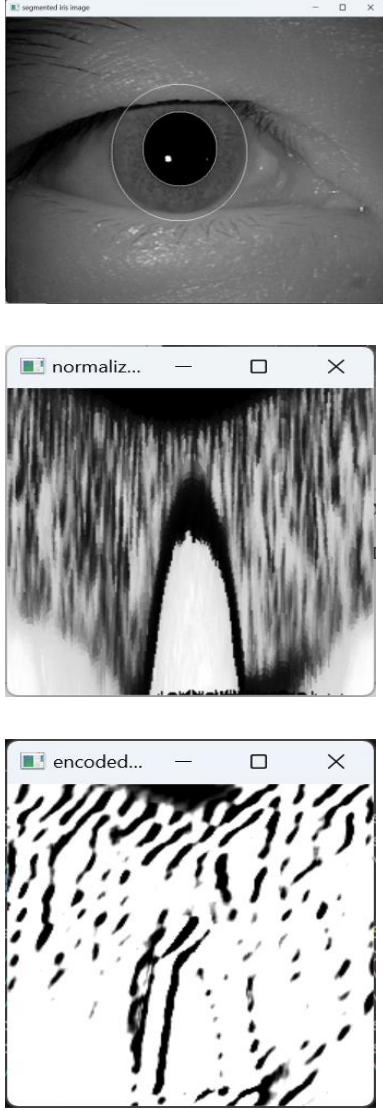

Перерозподіл призведе до того, що деякі контейнери знову перевищать ліміт кліпу (область, затінена зеленим кольором на малюнку), у результаті чого ефективний ліміт кліпу буде більшим за встановлений ліміт і точне значення якого залежить від зображення. Якщо це небажано, процедуру перерозподілу можна повторювати рекурсивно, поки надлишок не стане незначним.

З метою підвищення рівня розпізнавання райдужки та точності сегментації області райдужки на тлі залишкового фону зображення, вчені Сантос та Хойл використовували метод еквалізації гістограми (HE) для покращення зображення райдужки, отриманого при слабкому освітленні, для визначення меж зони зіниці (табл.3.4). Ці техніки використовуються для перерозподілу інтенсивностей пікселів [40].

Таблиця 3.4 – Оцінка впливу методу Equalization Histogram на точність виділення характерних ознак райдужної оболонки ока



<p>Еталонне зображення (без шуму). Результат виділення райдужної оболонки -> вирівняна гистограма -> виділені ознаки Габора</p>	<p>Вхідне зображення (з шумом) за різних умов зйомки. Результат виділення райдужної оболонки -> вирівняна гистограма -> виділені ознаки Габора</p>	<p>Середня відстань Хаммінга для двох однакових очей із різними умовами зйомки</p>
<p>1</p>	<p>2</p>	<p>3</p>
<p>незашумлене зображення відкритого ока</p> 	<p>зашумлене зображення відкритого ока</p> 	<p>0.347337</p>

Продовження Таблиці 3.4



1	2	3
<p data-bbox="225 293 745 389">незашумлене зображення іншого прикритого ока</p> 	<p data-bbox="767 293 1185 454">зашумлене зображення того ж самого прикритого ока</p> 	<p data-bbox="1246 293 1414 327">0.2849569</p>

Для поліпшення продуктивності розпізнавання райдужки за змінних умов якості зображення та контрасту отриманих зображень райдужки за слабого контрасту або освітлення, Альварес-Бетанкур та Гарсія-Сільвенте запропонували метод контрастно-обмеженої адаптивної еквалізації гістограми (CLANE) [41], модифіковану версію методу адаптивної еквалізації гістограми (АНЕ), який був запропонований Зуйдервельдом [42].

Таблиця 3.5 – Оцінка впливу методу CLANE на точність виділення характерних ознак райдужної оболонки ока

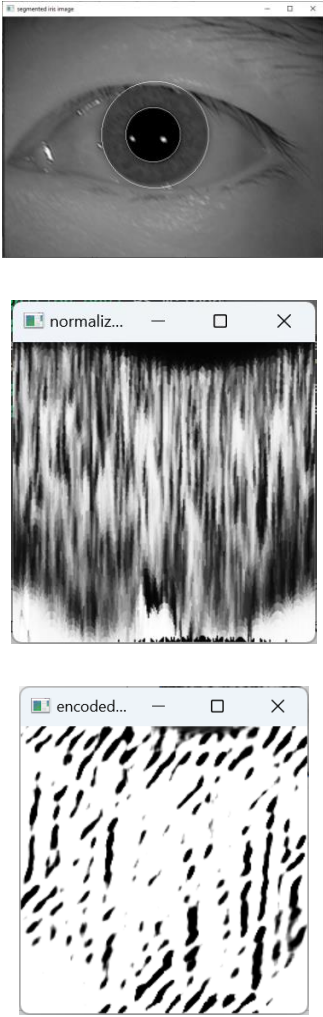
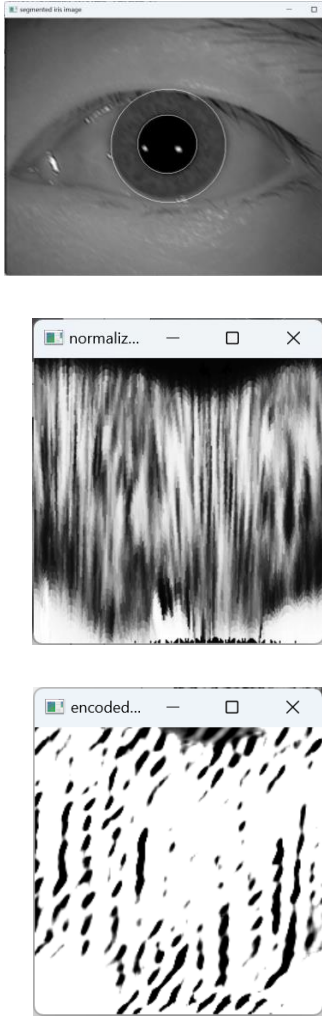
<p>Еталонне зображення(без шуму). Результат виділення райдужної оболонки -> вирівняна гістограма -> виділені ознаки Габора</p>	<p>Вхідне зображення(з шумом) за різних умов зйомки. Результат виділення райдужної оболонки -> вирівняна гістограма -> виділені ознаки Габора</p>	<p>Середня відстань Хаммінга для двох однакових очей із різними умовами зйомки</p>
1	2	3
<p>незашумлене зображення відкритого ока</p> 	<p>зашумлене зображення того ж самого відкритого ока</p> 	<p>0.29162</p>

