

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інфокомунікацій
(повна назва)

Кафедра Інформаційно-мережної інженерії
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів розпізнавання людини за райдужною оболонкою ока

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання,
групи ІМІМ-23-1

Стешенко С.С.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 172 Електронні комунікації
та радіотехніка

(код і повна назва спеціальності)

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

Освітня програма Інформаційно-мережна
інженерія

(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Омельченко С.В.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

(підпис)

Безрук В.М.

(прізвище, ініціали)

2025 р.

Не містить відомостей, заборонених до відкритого публікування

Студент _____ / Стещенко С. С. /
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник _____ / Омельченко С.В. /
(підпис) (прізвище та ініціали)

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інфокомунікацій
Кафедра Інформаційно-мережної інженерії
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 172 Електронні комунікації та радіотехніка
(код і повна назва)
Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Інформаційно-мережна інженерія
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« 28 » жовтня 2024 р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві Стешенко Софія Станіславівна
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів розпізнавання людини за райдужною оболонкою ока

затверджена наказом по університету від « 28 » жовтня 2024 р. № 1148 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 23 січня 2025 р.

3. Вхідні дані до роботи Виконати огляд методів розпізнавання Розглянути особливості попередньої обробки зображень. Розглянути метод оцінювання ознак та методи прийняття рішень Виконати експериментальне дослідження.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі Вступ

1. Огляд методів розпізнавання

2. Попередня обробка зображення райдужної оболонки

3. Оцінювання функцій ознак

4. Методи прийняття рішень

5. Результати експериментальних досліджень

Висновки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) слайди презентації в форматі Power Point (назва роботи, актуальність, огляд методів розпізнавання методи прийняття рішень, результати експериментальних досліджень висновки)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Вступ	02.11.2024	виконано
2	Огляд методів розпізнавання	09.11.2024	виконано
3	Попередня обробка зображення райдужної оболонки	12.11.2024	виконано
4	Оцінювання функцій ознак	20.11.2024	виконано
5	Методи прийняття рішень	02.12.2024	виконано
6	Результати експериментальних досліджень	22.12.2024	виконано
	Висновки	02.01.2025	
7	Оформлення пояснювальної записки	12.11.2025	виконано

Дата видачі завдання 28 жовтня 2024 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. Омельченко С.В.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 611 с., 11 рис., 42 джерел, 1 додаток.

Об'єкт дослідження – Біометрична автентифікація по райдужній оболонці ока.

Мета роботи – Визначення ефективності методів розпізнавання людини за райдужною оболонкою ока для підвищення точності та надійності ідентифікації особистості.

Райдужна оболонка ока демонструє високу точність та надійність, але потребує спеціалізованого обладнання та умов для знімання.

Сітківка ока є найбільш надійним методом з точки зору унікальності біометричних характеристик, проте процес розпізнавання є більш складним і часозатратним.

РАЙДУЖНА ОБОЛОНКА ОКА, СЕГМЕНТАЦІЯ, ВІЙВЛЕТИ, АЛГОРИТМИ РОЗПІЗНАВАННЯ.

THE ABSTRACT

Explanatory note: 61 p., 11 fig., 42 sources, 1 app.

Object of research – Biometric authentication by iris.

Purpose of work – Determination of the effectiveness of methods of recognizing a person by iris to increase the accuracy and reliability of personal identification.

The iris demonstrates high accuracy and reliability, but requires specialized equipment and conditions for shooting.

The retina is the most reliable method in terms of the uniqueness of biometric characteristics, but the recognition process is more complex and time-consuming.

IRIS, SEGMENTATION, VISUALIZATIONS, RECOGNITION
ALGORITHMS

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
1 ОГЛЯД МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ	11
1.1 Порівняння відомих методів розпізнавання за райдужною оболонкою ока.....	11
1.2 Фільтри Габора	17
1.3 Перетворення кільця роговиці в прямокутний блок.....	20
1.4 Багатооб'єктивний оптимізація за допомогою генетичних алгоритмів	20
2 ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ЗОБРАЖЕННЯ РАЙДУЖНОЇ ОБОЛОНКИ.....	24
2.1 Етапи розпізнавання	24
2.2 Фізіологічні основи моделі.....	25
2.3 Виділення меж райдужної оболочки	25
2.4 Вплив повік, вій та виявлення шуму	28
2.5 Нормалізація і покращення зображення райдужної оболочки	29
3 ОЦІНЮВАНЕННЯ ФУНКЦІЙ ОЗНАК	32
3.1 Вейвлети Габора.....	32
3.2 Вибір піднабору функцій за допомогою MOGA	33
4 МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	36
4.1 Машина опорних векторів (SVM).....	36
4.2 Налаштування параметрів SVM	39
5 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ	41
5.1 Оцінка ефективності запропонованого способу	42
ВИСНОВКИ.....	47
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	48
ДОДАТОК А СЛАЙДИ ПРЕЗЕНТАЦІЇ	53

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

BRS – Система біометричного розпізнавання ;

ІЧ – Інфочервоне ;

CGF – Круговий фільтр Габора ;

LoG – Фільтр Лапласа-Гауса ;

FIR – finite impulse response — Скінченна імпульсна характеристика ;

FRR – False Rejection Rate – коефіцієнт помилкової відмови в доступі;

FAR – False Acceptance Rate – коефіцієнт помилкового допуску;

ERR – Equal Error Rate – рівний рівень помилок;

ВСТУП

В останні роки спостерігається стрімке зростання потреби в точних і надійних методах ідентифікації особистості.

При цьому біометрія стала важливою частиною технології безпеки. Технологія біометричного розпізнавання широко використовується в різних сферах суспільства. Технологія розпізнавання райдужної оболонки, як стабільна та зручна технологія біометричного розпізнавання, широко використовується в програмах безпеки. Розпізнавання людини за зображенням райдужної оболонки ока в останні роки вважається однією з найнадійніших методів. Райдужна оболонка ока людини є найважливішим біометричним елементом, який можна використовувати для розрізнення людей. Для систем, заснованих на високоякісному зображенні, райдужна оболонка ока людини має надзвичайну кількість унікальних деталей. Ознаки, отримані з райдужної оболонки ока людини, можна використовувати для ідентифікації людей, навіть серед генетично ідентичних близнюків. Система розпізнавання на основі райдужної оболонки може бути неінвазивною для користувачів, оскільки райдужна оболонка є внутрішнім органом, а також видимою зовні, що має велике значення для програм що працюють в реальному часі. Сканування райдужної оболонки ока використовується в кількох міжнародних аеропортах для швидкої обробки пасажирів через імміграційну службу, яка попередньо зареєструвала свої зображення райдужної оболонки ока, а також широко використовується в кількох країнах для різних цілей безпеки та Верховним комісаром ООН у справах біженців. Широкомасштабне застосування біометричних технологій, таких як розпізнавання райдужної оболонки ока, стимулює інновації на всіх рівнях, починаючи від датчиків і закінчуючи інтерфейсами користувача, алгоритмами та теорією прийняття рішень.

В останні роки більшість наших щоденних додатків базуються на системах Інтернету речей, де підключено кілька пристроїв і датчиків. Ці програми створюють величезну кількість даних. Такі програми вважаються джерелом найбільшої кількості інформації в Інтернеті, тому перевірка особи стає дуже важливим і складним завданням, коли її потрібно автоматизувати з високою точністю рівня розпізнавання та низькою ймовірністю злому в системах. У наш час біометрія відіграє велику роль у вирішенні цих проблем безпеки. Райдужна оболонка як біометричний має багато переваг, як ми побачимо пізніше, що робить його одним із найкращих біометричних даних, який допомагає нам досягати наших цілей і ефективно вирішувати ці проблеми безпеки. Однак інтеграція ефективної системи розпізнавання райдужної оболонки ока в критичні середовища, такі як банкомати (банкомати), може включати багато складних сценаріїв.

Однак зображення райдужної оболонки, зібрані в реальному некооперативному середовищі, мають різні шуми. Хоча стандартні методи розпізнавання райдужної оболонки ока, засновані на глибокому навчанні, досягли високої точності розпізнавання, намір полягає в тому, щоб збільшити складність моделі. З іншого боку, фактична оптична система збирає вихідне зображення райдужної оболонки, яке не нормалізовано. Основна схема розпізнавання райдужної оболонки, заснована на глибокому навчанні, не враховує етап локалізації райдужної оболонки. Для вирішення вищезазначених проблем необхідна ефективна схема розпізнавання райдужної оболонки, яка складається з етапів локалізації райдужної оболонки та перевірки райдужної оболонки.

1 ОГЛЯД МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ

1.1 Порівняння відомих методів розпізнавання за райдужною оболонкою ока

Використання візерунків райдужної оболонки для ідентифікації особистості почалося в кінці 19 століття; однак основні дослідження щодо розпізнавання райдужної оболонки ока були в останні десятиліття. У [15] сигнали райдужної оболонки проектувалися в банк базисних векторів, отриманих за допомогою аналізу незалежних компонентів, і отримані коефіцієнти проекції квантувалися як характеристики.

У [1] було запропоновано прототип для розробки одновимірного представлення профілів рівня сірого райдужної оболонки.

У [2] була сформульована біометрія на основі приховування випадкових ядер і зображень райдужної оболонки для синтезу фільтра мінімальної середньої кореляційної енергії для автентифікації райдужної оболонки.

У [3–5] багатомасштабні фільтри Габора використовувалися для демодуляції інформації про фазову структуру текстури райдужної оболонки ока.

У [6] було запропоновано метод сегментації райдужної оболонки ока на основі теореми про перехрещену хорду та зони комірця.

У [7] технологія розпізнавання райдужної оболонки ока була застосована в мобільних телефонах.

У [8] кореляційні фільтри були використані для вимірювання узгодженості зображень райдужної оболонки одного ока. Цікаве рішення для подолання фальшивої атаки райдужної оболонки на основі зображення Пуркінє було представлено в [9].

Зображення райдужної оболонки ока було розкладено в [10] на чотири рівні за допомогою двовимірного вейвлет-перетворення Хаара, високочастотна інформація четвертого рівня була квантована для формування 87-бітного коду, і була прийнята модифікована конкурентна навчальна нейронна мережа (LVQ) для класифікації.

У [11] була зроблена модифікація перетворення Хафа для покращення сегментації райдужної оболонки, і була використана техніка виявлення повік, де кожна повіка була змодельована як дві прямі лінії.

Метод зіставлення було реалізовано в [12], і його ефективність оцінювалася на великому наборі даних.

У [13] був описаний метод ідентифікації особистості на основі аналізу текстури райдужної оболонки ока. Алгоритм був запропонований для розпізнавання райдужної оболонки ока шляхом характеристики ключових локальних варіацій у [14].

Алгоритм розпізнавання райдужної оболонки на основі фази був запропонований у [15], де компоненти фази використовувалися у двовимірному дискретному перетворенні Фур'є зображення райдужної оболонки за допомогою простої стратегії зіставлення.

У [16] була запропонована система, яка здатна детально аналізувати зображення області ока з точки зору положення райдужної оболонки, ступеня відкриття повік, а також форми, складності та текстури повік.

Банк спрямованих фільтрів використовувався в [17] для розкладання зображення райдужної оболонки на вісім вихідних сигналів спрямованих піддіапазонів, нормалізована спрямована енергія була вилучена як ознаки, а узгодження райдужної оболонки було виконано шляхом обчислення евклідової відстані між вхідним і шаблонним векторами ознак.

У [18] основу генетичних алгоритмів було застосовано для розробки методики покращення продуктивності системи розпізнавання райдужної оболонки ока.

У [19] глобальна інформація про текстуру зображень райдужної оболонки була використана для етнічної класифікації.

Метод представлення райдужної оболонки [20] був додатково розроблений у [21] для використання різних мір подібності для відповідності. Алгоритм розпізнавання райдужної оболонки, описаний у [22], використовує інтегро - диференціальні оператори для виявлення внутрішніх і зовнішніх меж райдужної оболонки, фільтри Габора для виділення унікальних двійкових векторів, що становлять код райдужної оболонки, і статистичний збіг, який аналізує середню відстань Хеммінга між двома коди. У [23] продуктивність системи ідентифікації на основі райдужної оболонки ока була проаналізована на рівні відповідних балів. Біометрична система, яка забезпечує автономну перевірку сертифікованих та криптографічно захищених документів під назвою « EyeCerts », була описана в [24] для ідентифікації людей.

Метод розпізнавання райдужної оболонки використовувався в [25] на основі двовимірного вейвлет-перетворення для виділення ознак і прямого дискримінантного лінійного аналізу для зменшення ознак за допомогою методів SVM як класифікаторів шаблонів райдужної оболонки. У [26] було запропоновано метод розпізнавання райдужної оболонки ока на основі гістограми локальних бінарних шаблонів для представлення текстури райдужної оболонки ока та алгоритму зіставлення графіків для структурної класифікації. Для подолання обмежень класифікаторів на основі локальних ознак (LFC) у [27] було запропоновано еластичний алгоритм зіставлення крапки райдужної оболонки, а для правильного розпізнавання різних зображень райдужної оболонки була використана нова каскадна схема для поєднання LFC і краплі райдужної оболонки. відповідник. У [28] автори описали визначення станів

моргання очей шляхом відстеження райдужки та повік. Система розпізнавання райдужної оболонки на основі інтенсивності була представлена в [29], де система використовувала локальні зміни інтенсивності видимих текстур райдужної оболонки. У [30] характеристики райдужної оболонки були проаналізовані за допомогою аналітичного зображення, створеного вихідним зображенням і його перетворенням Гільберта. Двійкові емерджентні частотні функції були відібрані для формування вектора ознак, а відстань Хеммінга була застосована для відповідності [31, 32]. У [33] перетворення Хафа було застосовано для локалізації райдужної оболонки, піраміда Лапласа була використана для представлення характерних просторових характеристик райдужної оболонки ока людини, а модифікована нормалізована кореляція була застосована для процесу узгодження. У [34] були запропоновані різні техніки для вирішення проблеми оклюзії, яка виникає через повіки та вії.

У [35] розглянуто метод розпізнавання райдужної оболонки на основі SVM, де ми використовували інформацію про всю область райдужної оболонки для розпізнавання, а традиційний SVM використовувався як класифікатор візерунків райдужної оболонки. Однак у цій роботі підхід до сегментації, заснований на локалізації області коміра, і унікальну інформацію про райдужну оболонку між межею коміра та межею зіниці використовується замість використання повної інформації про райдужну область для цілей розпізнавання. Традиційний SVM, який використовується в [35], модифікований у цій роботі на асиметричний SVM [11], а для того, щоб зменшити обчислювальні витрати, параметри SVM ретельно налаштовані [36]. Багатоцільовий генетичний алгоритм (MOGA) використовується для того, щоб мінімізувати розмір підмножини ознак та помилку розпізнавання при застосуванні процесу зіставлення. Даугман в якості ознак застосовував вектор бінарних ознак із використанням 2D-фільтрів Габора, а для прийняття рішень використовував

відстань Хеммінга При цьому Була ідеальна швидкість розпізнавання яка забезпечує швидкий процес виявлення райдужної оболонки ока/зіниці.

Уайлдс та ін. [33] використовує піраміда Лапласа для представлення просторових характеристик зображення райдужної оболонки, а в якості вирішуючого правила унормовану кореляцію. Процес узгодження займає багато часу. Це може бути підходить для фази ідентифікації, а не для онлайн розпізнавання.

Болес і Боашаш [1] використовує 1D підпис, для прийняття рішень використовує дві функції відмінності: навчання та класифікація. Відносно низький рівень розпізнавання, високий процент помилок EER, швидший процес зіставлення, простий 1D вектор ознак.

В [37] L. Ma, Y. Wang, and T. Tan використано одновимірний дійсний вектор ознак довжиною 384. Відносно повільний процес вилучення функцій.

В [38] L. Ma, Y. Wang, and T. Tan оцінюється одновимірний дійсний вектор ознак довжиною 160. Для прийняття рішень використано зважена Евклідова відстань. Тут нижчий рівень розпізнавання та вища помилка прийняття рішень EER.

Запропоновано також підхід, що використовувж двійковий вектор ознак довжиною 470 і 504 на наборах даних CASIA і ICE, відповідно, з використанням одновимірних фільтрів log-Gabor, та застосовується асиметрична СВМ. Швидший процес вилучення ознак, відносно вищий рівень розпізнавання з нижчим EER, додаткова вартість зменшення функцій за допомогою MOGA, але підходить для таких наборів даних, як ICE.

В [39] використано вектор ознак довжиною 1536 з використанням банку просторових фільтрів, та застосовується метод найближчого центру для класифікації. Тут вищий рівень розпізнавання та нижчий EER, додаткові витрати на зменшення функцій.

В [40] використано одновимірний цілочисельний вектор ознаки довжиною 660. Для прийняття рішень використано операцію XOR. Це дуже хороший рівень розпізнавання та нижчий EER.

Лім та ін. [41] використовує одновимірний двійковий вектор довжини 87, LVQ нейронні мережі. Низький рівень розпізнавання та вища середня помилка EER, відносно складний класифікатор.

Санчес-Рейло та Санчес-Авіла [42] використовує 1D підпис, та відстані Евкліда і Хеммінга. Тут середній рівень класифікації, прості 1D функції.

Лю та ін. [11] в якості ознак використовує 2D вейвлети Габора, та вируючих правил відстань Хеммінга. Тут вищий коефіцієнт розпізнавання на складний набір даних, середня ймовірність помилки EER.