Продовження Таблиця 3.5

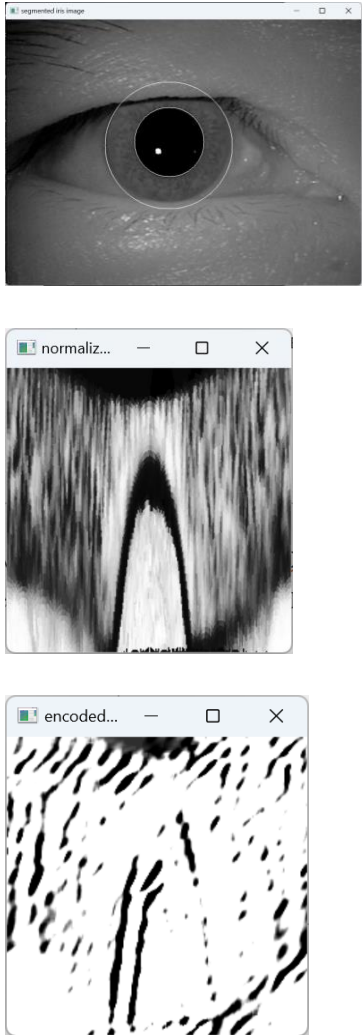
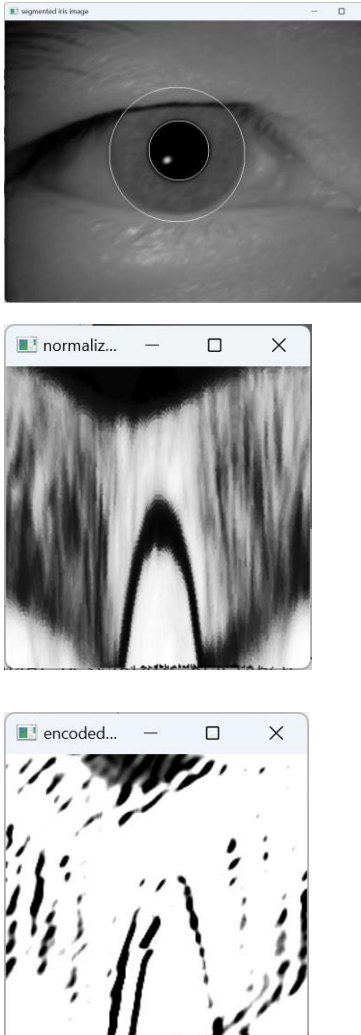
1	2	3
<p data-bbox="225 293 687 389">незашумлене зображення того ж самого прикритого ока</p> 	<p data-bbox="710 293 1161 389">зашумлене зображення того ж самого прикритого ока</p> 	<p data-bbox="1265 293 1374 324">0.2669</p>

Цей метод поліпшує контраст зображень в градаціях сірого та може також використовуватися для уникнення будь-якого шуму, який може бути присутній на зображенні. Махешан та ін. також працювали над тими ж обмеженнями і покращили зображення, застосовуючи дві техніки: HE та CLANE. Мета HE - визначити частоту темних кольорів, яка зазвичай розташовується у діапазоні від 0 до 50 пікселів. CLANE, з іншого боку, встановлює обмеження контрасту, що надає пропорційний баланс білого для вибраного зображення [43].

Таблиця 3.6 – Оцінка впливу послідовного застосування методів CLAHE та Equalization Histogram на точність виділення характерних ознак райдужної оболонки ока

<p>Еталонне зображення(без шуму). Результат виділення райдужної оболонки -> вирівняна гистограма -> виділені ознаки Габора</p>	<p>Вхідне зображення(з шумом) за різних умов зйомки. Результат виділення райдужної оболонки -> вирівняна гистограма -> виділені ознаки Габора</p>	<p>Середня відстань Хаммінга для двох однакових очей із різними умовами зйомки</p>
<p>1</p>	<p>2</p>	<p>3</p>
<p>незашумлене зображення відкритого ока</p> 	<p>зашумлене зображення того ж самого відкритого ока</p> 	<p>0,125033</p>

Продовження Таблиця 3.6

1	2	3
<p data-bbox="225 293 687 450">незашумлене зображення того ж самого прикритого ока</p> 	<p data-bbox="710 293 1173 450">зашумлене зображення того ж самого прикритого ока</p> 	<p data-bbox="1236 293 1401 327">0,1217115</p>

Послідовне застосування CLANE для адаптивного покращення контрасту в локальних областях зображення та EqualizeHist для подальшого глобального поліпшення контрасту зображення з обмеженим значенням максимального контрасту та розміру локальної області дає результати, наведені у таблиці 3.6.

Аналізуючи отримані результати відстаней Хаммінга можна зробити висновок, що застосування еквайзера CLANE та EqualizeHist дає

найкращий результат в середньому із порогом 0,1234, CLANE показує нижчий поріг, але і досить високий шанс хибного спрацювання. CLANE та EqualizeHist призводить до незначного збільшення часу обробки на ~ 3%.