Лю та ін. [12] в якості ознак використовує 2D вейвлети Габора та для прийняття рішень відстань Хеммінга. Модифіковане перетворення Хафа використовується для локалізації, при цьому порівняно нижча швидкість розпізнавання.

З наведеного вище обговорення можливо зробити висновки що існуючі підходи до розпізнавання райдужної оболонки можливо розділити приблизно на чотири основні категорії на основі схеми виділення ознак, а саме, фазові методи, методи представлення перетину нуля, методи на основі аналізу текстур, а також методи аналізу варіації інтенсивності. Дослідження в моїй роботі з розпізнавання райдужної оболонки ока відноситься до четвертої категорії.

1.2 Фільтри Габора

Вейвлети використовуються для розкладання даних в області райдужної оболонки на компоненти, які відображаються з різною роздільною здатністю. Кілька вейвлет-фільтрів, які також називають банком вейвлетів, застосовуються до двовимірної області райдужної оболонки, по одному для кожної роздільної здатності, причому кожен вейвлет є масштабованою версією деякої базової функції. Вихідні дані потім кодується, щоб забезпечити компактне та чітке представлення рисунка райдужної оболонки. Фільтр Габора будується шляхом модуляції синусоїдальної/косинусоїдальної хвилі за допомогою гауссової хвилі. Це дозволяє забезпечити оптимальну спільну локалізацію як у просторі, так і по частоті, оскільки синусоїда ідеально локалізована по частоті, але не локалізована в просторі. Розкладання сигналу виконується за допомогою квадратурної пари фільтрів Габора, причому дійсна частина визначається косинусом, модульованим гауссовим виразом, і уявна частина, заданою синусом, промодульованим гауссовим виразом [14]. Реальний та уявний фільтри також відомі як парні симетричні та непарні симетричні компоненти відповідно. Центральна частота визначається частотою синусоїдальної/косинусоїдальної хвилі, а смуга пропускання фільтра визначається шириною Гауса.

Daugman [6] використовував 2D версію фільтрів Габора для кодування даних візерунка райдужки. Двовимірний фільтр Габора над областю зображення (x, y) представлений як

$$G(x, y) = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2+(y-y_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi[u_0(x-x_0)+v_0(y-y_0)]},$$

де (x_0, y_0) визначає положення на зображенні, (α, β) позначає ефективну ширину та довжину, а (u_0, v_0) вказує на модуляцію, яка має

просторову частоту $\omega_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$. Непарні симетричні та парні симетричні 2D-фільтри Габора показані на рисунку 1.1.

Даугман [5] використовував полярні координати для нормалізації, а в полярній формі фільтри задані як

$$H(r, \theta) = e^{-i\omega(\theta-\theta_0)} e^{-(r-r_0)^2/\alpha^2} e^{-i(\theta-\theta_0)^2/\beta^2},$$

де (α, β) те саме, що в (1), а (r_0, θ_0) вказують центральну частоту фільтра. Процес демодуляції та фазового квантування можна представити як

$$h_{\{Re, Im\}} = \text{sgn}_{\{Re, Im\}} \int_{\rho} \int_{\varnothing} I(\rho, \varnothing) e^{-i\omega(\theta_0-\varnothing)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-i(\theta_0-\varnothing)^2/\beta^2},$$

де $h_{\{Re, Im\}}$ можна розглядати як комплексний біт, чий дійсний та уявний компоненти залежать від знака двовимірного інтеграла, а $I(\rho, \varnothing)$ є

необробленим зображенням райдужки в безрозмірній полярній координатній системі.

Методи, засновані на фільтрах Габора, широко використовуються як засіб вилучення функцій у комп'ютерному зорі, особливо для аналізу текстур. Однак одна слабка сторона фільтра Габора полягає в тому, що парний симетричний фільтр матиме компонент постійного струму щоразу, коли смуга пропускання перевищує одну октаву. Щоб подолати цей недолік, тип фільтра Габора, відомий як логарифмічний фільтр Габора, який є Гаусовим у логарифмічній шкалі, може

бути використаний для створення нульових компонентів постійного струму для будь-якої смуги пропускання [14]. Функція log-Gabor більш точно відображає частотну характеристику для завдання аналізу природних зображень і узгоджується з вимірюванням зорової системи ссавців. Фільтри log-Gabor отримують шляхом множення радіальних і кутових компонентів разом, де кожна парна і непарна симетрична пара фільтрів log -Gabor містить складний фільтр log-Gabor в одному масштабі.

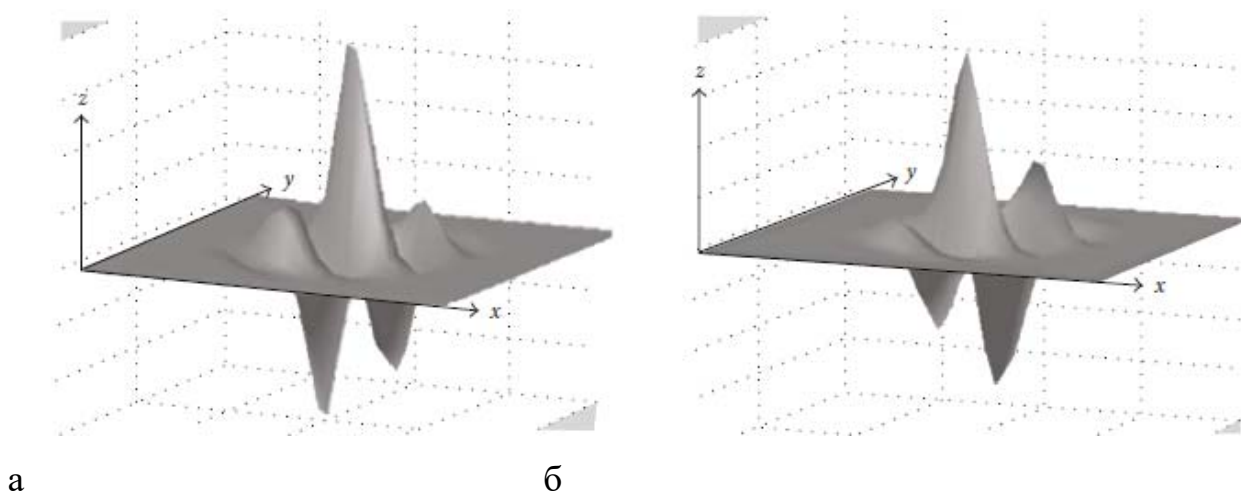


Рисунок 1.1 - Квадратурна пара двовимірних фільтрів Габора. а- Дійсний компонент або навіть симетричний фільтр, що характеризується косинусом, модульованим гауссовим; б - уявна складова або непарний симетричний фільтр, що характеризується синусом, промодульованим гауссовим [14].

АЧХ фільтрів логарифмічного Габора подано як

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right),$$

де f_0 – центральна частота, а σ забезпечує пропускну здатність фільтра.

1.3 Перетворення кільця роговиці в прямокутний блок

Беручи до уваги ефект кількох деформацій і невідповідностей, таких як зміна розміру зображень райдужної оболонки, отриманих від різних людей і навіть для райдужної оболонки того самого ока, зміна центрів райдужної оболонки та зіниці через положення камери, відстань від камери до ока, обертання камери, нахил голови та обертання ока в очній ямці з урахуванням кільцевої області коміра потрібно перетворити на фіксований розмір для подальшої обробки. Модель гумового листа Даугмана [6] використовується, щоб розгорнути кільце ірису в прямокутний блок із текстурою та фіксованим розміром. Цей процес відображає виявлену зону коміра з декартових координат (x, y) на нормалізоване полярне представлення відповідно до

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta),$$

де

$$\begin{aligned}x(r, \theta) &= (1 - r)x_p(\theta) + rx_z(\theta), \\y(r, \theta) &= (1 - r)y_p + ry_z(\theta),\end{aligned}$$

де $I(x, y)$ — площа комірки, (x, y) — вихідні декартові координати, (x_p, y_p) — центральні координати зіниці, а (r, θ) — відповідні нормалізовані полярні координати.

Модель гумового листа враховує розширення зіниці та невідповідність розміру для побудови нормалізованого представлення кільцевої зони коміра з постійними розмірами. Таким чином область коміра моделюється як гнучкий гумовий лист, закріплений на межі коміра з центром зіниці як контрольною точкою.

1.4 Багатооб'єктивний оптимізація за допомогою генетичних алгоритмів

Генетичний алгоритм (GA) — це клас процедур оптимізації, заснованих на механізмах еволюції в природі [51, 52]. GA працюють із популяцією структур, кожна з яких представляє варіант вирішення проблеми оптимізації, закодований у вигляді рядка символів «(хромосома)», і GA починає пошук із випадково згенерованої початкової популяції. У GA індивідууми зазвичай представлені m -розрядними двійковими векторами, а результуючий простір пошуку відповідає m -вимірному булевому простору. Якість кожного рішення-кандидата оцінюється функцією відповідності. Залежний від придатності ймовірнісний відбір особин із поточної популяції для створення нових особин використовується GA [52]. Два найбільш часто використовувані параметри GA, які представляють індивідуумів у вигляді двійкових рядків, — це мутація та кросовер. Мутація працює з одним рядком і змінюється дещо випадковим чином, а кросовер працює з двома батьківськими рядками, створюючи дві вихідні пружини. GA повторюють процес залежного від придатності відбору та застосування генетичних операторів для створення послідовних поколінь особин кілька разів, доки не буде отримано оптимальне рішення. Алгоритми вибору підмножини ознак можна класифікувати за двома категоріями, а саме підходи фільтра та обгортки, залежно від того, виконується вибір ознак незалежно від алгоритму навчання чи не для створення верифікатора. У підході фільтра вибір функції виконується незалежно від алгоритмів навчання. Інакше підхід називається підходом-огорткою. Підхід фільтра є обчислювально ефективнішим, але його основним недоліком є те, що оптимальний вибір ознак може бути незалежним від індуктивних і репрезентативних упереджень алгоритму навчання, який використовується для створення класифікатора. З іншого боку, метод оболонки включає обчислювальні витрати на оцінку підмножини ознак-кандидатів шляхом виконання вибраного алгоритму навчання в базі даних з використанням кожної підмножини ознак, що розглядається. Ефективність GA залежить від різних факторів, таких як вибір

генетичного представлення та операторів, функція придатності, процедура відбору, що залежить від придатності, і кілька визначених користувачем параметрів, таких як розмір популяції, ймовірність мутації та кросинговеру тощо.

Вибір підмножини ознак представляє багатокритеріальну функцію оптимізації, наприклад, кількість ознак і точність класифікації в контексті практичних застосувань, таких як розпізнавання райдужної оболонки ока. Генетичні алгоритми пропонують особливо привабливий підхід для вирішення такого роду проблем, оскільки вони, як правило, досить ефективні в швидкому глобальному пошуку великих, нелінійних і погано зрозумілих просторів [52]. Проблема багатоцільової оптимізації складається з ряду цілей і корелюється з низкою нерівностей і обмежень рівності. Рішення багатоцільової задачі оптимізації виражається математично через непомічані точки, тобто рішення є домінуючим над іншим, лише якщо воно має вищу ефективність за всіма критеріями. Рішення вважається оптимальним за Парето, якщо воно не може домінувати будь-яким іншим рішенням, доступним у просторі пошуку [51]. Конфлікт між цілями розглядається як спільна проблема з багатоцільовим . Тому найбільш сприятливим оптимумом Парето є рішення, яке пропонує найменший об'єктивний конфлікт, оскільки загалом жодне з можливих рішень не допускає одночасних оптимальних рішень для всіх цілей [51 , 53]. Щоб знайти такі рішення, використовуються класичні методи для скаляризації цільового вектора в одну ціль, а найпростішим з усіх класичних методів є метод зваженої суми [52]. У цьому методі цілі об'єднуються в одну параметризовану ціль через лінійну комбінацію цілей. Проте масштабування кожної цільової функції використовується для встановлення відповідного вектора ваги. Цілком імовірно, що різні цілі мають різні порядки . Коли цілі зважуються, щоб сформувати складену цільову функцію, їх потрібно відповідним чином масштабувати, щоб кожна мала більш-менш однаковий порядок або величину.

Тому рішення, знайдене за допомогою цієї стратегії, значною мірою залежить від базового вектора ваги. Щоб подолати такі складності, еволюційна оптимізація на основі Парето була використана як альтернатива класичним методам, таким як метод зваженої суми, де домінування Парето використовувалося для визначення ймовірності відтворення кожної особини. По суті, це складається з присвоєння рангу 1 недомінованим індивідам і вилучення їх із змагання, а потім пошуку нового набору недомінованих індивідумів з рангом 2 і так далі [52]. У цій роботі задача полягає в оптимізації двох цілей: мінімізації кількості ознак і частоти помилок класифікатора. Тому нас цікавлять багатоцільові генетичні алгоритми (MOGA).

2 ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ЗОБРАЖЕННЯ РАЙДУЖНОЇ ОБОЛОНКИ

2.1 Етапи розпізнавання

Рисунок 2.1 ілюструє основні етапи розпізнавання.

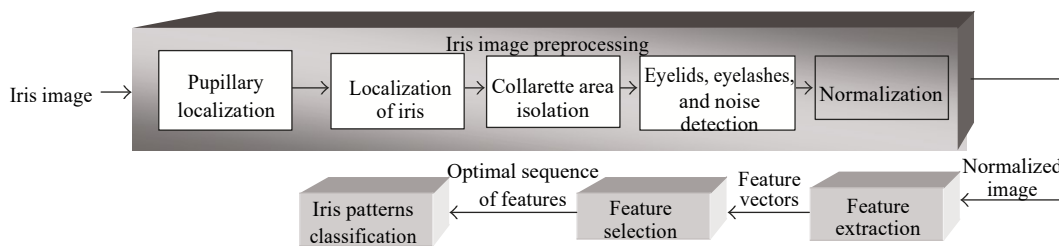


Рисунок 2.1 - Блок-схема запропонованої схеми розпізнавання райдужної оболонки ока

По-перше, на етапі попередньої обробки зображення виконується локалізація зіниці, визначення межі райдужної оболонки та виділення комірцевої області, яка вважається однією з найважливіших областей комплексного рисунка райдужної оболонки. Комірна область менш чутлива до розширення зіниці і зазвичай не впливає на повіки та вії. Також ми виявляємо повіки та вії, які є основними джерелами можливої оклюзії. Щоб досягти незмінності до перекладу та масштабу, ізольована кільцева комірна область перетворюється на прямокутний блок фіксованого розміру, а потім нормалізоване зображення покращується. Дискримінаційні ознаки витягуються з перетвореного зображення, і витягнуті ознаки використовуються для навчання SVM. Оптимальний піднабір функцій вибирається за допомогою MOGA для підвищення точності відповідності на основі продуктивності розпізнавання SVM. Параметри SVM налаштовані для покращення загальної продуктивності узагальнення. Традиційний SVM модифікується на асиметричний SVM, і його

застосовують для класифікації візерунка райдужної оболонки ока, щоб по - різному розглядати випадки помилкового прийняття або помилкового відхилення .

Точність класифікації запропонованої SVM також порівнюється з прямою нейронною мережею за допомогою зворотного поширення (FFBP), прямою нейронною мережею за допомогою правила Левенберга-Марквардта (FFLM), k - найближчого сусіда (k -NN) і відстані Хеммінга та Махаланобіса.

2.2 Фізіологічні основи моделі

Райдужна оболонка оточена різними нерелевантними областями, такими як зіниця, склера, повіки, а також шум, спричинений віями, бровами, відблисками та навколишньою шкірою. Потрібно видалити цей шум із зображення райдужної оболонки, щоб підвищити точність розпізнавання райдужної оболонки. Для цього спочатку локалізуємо зіницю та область райдужної оболонки на зображенні ока. Потім комірну зону виділяють за параметрами, отриманими з локалізованої зіниці. Також ми наносимо вії, повіки, а також застосовуємо методи придушення шуму на локалізовану комірцеву зону. Нарешті, деформація зміни зіниці зменшується шляхом розгортання зони коміра для формування прямокутного блоку фіксованого розміру.

2.3 Виділення меж райдужної оболочки

Райдужка — це кільцева частина ока, розташована між зіницею (внутрішня межа) і склерою (зовнішня межа). Як внутрішню межу, так і зовнішню межу типової райдужної оболонки можна прийняти як приблизні кола. Однак два кола зазвичай не є концентричними. Розглянемо наступний

підхід, щоб виділити межі райдужної оболонки та зіниці від цифрового зображення ока.

Зображення райдужної оболонки проектується у вертикальному та горизонтальному напрямках, щоб приблизно оцінити центральні координати зіниці. Як правило, зіниця темніша за навколишнє середовище; отже, координати, що відповідають мінімумам двох проекційних профілів, вважаються значеннями координати центру зіниці (X_p, Y_p).

Щоб обчислити більш точну оцінку центральної координати зіниці, ми використовуємо просту техніку визначення порогу інтенсивності для бінарного відображення області райдужної оболонки з центром (X_p, Y_p). Центроїд отриманої бінарної області розглядається як більш точна оцінка координат зіниці. Ми також можемо приблизно обчислити радіус, r_p , зіниці з цієї двійкової області.

Техніка виявлення країв Canny застосовується до круглої області з центром (X_p, Y_p) і з $r_p + 25$. Потім ми розгортаємо кругове перетворення Гафа, щоб виявити межу зіниця/райдужка.