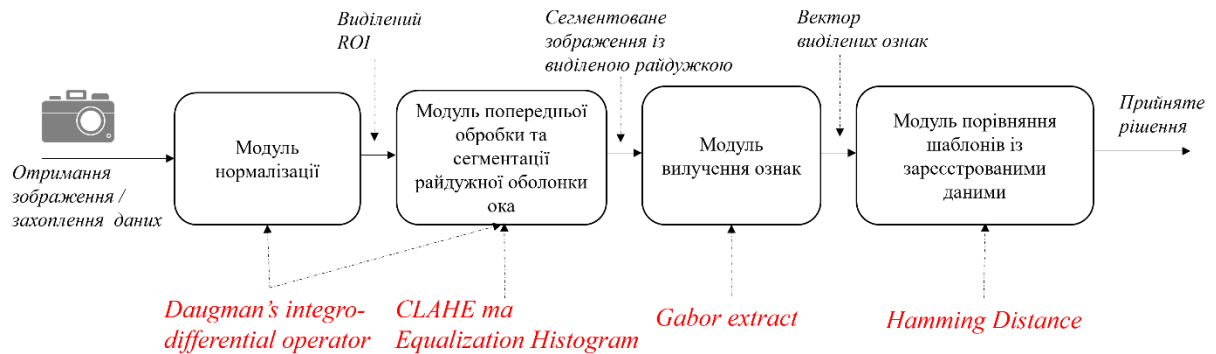


Рисунок 3.5 – Пайплайн розпізнавання райдужної оболонки ока без використання нейромрежевих методів

Зробивши висновок про те, що послідовне застосування оператору Даугмана для сегментації та нормалізації вхідного зображення (із розміром маски розмиття у 3 пікселі) -> вирівнювання гістограм на основі сумісного послідовного застосування методів CLANE та Equalization Histogram -> виділення ознак на основі методу Габора -> визначення кількості бітових відмінностей між відповідними пікселями двох зображень на основі розрахунку відстані Хаммінга (рисунок 3.5) забезпечує найменшу відстань між двома зображеннями (значення найменшої відстані у випадку відкритого незашумленого ока), залишається перевірити точність розпізнавання при виборі різних порогів (таблиця 3.7).

Таким чином, найбільшої точності вдалося досягти при встановленні порогу класифікації 0.35

Таблиця 3.7 – Точність розпізнавання зображення райдужної оболонки ока на основі дослідженого пайплайну без використання нейромережових методів

Значення порогу класифікації	Навчальна точність класифікації при розбалансованій навчальній вибірці	Навчальна точність класифікації при збалансованій навчальній вибірці (по 10 фото для кожного із 195 користувачів)	Тестова точність класифікації при збалансованій навчальній вибірці
0,15	5%	5%	6%
0,33	86%	91%	90%
0,35	87%	94%	92%

Експеримент 3 передбачає використання нормалізацію Даугмана та нейромережової реалізації методу виділення характерних ознак (DenseNet 201) замість методу Габора, виконуючи порівняння ознак на основі конволюційної нейронної мережі замість визначення дистанції Хамінга.

Таким чином, мета даного експерименту полягає в тому, щоб показати ефективність пайплайну, в якому задачі вилучення характерних ознак та класифікація покладені на штучні нейронні мережі (рисунок 3.6), аналізуючи навчальну та тренувальну точність класифікації для збалансованих та розбалансованих навчальних вибірок. Під розбалансуванням розуміємо, що для представників вихідних класів у тестовій вибірці задана різна кількість навчальних зображень.

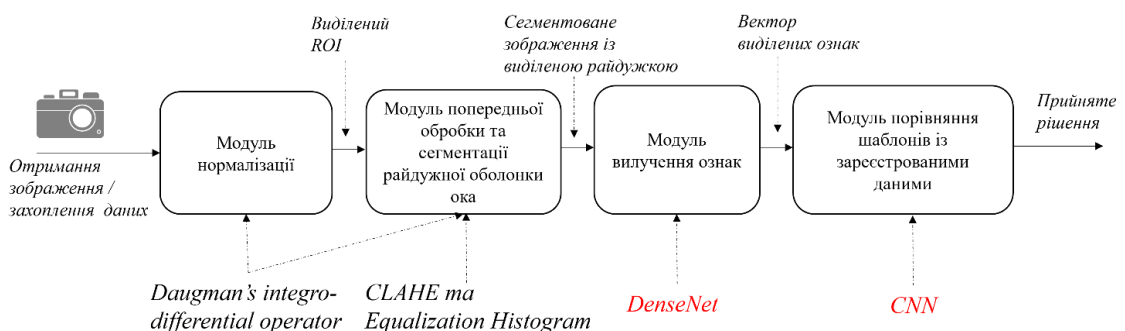


Рисунок 3.6 – Пайплайн часткового нейромережового розпізнавання райдужної оболонки ока

На вхід нейронної мережі DenseNet подаються нормалізовані зображення ока, гістограма яскравості яких попередньо вирівняна послідовним застосуванням методів CLAHE та EqualizeHist.

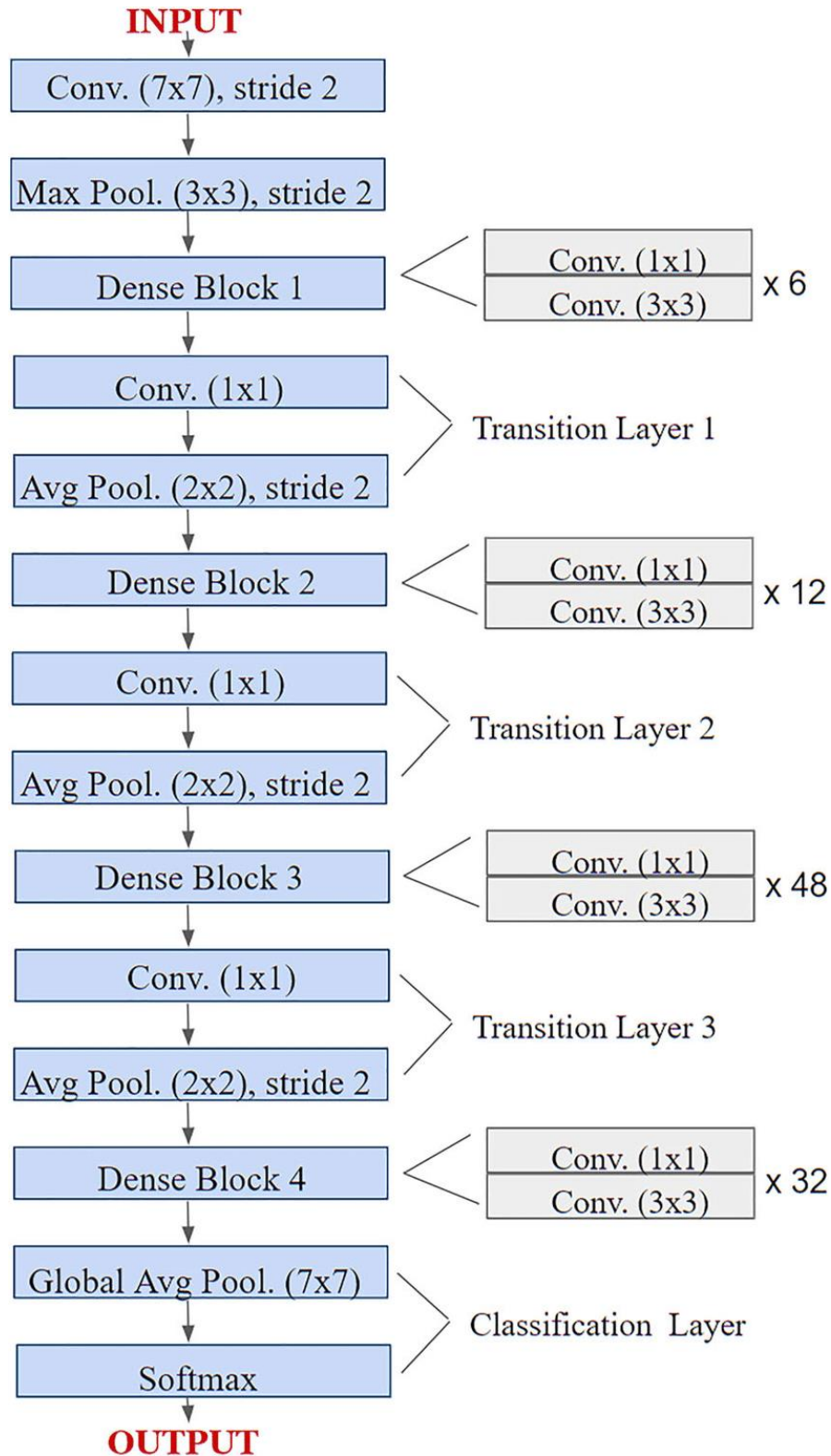


Рисунок 3.7 – Архітектура нейронної мережі DenseNet201

Нейронну мережу глибокого навчання Densely Connected Convolutional Network було обрано через притаманні їй особливості - кожен шар в мережі даного типу з'єднується з кожним іншим шаром у більш густу мережу. Це відрізняє її від звичайних згорткових мереж (CNN), де кожен шар передає вихід лише наступному шару вперед. Збільшена коннективність між шарами дозволяє зменшити кількість параметрів, які потрібно навчити, що є більш ефективним з обчислювальної точки зору та важливо в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Сам класифікатор має наступну архітектуру:

Flatten – перетворює вхідні дані в одновимірний масив. Використовується для того, щоб видалити дво- або багатовимірний масив вхідних даних в одновимірний, що дозволяє подати дані на повнозв'язний шар. Він додатково формує вхідних даних без першого виміру.

Ця архітектура має 4 основні шари.

Dense – повнозв'язковий шар із 100 нейронами і функцією активації LeakyReLU з параметром $\alpha=0.3$. Цей шар слідує від шару Flatten і проводить їх через 100 нейронів, використовуючи лінійне перетворення, а потім нелінійну активацію.

Dropout – шар відсіву з параметром 0.4, який випадковим чином відключає 40% нейронів під час тренування для запобігання перенавчанню.

Dense – ще один повнозв'язний шар, але вже з 50 нейронами і функцією активації LeakyReLU з параметром $\alpha=0.3$.

Dropout – другий шар відсіву, але з параметром 0.5, який відключає 50% нейронів.

Dense – вихідний повнозв'язковий шар із кількістю нейронів, рівною кількістю класів, які потрібно класифікувати, з функцією активації "softmax", яка використовується для отримання ймовірних класифікацій для кожного класу.

Оптимізатор – Адам зі швидкістю навчання 0.0001. Модель компіюється з втратами "categorical_crossentropy" та метрикою "accuracy".

У подальшому для знаходження оптимальної кількості шарів

класифікатора ми можемо додавати чи вилучати Dense/Dropout шари.

Результати експерименту 3 наведені у таблиці 3.8.