Щоб виявити межу райдужної оболонки/склери, ми повторюємо крок 3 із сусідньою областю, заміненою смугою кільця шириною R за межами зіниці/райдужної оболонки. Детектор краю регулюється у вертикальному напрямку, щоб мінімізувати вплив повік.

Дзеркальне відблискування, яке зазвичай з'являється в області зіниці, є одним із джерел крайових пікселів. Загалом їх можна усунути, видаливши краї Canny у пікселях із високим значенням інтенсивності. (Для набору даних ICE це 245). На рисунку 5 показано локалізовані зіниці, взяті з вхідних зображень райдужної оболонки.

Складний візерунок райдужної оболонки забезпечує багато відмінних характеристик, таких як дугоподібні зв'язки, борозни, виступи, крипти, кільця, веснянки, корони, смуги та зона коміра [24]. Зона коміра є однією з

найважливіших частин райдужної оболонки складні візерунки, дивіться рис.2.2, оскільки зазвичай він менш чутливий до розширення зіниці та менше на нього впливають повіки та вії. З емпіричного дослідження виявлено, що комірня область, як правило, концентрична зіниці, а радіус цієї області обмежений певним діапазоном [6].

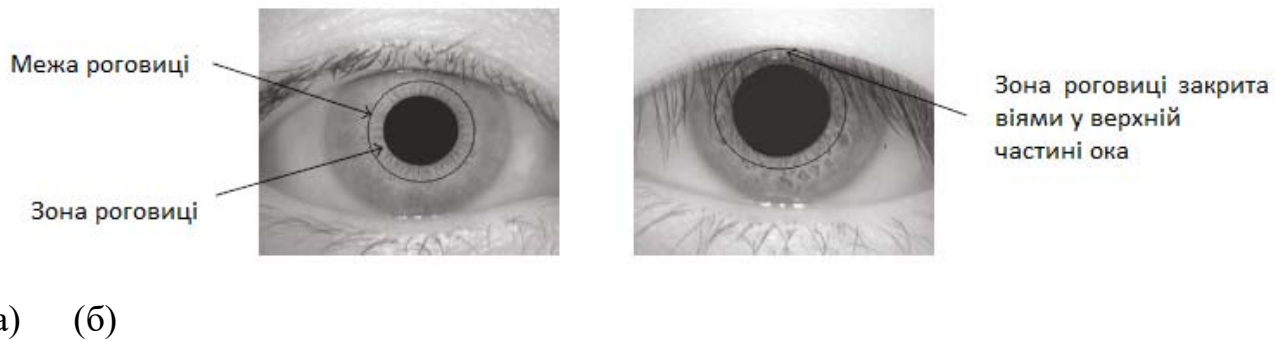


Рисунок 2.2 - Око людини. (а) - Коло навколо зіниці вказує на область коміра. (б)-Зона зіниці закрита віями та верхньою повікою.

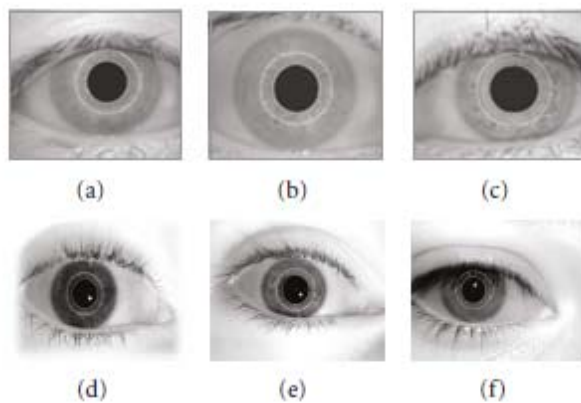


Рисунок 2.3 - Локалізація зони коміра (а), (b) і (с) з набору даних райдужної оболонки CASIA та (d), (e) і (f) з набору даних ICE.

Область коміра визначається за попередньо отриманим центральним значенням зіниці, як показано на рис.2.3. Базуючись на обширних

експериментах, ми вважаємо за краще збільшити радіус зіниці до певної кількості пікселів.

2.4 Вплив повік, вій та виявлення шуму

Повіки виділяються шляхом підгонки лінії до верхньої та нижньої повік за допомогою лінійного перетворення Хафа. Потім малюється друга горизонтальна лінія, яка перетинається з першою лінією на краю райдужної оболонки, який є найближчим до зіниці [14].

Відокремлювані вій виявляються за допомогою 1D Gaborfilters , оскільки низьке вихідне значення створюється згортанням відокремленої вій за допомогою функції згладжування Гауса. Таким чином, якщо результуюча точка менша за порогове значення, зазначається, що ця точка належить вій.

Кілька вій виявляються за допомогою дисперсії інтенсивності , і якщо значення у маленькому вікні нижчі за порогове значення, центр вікна вважається точкою у вій, як показано на рис. 2.4 та рис.2.5 .

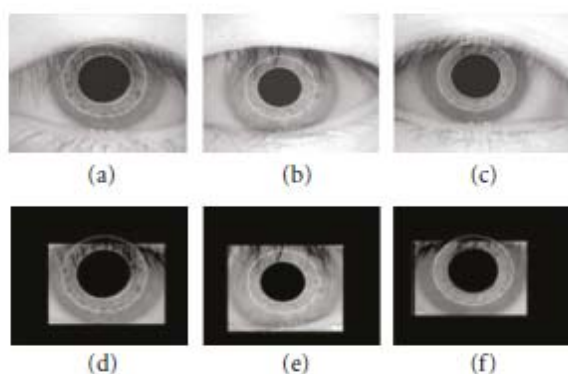


Рисунок 2.4 - Зображення райдужної оболонки CASIA (a), (b) і (c) з виявленою зоною коміра та відповідними зображеннями (d), (e) і (f) після виявлення шуму, повік і вій

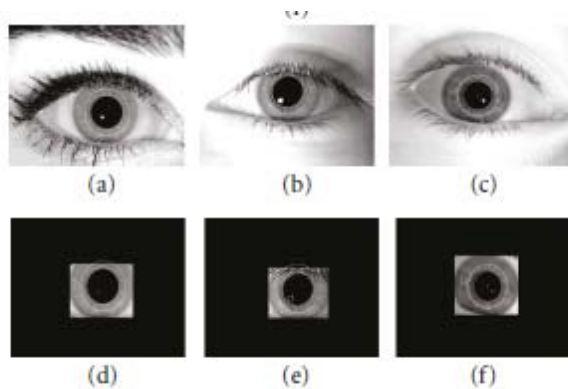


Рисунок 2.5 - Зображення райдужної оболонки ICE (a), (b) і (c) з виявленою зоною коміра та відповідними зображеннями (d), (e) і (f) після виявлення шуму, повік і вій.

2.5 Нормалізація і покращення зображення райдужної оболонки

Для нормалізації ізольованої комірної зони ми використовуємо модель гумового листа [6]. Центральна величина зіниці вважається точкою відліку, а радіальні вектори проведені через область коміра. Ми вибираємо кількість точок даних уздовж кожної радіальної лінії, яка визначається як радіальна роздільна здатність, а кількість радіальних ліній, що проходять навколо області коміра, вважається кутовою роздільною здатністю. Уздовж кожної радіальної лінії вибирається постійна кількість точок, щоб отримати постійну кількість радіальних точок даних, незалежно від того, наскільки вузька чи широка лінія і (c), (d) вказують покращені зображення в наборі даних ICE.