Таблиця 3.8 - Точність розпізнавання зображення райдужної оболонки ока на основі дослідженого пайплайну з використання нейромрежевих методів вилучення ознак та класифікації вилучених ознак

Кількість шарів DenseNet:	Кількість шарів CNN	Кількість епох навчання CNN	Тестова точність класифікації при збалансованій навчальній вибірці
201	4	300	93.35%
201	4	500	94.45%
201	4	800	95.36%
201	4	1200	96.75%
201	4	1500	97.95%
201	2	300	95.42%
201	2	500	95.87%
201	2	800	94.83%
201	2	1200	93.13%
201	2	1500	93.86%
201	6	300	81.54%
201	6	500	82.39%
201	6	800	83.64%
201	6	1200	85.34%
201	6	1500	86.23%

Дивлячись на результати можна побачити, що використання 4 основних шарів є найкращим з точки зору точності рішенням. Але використання і 2 шарів є непоганим вибором, дає менше точності, але і потребує менше часу на тренування.

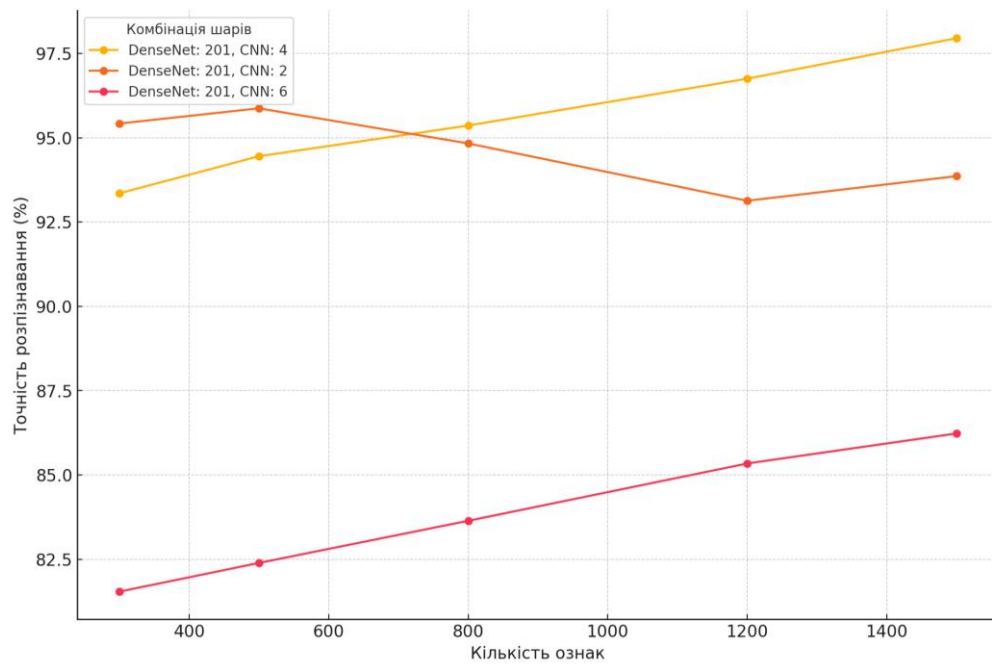


Рисунок 3.8 - Лінійний графік, що показує залежність точності розпізнавання від кількості епох для різної кількості шарів в DenseNet та CNN

Аналізуючи побудований графік, можна зробити кілька важливих висновків щодо залежності точності розпізнавання від кількості епох навчання для різної кількості шарів CNN.

Точність розпізнавання зростає зі збільшенням кількості епох навчання у всіх представлених комбінаціях кількості шарів. Це свідчить про те, що більша кількість епох навчання забезпечує більшу ефективність розпізнавання.

Найвищі результати точності (понад 97%) досягаються при комбінації 201 шар DenseNet і 4 шари CNN з 1500 епохами навчання.

Кожна з ліній на графіку має плавний, майже лінійний характер зростання, без різких перепадів, що свідчить про стабільність алгоритмів розпізнавання при збільшенні кількості епох навчання.

Експеримент 4 передбачає використання нейромережевого пайплайну для всіх етапів обробки та аналізу вхідного зображення, окрім сегментації (нормалізація Даугмана не використовується). В якості класифікатора використовується згорткова нейронна мережа, дослідження архітектури якої є головною метою даного експерименту.

Таблиця 3.9 – Точність нейромережевого розпізнавання райдужної оболонки ока на основі згорткової нейронної мережі

Кількість шарів CNN	Кількість епох навчання CNN	Тестова класифікація збалансованій вибірці	точність при навчальній	Значення функції втрат
Розподіл датасету - тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 70% : 15% : 15%				
4	200	97.04%		7.42%
4	300	97.48%		6.76%
4	500	98.41%		4.61%
4	800	98.01%		1.79%
4	1200	99.43%		1.28%
4	1500	99.93%		0.58%
Розподіл датасету - тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 70% : 5% : 25%				
4	200	97.17%		15.42%
4	300	98.22%		13.32%
4	500	97.87%		10.11%
4	800	98.88%		8.87%
4	1200	98.38%		8.13%
4	1500	96.22%		7.88%
Розподіл датасету - тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 50% : 25% : 25%				
4	200	95.32%		22.65%
4	300	95.82%		22.05%
4	500	96.33%		20.34%
4	800	96.95%		18.05%
4	1200	98.53%		14.76%
4	1500	98.14%		13.76%

Перед проведенням експерименту виконана розподіл датасету на тренувальний, валідаційний та тестовий набори. Тренувальний набір буде використовуватися для навчання моделі, валідаційний – для налаштування гіперпараметрів та оцінки продуктивності моделі під час навчання, а

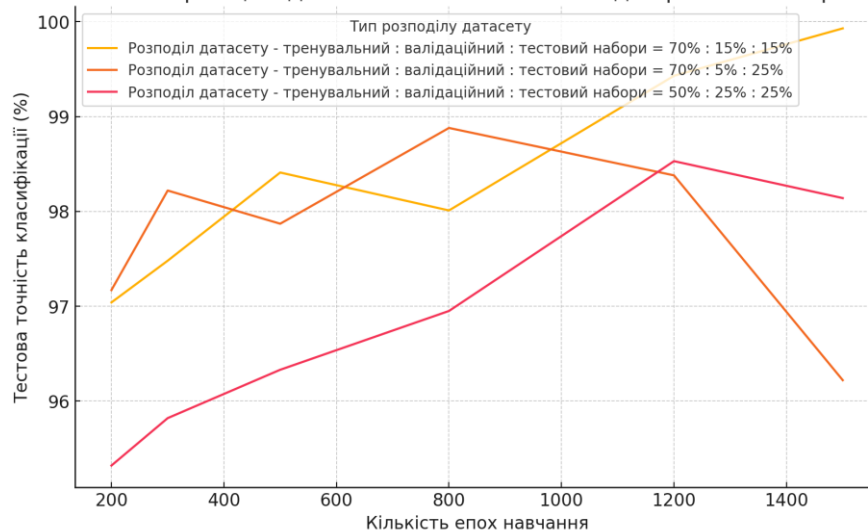
тестовий – для оцінки остаточної точності моделі. Розподіл виконувався наступним чином:

- тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 70% : 15% : 15%;
- тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 70% : 5% : 25%;
- тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 50% : 25% : 25%.

Подальші кроки полягають у зміні кількості шарів та епох навчання для досягнення найвищих показників точності класифікації (accuracy) та функції втрат (loss function) для трьох різних підходах до декомпозиції датасету. Результати наведено у таблиці 3.9.

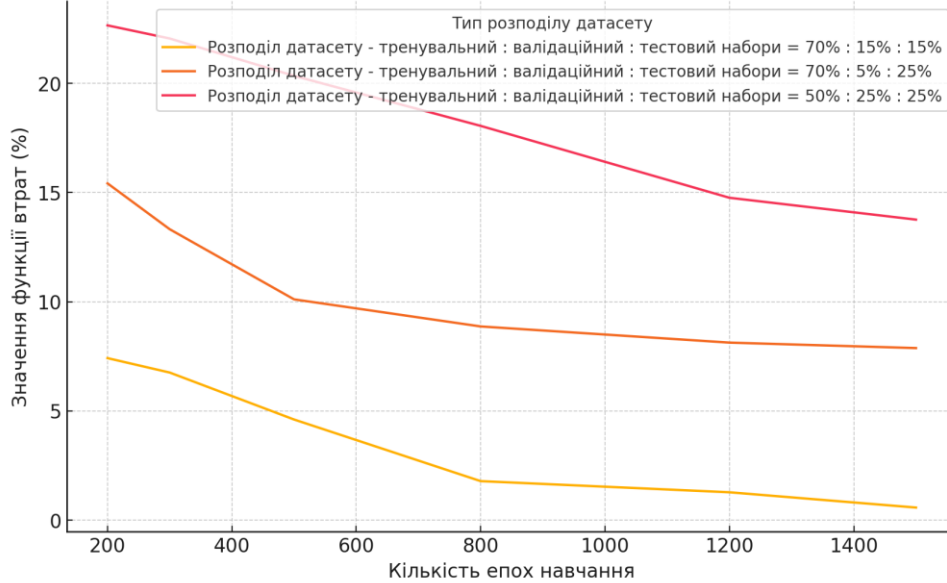
По даним результатам можна зробити висновок що оптимальним є розподіл датасету – тренувальний : валідаційний : тестовий набори = 70% : 15% : 15%, який досягає майже 100% точності при 0.5% функції втрат за 1500 епох.

Тестова точність класифікації від кількості епох навчання для різних типів розподілу датасету



a)

Значення функції втрат від кількості епох навчання для різних типів розподілу датасету



б)

Рисунок 3.9 – Аналіз результатів: а) точність нейромережевого розпізнавання райдужної оболонки ока на основі згорткової нейронної мережі, б) значення функції втрат

Загалом, тестова точність зростає зі збільшенням кількості епох навчання. Різні типи розподілу датасету незначно впливають на кінцеву точність, але можна помітити, що розподіл датасету у співвідношення 70% : 15% : 15% (відповідно тренувальний : валідаційний : тестовий набори) показують кращі результати.

Узагальнюючи результати, наведені в таблицях 3.7-3.9, можна зробити висновок, що найбільшої точності вдається досягти при використанні пайплайну на основі нейромережі без попередньої нормалізації зображення (не враховуючи сегментацію), але з використанням EqualizeHist/CLAFE.

Час класифікації залежить від обраного підходу класифікації (Таблиця 3.10), тобто можна виділити наступні значення:

- час класифікації на основі пайплайну без використання нейромережевих методів – T_1 ;

- час класифікації на основі пайплайну із частковим використанням нейромережевих методів для виділення ознак та класифікації виділених ознак – T_2 ;

- час класифікації на основі нейронної мережі згорткового типу – T_3 .

Будемо брати час класифікації відштовхуючись від кращого результату у кожному з варіантів.

Таблиця 3.10 – Час класифікації у залежності від обраного підходу

T_1	T_2	T_3
7 хв 41 сек	8хв 54 сек	10хв 33 сек

Як видно з таблиці 3.10, час навчання нейронної мережі є досттньо високим, але треба зазначити, що навчання виконується один раз.

Тому, вважаю, що нейормережева класифікація є рекомендованим вибором для розпізнавання РОО, оскільки забезпечує найвищу точність 99.93% при правильно сконфігурованій нейронній мережі.

ВИСНОВКИ

Аналіз існуючих підходів показав, що стандартною процедурою біометричної ідентифікації на основі РОО є сканування шляхом фотографування обличчя камерою з високою роздільною здатністю, виділення РОО (унікальної у кожній людині) і перетворення на цифровий код. Використовуючи чорно-біле зображення, яке зменшує вплив можливих пігментних плям або знебарвлення райдужної оболонки, проводиться порівняння із існуючими у базі шаблонами на основі різних традиційних або інтелектуальних методів аналізу. Лідерами галузі аналізу РОО є компанії EyeLock, Apple, Samsung, Fujitsu Ltd.