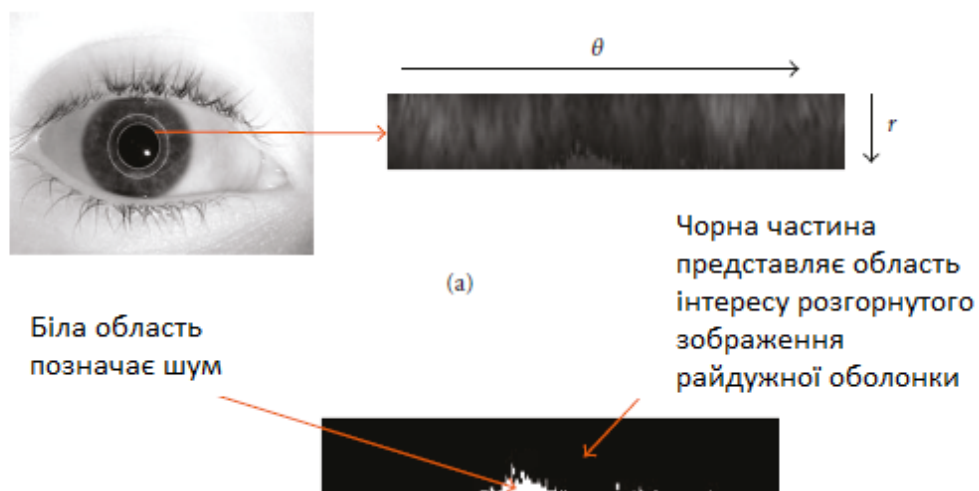


Рисунок 2.6 - Процедура нормалізації набору даних ICE

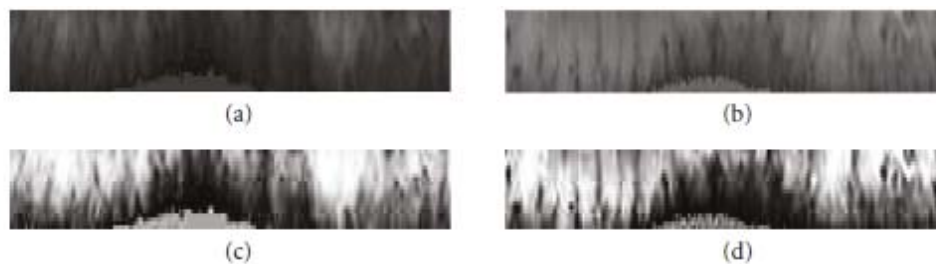


Рисунок 2.7 - Показуються нормалізовані зображення ізольованих областей

Радіус знаходиться під певним кутом. Ми будемо нормалізований шаблон шляхом зворотного відстеження, щоб знайти декартові координати точок даних із радіальних і кутових положень у нормалізованому шаблоні. Підхід нормалізації створює 2D-матрицю з горизонтальними розмірами кутової роздільної здатності, а вертикальні розміри радіальної роздільної здатності утворюють круглу форму комірної зони (див. рис. 2.6). Щоб запобігти пошкодженню нормалізованого представлення даних, що не стосуються області райдужної оболонки, точки даних, розташовані вздовж межі зіниці або райдужної оболонки, відкидаються. На рисунку 2.7 а, б показані нормалізовані зображення після ізоляції зони коміра. Оскільки нормалізоване зображення

райдужної оболонки має відносно низький контраст і може мати неоднорідні значення інтенсивності через положення джерел світла, для покращення якості нормалізованого зображення райдужної оболонки застосовується локальна методика вирівнювання гістограми на основі інтенсивності, яка допомагає підвищити точність подальшого розпізнавання. На рисунку 2.7с, d також показано ефект покращення нормалізованих зображень райдужної оболонки.

3 ОЦІНЮВАНЕННЯ ФУНКЦІЙ ОЗНАК

3.1 Вейвлети Габора

Для того, щоб виділити дискримінаційні ознаки з нормалізованої області коміра, нормалізований шаблон згортається за допомогою одновимірних вейвлетів log-Gabor. Спочатку нормалізований двовимірний шаблон поділяється на декілька одновимірних сигналів, а потім ці одновимірні сигнали згортаються за допомогою одновимірних вейвлетів Габора. Підхід фазового квантування, запропонований у [5], застосовується до чотирьох рівнів результату фільтрації, причому кожен фільтр створює два біти даних для кожного вектора. Бажаною особливістю фазового коду вибрано код Грея, де лише один біт змінюється під час обертання з одного фазового квадранта в інший, на відміну від двійкового коду. Процес кодування створює побітовий шаблон, що містить певну кількість бітів інформації та відповідну шумову маску, яка відповідає пошкодженим областям у шаблоні коміра та позначає біти в шаблоні як пошкоджені.

Оскільки інформація про фазу буде безглуздою в областях, де амплітуда дорівнює нулю, ми позначаємо ці області в шумовій масці. Загальна кількість бітів у шаблоні буде подвоєною добутком кутової роздільної здатності, радіальної роздільної здатності та кількості використаних фільтрів. Особливість Процес екстракції показано на рис.3.1 .

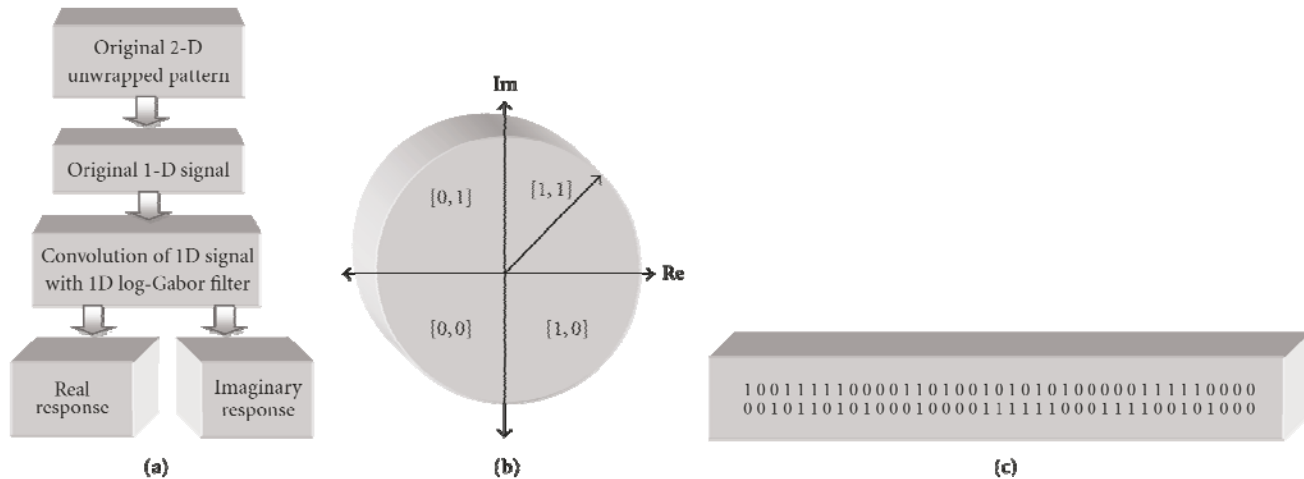


Рисунок 3.1 - Процес виділення ознак і кодування (а) виділення ознак, (б) фазове квантування та (с) створений візерунок діафрагми.

3.2 Вибір піднабору функцій за допомогою MOGA

Необхідно вибрати найбільш репрезентативну послідовність ознак із набору ознак із відносно високою розмірністю. Необхідно у MOGA вибрати оптимальний набір ознак, які надають дискримінаційну інформацію для класифікації візерунків райдужної оболонки.

Першу функцію вибрано для SVM для SVM classifierclassifier.



Довжина, l = розмір ознаки

Рисунок 3.2 - Двійковий вектор ознаки l - виміру.

Вибране особливості

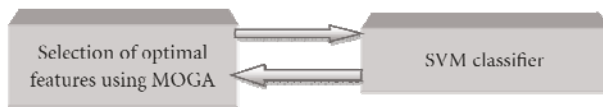


Рисунок 3.3 - Процес вибору ознак

Точність і кількість ознак рішення, якими маніпулюватимуть GA, і кожна особа в популяції представляє потенційне рішення проблеми вибору підмножини ознак. Якщо m — це загальна кількість ознак, які можна вибрати для представлення з шаблонів, які потрібно класифікувати ($m = 600$ у нашому випадку для обох наборів даних), особа представлена двійковим вектором розмірності m . Якщо біт дорівнює 1, це означає, що відповідну функцію вибрано, інакше функцію не вибрано (див. рисунок 3.2). Це найпростіша і зрозуміла схема представлення. Використовується вибір колеса рулетки, який є одним із найпоширеніших і простих у реалізації механізмів вибору. Зазвичай існує значення придатності, пов'язане з кожною хромосомою, наприклад, у задачі мінімізації нижче значення придатності означає, що хромосома або рішення є більш оптимізованими для проблеми, тоді як вище значення придатності вказує на менш оптимізовану хромосому. При цьому проблема складається з оптимізації двох цілей:

- мінімізація кількості функцій,
- мінімізація частоти помилок розпізнавання класифікатора (SVM у нашому випадку).

Таким чином, ми маємо справу з багатоцільовою задачею оптимізації. Щоб створити оптимальний набір за Парето, застосовуємо метод зважування, запропонований у [55], який агрегує цілі в одну параметризовану ціль. Таке агрегування здійснюється шляхом лінійної комбінації цілей

$$\text{Obj}(y) = \text{Obj}_1(y) \times w_1 + \text{Obj}_2(y) \times w_2,$$

де w_i позначає вагові коефіцієнти і нормалізується на $w_i = 1$ без втрати загальності. $\text{Obj}_1(y)$ – це частота помилок, створена класифікатором для даної підмножини ознак (представленої хромосоною, y), а $\text{Obj}_2(y)$ позначає кількість ознак, вибраних у хромосомі, y . Тому придатність хромосоми представлена єдиною параметризованою цільовою функцією $\text{Obj}(y)$. Вибір підмножини функцій за допомогою MOGA передбачає виконання генетичного алгоритму для кількох поколінь. У цьому документі ми віддаємо перевагу використанню підходу оболонки на основі природи проблемного простору. Що стосується підходу оболонки, у кожному поколінні оцінка хромосоми (піднабору ознак) вимагає навчання відповідного SVM і обчислення його точності. Цю оцінку необхідно проводити для кожної хромосоми в популяції. Для навчання класифікатора SVM використовуються лише функції в підмножині параметрів, закодовані окремою особою. Продуктивність класифікатора SVM оцінюється за допомогою набору даних перевірки та використовується для керування генетичним алгоритмом, як показано на рис.3.3.