Прикладами використання розпізнавання РОО є інтеграція до системи контролю доступу, ідентифікація осіб у особливих зонах (аеропорти, зони прикордонного контролю, паспортні столи) тощо, бо обраний біометричний фактор має високий рівень безпеки, універсальності, доступу та надійності.

Недоліком обраного методу є те, що незначні травми ока можуть вплинути на точність розпізнавання; погіршення ідентифікації після вживання алкоголю або наркотичних речовин; висока вартість інтеграції.

Враховуючи статистику FRR (False Rejection Rate) та FAR (False Acceptance Rate), розпізнавання райдужної оболонки ока вважається найбільш точним типом біометрії. Вимірюючи унікальні складки та характеристики м'язів райдужної оболонки ока, інструменти біометричної перевірки можуть визначити особу з дуже високим ступенем точності.

У ході виконання кваліфікаційної роботи були досягнуті наступні результати: проведено огляд сучасних систем біометричної ідентифікації на основі РОО, який показав, що ці системи мають високу точність і надійність, однак їх ефективність значно залежить від якості вхідних зображень.

Аналіз методів препроцесінгу (вирівнювання гістограми та адаптивне вирівнювання гістограми) показало, що дані методи сприяють покращенню

контрасту зображень та зменшенню впливу шумів, що позитивно відображається на точності розпізнавання.

Розроблена функціональна модель системи розпізнавання РОО включає етапи сегментації, нормалізації, виділення ознак та порівняння шаблонів. Першим дослідженням було визначення доцільності нормалізації вхідного зображення перед етапом сегментації. Аналіз отриманих результатів показав, що оптимальний розмір розмиття маски обираємо рівний 3. Подальша сегментація виконується на зображеннях контурів, які підготовлені із врахуванням розмірів маски = 3 та після нормалізації, бо попередня нормалізація забезпечує збільшення коефіцієнта на 8%. Експериментально було встановлено, що допустимим кутом нахилу голови є 71 градус.

Експериментальне дослідження впливу методів попередньої обробки на точність розпізнавання показали, що послідовне застосування CLANE та Equalization Histogram дає найкращі результати при різних умовах зйомки, досягаючи в середньому показника подібності 0,1234 для двох однакових очей із різними умовами зйомки, на відміну від окремого використання методу Equalization Histogram із показником близькості 0,347337 (за оцінкою відстані Хаммінга для ознак, виділених на метода Габора після нормалізація та сегментації зображення).

Загальна оцінка результатів показує, що вибір оптимальних методів попередньої обробки зображень здатні покращує точність розпізнавання райдужної оболонки ока, особливо у випадках низької якості вхідних зображень або наявності шумів, досягаючи 94% точності традиційними (не нейромеревевими методами), 97,95% на основі пайплайну часткового нейромережевого розпізнавання райдужної оболонки ока, 99,93% без традиційних методів, тобто повністю покладаючись на згорткову нейронну мережу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Olesia Barkovska, Yaroslav Liapin, Tetiana Muzyka, Ihor Ryndyk, Pavlo Botnar, "GAZE DIRECTION MONITORING MODEL IN COMPUTER SYSTEM FOR ACADEMIC PERFORMANCE ASSESSMENT. CIVIL LAW ASPECT" , Information Technologies and Learning Tools, 2024, Vol 99, №1, 63-75pp. DOI: 10.33407/itlt.v99i1.5503
2. Liang Y. et al. Behavioral biometrics for continuous authentication in the internet-of-things era: An artificial intelligence perspective //IEEE Internet of Things Journal. – 2020. – Т. 7. – №. 9. – С. 9128-9143.
3. Malgheet J. R. et al. Iris recognition development techniques: a comprehensive review //Complexity. – 2021. – Т. 2021. – С. 1-32.
4. Nguyen K., Proença H., Alonso-Fernandez F. Deep learning for iris recognition: A survey //arXiv preprint arXiv:2210.05866. – 2022.
5. SADEQ S., ZIDAN K. A., STEPHAN J. J. A Review on Iris Recognition System Based Different Classification Techniques //Solid State Technology. – 2021. – Т. 64. – №. 2. – С. 5106-5120.
6. Jain A. K., Sahoo S. R., Kaubiyal J. Online social networks security and privacy: comprehensive review and analysis //Complex & Intelligent Systems. – 2021. – Т. 7. – №. 5. – С. 2157-2177.
7. Bharathi B., Shamily P. B. A review on iris recognition system for person identification //International Journal of Computational Biology and Drug Design. – 2020. – Т. 13. – №. 3. – С. 316-331.
8. Ahmed H. M., Taha M. A. A brief survey on modern iris feature extraction methods //Engineering and Technology Journal. – 2021. – Т. 39. – №. 1. – С. 123-129.
9. Min-Allah N., Jan F., Alrashed S. Pupil detection schemes in human eye: a review //Multimedia Systems. – 2021. – Т. 27. – №. 4. – С. 753-777.
10. Ferencova N. et al. Eye pupil—a window into central autonomic regulation