4 МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

4.1 Машина опорних векторів (SVM)

Машина опорних векторів (SVM) є загальноприйнятим підходом для класифікації шаблонів завдяки своїм привабливим характеристикам і багатообіцяючій продуктивності. Класифікатори опорних векторів створюють обчислювально ефективний спосіб вивчення гарної розділової гіперплощини у просторі ознак великої розмірності. У цій роботі ми застосовуємо SVM для класифікації візерунка райдужної оболонки завдяки його видатній продуктивності узагальнення та перспективній продуктивності як багатокласового класифікатора. У SVM вибирається кілька важливих точок даних, які називаються опорними векторами (SV), від яких виключно залежить межа рішення. Проблема традиційного підходу SVM полягає в тому, що він не розділяє випадки помилкового прийняття та помилкового відхилення.

Тому краще застосовувати асиметричний SVM, щоб розглядати випадки помилкового прийняття та помилкового відхилення окремо та контролювати незбалансовані дані конкретного класу щодо інших класів.

Розглянемо ці кроки. Хай $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ N наборів класифікованих вхідних даних. Підхід SVM спрямований на отримання максимально точного поділу. Гіперплощина рішення може бути виражена як

$$\mathbf{x} \cdot \mathbf{w} + b = 0.$$

Якщо всі дані навчання задовольняють обмеженням, тоді

$$\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b \geq +1 \quad \text{для } y_i = +1, \forall i = 1, \dots, N,$$

$$\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b \leq -1 \quad \text{для } y_i = -1, \forall i = 1, \dots, N,$$

а відстань між двома гіперплощинами виражається як

$$2d = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|},$$

де відстань d вважається запасом міцності класифікатора.

Тепер, об'єднавши в єдине обмеження, ми можемо отримати

$$y_i(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) \geq 1 \quad \forall i = 1, \dots, N.$$

На етапі навчання основною метою є знайти SV, який максимізує запас поділу, d . Крім того, подібна мета може бути досягнута, якщо ми мінімізуємо $\|\mathbf{w}\|^2$. Таким чином, метою є мінімізація $\|\mathbf{w}\|^2$ з урахуванням обмежень у (11). Ми можемо вирішити це, ввівши множники Лагранжа $\alpha_i \geq 0$ і лагранжіан

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1)$$

де $L(\mathbf{w}, b, \alpha)$ одночасно мінімізується відносно \mathbf{w} і b і максимізується відносно α . Нарешті, межа рішення може бути отримана таким чином:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i) + b = 0$$

Якщо точки даних не можна відокремити лінійною розділювальною гіперплощиною, набір слабких або релаксаційних змінних $\{ \xi = \xi_1, \dots, \xi_N \}$ вводиться разом із $\xi_i \geq 0$ так, що рівняння

$$y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \forall i = 1, \dots, N.$$

Змінні провисання вимірюють відхилення точок даних від граничної гіперплощини. Новий стає цільова функція, яку потрібно мінімізувати

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i, \quad \text{subject to } y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1 - \xi_i,$$

де C — визначений користувачем штрафний параметр, який штрафувє за будь-яке порушення запасу безпеки для всіх навчальних даних.

Щоб отримати нелінійну межу рішення, ми замінюємо скалярний добуток $(x \cdot x_i)$ нелінійним ядром $K(x \cdot x_i)$ і отримуємо

$$f(x) = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x \cdot x_i) + b$$

Щоб змінити традиційний SVM на асиметричний SVM, використовується константа g , яка називається асиметричним параметром. Це так використовується для налаштування гіперплощини рішення. Таким чином

$$x \cdot w + b + g = 0.$$

Таким чином, функція рішення змінюється на

$$f(x) = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x, x_i) + b + g$$

коли $g > 0$, це вказує на те, що гіперплощина класифікації ближча до позитивних зразків. Змінюючи значення g , можна зменшити значення false асерт. При цьому також компенсуємо статистично недостатньо представлені дані класу по відношенню до інших класів, контролюючи значення параметра штрафу, C .

При цьому розглянемо можливість використання трьох основних ядер.

Ядро полінома:

$$K(x, x_i) = \left(1 + x \cdot x_i / \sigma^2\right)^p,$$

де $p > 0$.

Ядро радіальної базисної функції (RBF):

$$K(x, x_i) = \exp\left\{-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2\right\}$$

Сигмоподібне ядро:

$$K(x, x_i) = 1 / \left(1 + e^{-x \cdot x_i + b / \sigma^2}\right).$$

4.2 Налаштування параметрів SVM

Важливо підвищити продуктивність узагальнення, налаштувавши параметр штрафу для терміну помилки, C , і налаштувавши параметри ядра. Ретельний вибір підмножини навчання та набору перевірки з невеликою кількістю класів потрібен, щоб уникнути навчання SVM усіма класами та оцінити його продуктивність на наборі перевірки через його високу обчислювальну вартість, коли кількість класів становить вище.

Необхідно вибрати оптимальні параметри для налаштування SVM. Тут застосовано модифікований підхід, щоб зменшити вартість процедури відбору, а також налаштувати параметри SVM. Це коротко можна описати як наступні кроки.

Після призначення мітки класу навчальним даним вибраних класів, отриманих за допомогою алгоритму вибору параметрів, ми ділимо 70% навчальних даних кожного класу залежно від набору даних, який використовується для навчання, а решта навчальних даних використовується для перевірки. Лінійний класифікатор найменших квадратів Фішера

використовується з низькою вартістю обчислення для кожного класу. Продуктивність цього лінійного класифікатора оцінюється на перевірочному наборі, а матриця плутанини **CM** визначається наступним чином:

$$CM = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1n} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \cdots & m_{nn} \end{pmatrix}.$$

Тут кожен рядок i відповідає класу w_i , і кожен стовпець j представляє кількість класів, віднесених до w_j . Кількість неправильно класифікованих рисунків райдужної оболонки оцінюється для кожного класу наступним чином:

$$err_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n m_{ij},$$

а потім ми сортуємо неправильно класифіковані шаблони, $err_i, i = 1, 2, \dots, n$ обчислюється з у порядку зменшення, а нижні індекси i_1, i_2, \dots, i_I призначаються першим I варіантам, припускаючи, що $I \leq N$. Тепер ми визначаємо кількість класів, шаблони яких можна віднести до набору класів $\{w_{i_1}, w_{i_2}, \dots, w_{i_I}\}$ на основі наступної матриці плутанини:

$$V = \bigcup_{k=1}^I \{w_j \mid m_{i_k, j} \neq 0\}.$$

З набору класів V ми вибираємо набір навчання та перехресної перевірки для налаштування C і параметрів ядра для SVM. Після ретельного вибору C і параметрів ядра навчається весь навчальний набір з усіма класами.

5 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Експерименти проведено з двома наборами даних райдужної оболонки, а саме набором даних ICE (iris challenge evaluation), створеним Університетом Нотер-Дам, США, і набором даних CASIA (Китайська академія наук — Інститут автоматизації). Набір даних ICE поділяється на дві категорії: зображення «галереї», які вважаються зображеннями хорошої якості, і зображення «зонда», які представляють зображення райдужної оболонки ока різної якості. Зображення райдужної оболонки є зображеннями інтенсивності з роздільною здатністю 640×480 . Середній діаметр райдужної оболонки становить 228 пікселів. База даних ICE складається із зображень лівої та правої райдужки для експериментів. У експериментах розглядалось лише зображення лівої райдужної оболонки. Є 1528 зображень лівої райдужної оболонки, що відповідають 120 суб'єктам у моїх експериментах. Кількість зображень райдужної оболонки для кожної людини коливається від 2 до 5 у цій базі даних. Я також використовувала набір даних зображень райдужної оболонки CASIA, і кожен клас райдужної оболонки ока, що складається із семи зразків, взятих у двох сеансах, три в першому сеансі та чотири в другому. Сеанси проходили з інтервалом, що є симуляцією на рівні застосування в реальному світі. Зображення мають розмір сірого 320×280 пікселів, зроблені цифровим оптичним датчиком, розробленим *NLPR*. Загалом у 756 зображеннях райдужної оболонки є 108 класів роговиць.