- via emotional/cognitive processing //Physiological Research. – 2021. – Т. 70. – №. Suppl 4. – С. S669.
11. Joshi S., Gold J. I. Pupil size as a window on neural substrates of cognition //Trends in cognitive sciences. – 2020. – Т. 24. – №. 6. – С. 466-480.
 12. Mahanama B. et al. Eye movement and pupil measures: A review //frontiers in Computer Science. – 2022. – Т. 3. – С. 733531.
 13. Fathee H., Sahmoud S. Iris segmentation in uncooperative and unconstrained environments: state-of-the-art, datasets and future research directions //Digital Signal Processing. – 2021. – Т. 118. – С. 103244.
 14. S. PRABHAKAR, S. PANKANTI, and A. K. Jain, "Biometric recognition: Security and privacy concerns," IEEE Secur. Прив., т. 1, № 2, с. 33-42, 2003.
 15. N. S. Sarode and a M. Patil, "Review of Iris Recognition: An evolving Biometrics Identification Technology," Int. J. Innov. Sci. Mod. Eng., vol. 2, no. 10, pp. 34-40, 2014.
 16. R. Nilakant, H. P. Menon, K Vikram, "A Survey on Advanced Segmentation Techniques for Brain MRI Image Segmentation," International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology, vol 7, no. 4, 2017.
 17. Yuhandri, S. Madenda, E. P. Wibowo, Karmilasari, "Object Feature Extraction of Songket Image Using Chain Code Algorithm," International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology, vol 7, no. 1, pp. 235-241, 2017.
 18. G. Yadav, S. Maheshwari, and A. Agarwal, "Foggy image enhancement using contrast limited adaptive histogram equalization of digitally filtered image: Performance improvement," in 2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2014, pp. 2225-2231.
 19. H. Proen^a and L. A. Alexandre, "Iris recognition: Analysis of the error rates regarding the accuracy of the segmentation stage," Image Vis.

- Comput., vol. 28, no. 1, pp. 202-206, 2010.
- 20.K. Roy, P. Bhattacharya, and C. Y. Suen, "Iris segmentation using variational level set method," *Opt. Lasers Eng.*, vol. 49, no. 4, pp. 578-588, 2011.
- 21.K. Dharavath, F. a Talukdar, and R. H. Laskar, "Study on Biometric Authentication Systems , Challenges and Future Trends : A R eview, " *Comput. Res. ...*, 2013.
- 22.S. A. Sahmoud and I. S. Abuhaiba, "Efficient iris segmentation method in unconstrained environments," *Pattern Recognit.*, vol. 46, no. 12, pp. 3174-3185, Dec. 2013.
- 23.G. Santos and E. Hoyle, "A fusion approach to unconstrained iris recognition," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 33, no. 8, pp. 984-990, Jun. 2012.
- 24.N. Kaur and M. Juneja, "A Novel Approach for Bis Recognition in Unconstrained Environment."
- 25.R. Gonzalez and R. Woods, *Digital image processing*. 2002.
- 26.P. Sharma and G. Garg, "Entropy based optimized weighted histogram equalization for Hazy Images," in *2014 9th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS)*, 2014, pp. 1-6.
- 27.G. Srivastava and T. K. Rawat, "Histogram equalization: A comparative analysis & a segmented approach to process digital images," in *2013 Sixth International Conference on Contemporary*
- 28.S. M. Pizer, E. P. Amburn, J. D. Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer, B. ter Haar Romeny, J. B. Zimmerman, and K. Zuiderveld, "Adaptive histogram equalization and its variations," *Comput. Vision, Graph. Image Process.*, vol. 39, no. 3, pp. 355-368, Sep. 1987.
- 29.S. Pizer, R. Johnston, and J. Ericksen, "Contrast-limited adaptive histogram equalization: speed and effectiveness," *Proc. ...*, 1990.
- 30.S. Das, T. Gulati, and V. Mittal, "Histogram Equalization Techniques for Contrast Enhancement: A Review," *Int. J. Comput. Аппи.*, vol 114, ni 10, c. 975-8887, 2015.

31. W. Liu, H. Zhan, J. Zhao, T. Zhao, and H. Wang, "An improved histogram equalization approach for optical remote sensing images enhancement," in 2013 Chinese Automation Congress, 2013, pp. 152-155.
32. G. Yadav, S. Maheshwari, and A. Agarwal, "Foggy image enhancement using contrast limited adaptive histogram equalization of digitally filtered image: Performance improvement," in 2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2014, pp. 2225-2231.
33. A. Raju, "A comparative analysis of histogram equalization based techniques for contrast enhancement and brightness preserving," 2013.
34. Malgheet J. R. et al. Iris recognition development techniques: a comprehensive review //Complexity. – 2021. – Т. 2021. – С. 1-32
35. P. Khaw, "Iris Recognition Technology for Improved Authentication", SANS Security Essentials(GSEC) Practical Assignment, version 1.3, SANSInstitute, 2002, pp.5-8
36. Dargan S., Kumar M. A comprehensive survey on the biometric recognition systems based on physiological and behavioral modalities //Expert Systems with Applications. – 2020. – Т. 143. – С. 113114.
37. A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, "Biometrics: personal identification in networked society", vol. 1. 1999, p. 434.
38. Nithya A. A., Lakshmi C. Iris recognition techniques: a literature survey //International Journal of Applied Engineering Research. – 2015. – Т. 10. – №. 12. – С. 32525-32546
39. Malgheet J. R. et al. Iris recognition development techniques: a comprehensive review //Complexity. – 2021. – Т. 2021. – С. 1-32
40. G. Santos та E. Hoyle, "Підхід ф'южнування до невідмеженого райдужкового розпізнавання," Pattern Recognition Letters, том 33, № 8, с. 984–990, 2012
41. Y. Alvarez-Betancourt та M. Garcia-Silvente, "Метод вилучення особливостей на основі ключових точок для райдужкового розпізнавання при

змінних умовах якості зображення," Knowledge-Based Systems, том 92, с. 169–182, 2016

42. K. Zuiderveld, "Обмежена адаптивна гістограмна еквалізація контрасту," у Graphics Gems IV, Academic Press, Кембридж, МА, США, 1994

43. M. S. Maheshan, B. S. Harish, та N. Nagadarshan, "Про використання техніки покращення зображень для стійкої сегментації склери," Procedia Computer Science, том 143, с. 466–473, 2018