Експериментування проводиться в два етапи: оцінка ефективності запропонованого підходу та порівняльний аналіз методу з існуючими підходами в області розпізнавання райдужної оболонки ока. На першому етапі експерименту акцентуємо увагу на оцінці ефективності поточного підходу на основі класифікації та точності відповідності. Проведемо експеримент порівнюючи точність розглянутого методу розпізнавання з іншими класичними методами класифікації та стратегіями зіставлення. Досидити необхідно

ефективність запропонованого генетичного процесу для вибору оптимальних характеристик, а також підвищення загальної точності системи. Ефективність верифікації запропонованого підходу показана за допомогою кривої характеристик оператора приймача (ROC).

Досліджуємо також вплив частоти помилкових *прийомів* (FAR) і *частоти помилкових відхилень* (FRR) на різні вимоги безпеки, змінюючи значення асиметричного параметра для SVM. FAR вимірює ймовірність прийняття самозванця як авторизованого суб'єкта, а FRR – це ймовірність неправильного відхилення авторизованого суб'єкта.

5.1 Оцінка ефективності запропонованого способу

Ми оцінюємо показники успішності запропонованого методу за наборами даних CASIA та ICE шляхом виявлення межі зіниці та зони коміра. Отриманий показник успішності становить 99,86% на CASIA, де запропонований алгоритм не зміг визначити межу зіниці лише в одному випадку. Рівень успішності правильного визначення зіниці на наборі даних ICE становить 97,70%. З експериментальних результатів виявлено, що прийнятна точність розпізнавання досягається, коли область коміра ізольована шляхом збільшення раніше визначеного значення радіуса зіниці до певної кількості пікселів. Зменшення помилки відповідності з 3,60% до 3,48% спостерігається, коли кількість пікселів збільшується з 21 до 22. Тому необхідно збільшити радіус зіниці до 23 пікселів, оскільки стабільна точність відповідності У цьому випадку досягнуто точність 96,50%.

З рисунка 5.1 видно, що якщо збільшити значення пікселів до 26, ми отримаємо найвищу точність, оскільки відносно стабільна точність досягається в діапазоні пікселів 25–27, а після цього діапазону, точність узгодження різко знижується.

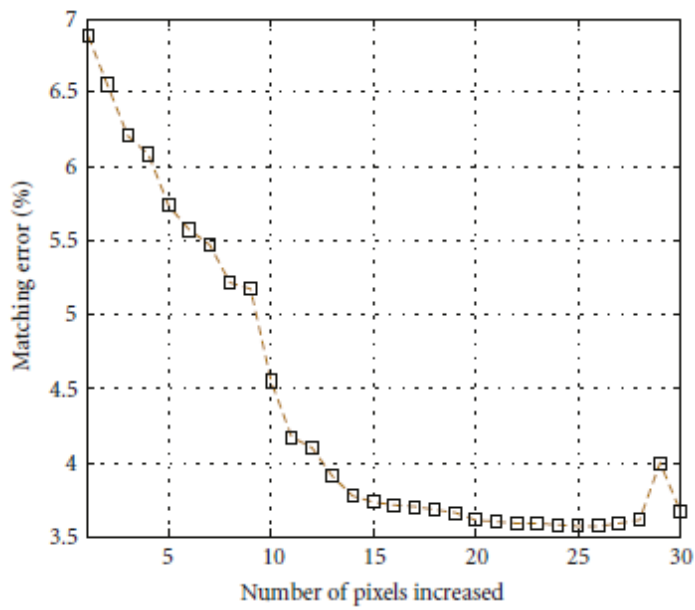


Рисунок 5.1 - Вибір оптимальної кількості пікселів, яку потрібно збільшити, щоб отримати межу коміра для набору даних ICE

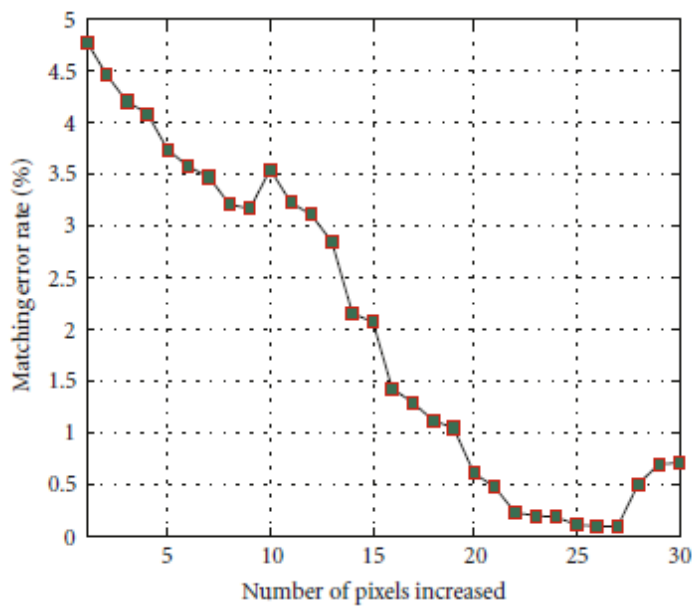


Рисунок 5.2- Вибір оптимальної кількості пікселів, яку потрібно збільшити, щоб отримати межу коміра для набору даних CASIA

Для того, щоб зменшити обчислювальні витрати та прискорити класифікацію, лінійний класифікатор Фішера за методом найменших квадратів використовується як недорогий попередній класифікатор, щоб можна було досягти розумної сукупної точності розпізнавання для включення істинного мітку класу невеликій кількості обраних кандидатів. Для набору даних CASIA вибрано 10 кандидатів, а кумулятивна точність розпізнавання в ранзі 10 становить 99,90%. Вибране кардинальне число множини, знайдене в результаті експерименту за допомогою алгоритму налаштування параметрів

Таблиця 5.1 - Точність класифікації в залежності від типу ядра

Тип ядра	Точність класифікації (%) у наборі даних ICE	Точність класифікації (%) у наборі даних CASIA
Поліном	91.1	95.2
RBF	94.3	97.4
Сигмовидна	91.2	95.6

Базуючись на наведеному вище експерименті, ми можемо зобразити наступні моменти.

Запропонований метод можна розглядати як метод аналізу локальних варіацій з точки зору стратегії представлення ознак, оскільки інформація про фазу, що характеризується нашою схемою представлення, відображає локальну особливість форми комірної області. Загалом, методи, засновані на аналізі локальних варіацій, працюють краще, ніж інша існуюча схема представлення ознак, яка називається методом на основі аналізу текстур. Основним недоліком останнього методу є те, що він не фіксує локальні тонкі зміни райдужної оболонки, оскільки текстура зазвичай представляє інформацію про частоту локальної області.

Хоча зона коміра нечутлива до розширення зіниці та менше піддається впливу повік і вій, може бути кілька випадків, коли ця область частково закрита, оскільки вона закрита від зіниці. Запропонований нами метод виявлення комірцевої зони разом із повіками, віями (як у випадку роздільних, так і множинних вій), а також методи видалення шуму успішно подолають цю проблему, а це також допомагає підвищити загальну точність зіставлення.

З експериментальних результатів ми виявили, що вибір параметрів SVM сприяє підвищенню точності класифікації, особливо коли кількість класів більша.

Налаштований SVM з додатковим асиметричним параметром розділяє FAR і FRR відповідно до різних вимог безпеки та контролює незбалансовані дані щодо інших класів, змінюючи штрафний параметр C . Експерименти виявили, що штраф для обчислення асиметричного параметра SVM відносно малий.

З експериментів здається, що асиметричний SVM можна використовувати комерційно завдяки його видатній продуктивності як багатокласового класифікатора, а також у тих випадках, коли пропорція вибірки погано збалансована між двома класами. Крім того, запропонований SVM добре

підходить, коли кількість зразків на одну особину відносно невелика, як у випадку з набором даних ICE.

Експерименти також показали, що метод вибору ознак за допомогою MOGA підвищує точність розпізнавання та сприяє зменшенню розмірності ознак. Однак MOGA несе додаткові витрати, щоб знайти оптимальну підмножину функцій за допомогою кількох ітерацій. Проте запропонований вибір підмножини ознак зменшує набір ознак відносно порівняно з іншими стратегіями зменшення ознак, про які нещодавно повідомлялося в існуючих схемах розпізнавання райдужної оболонки ока.

Експериментальні результати показують, що запропонований алгоритм працює достатньо добре, якщо ми розглядаємо точність.

Незважаючи на те, що можна подумати, що запропонований метод із використанням комірцевої зони має менше доступної інформації порівняно з іншими методами, що використовують повну інформацію про райдужну оболонку ока, запропонований метод можна ефективно використовувати для ідентифікації особистості, оскільки комірня зона містить достатньо розрізнявальних ознак.

ВИСНОВКИ

У моїй роботі пропонується новий метод розпізнавання райдужної оболонки з використанням ефективного підходу до сегментації райдужної оболонки, заснованого на локалізації зони коміра з використанням методів виявлення вій і повік.

Фільтри 1D logGabor використовуються для виділення дискримінаційних ознак, також застосовується вибір підмножини ознак. Щоб підвищити можливість використання SVM у біометричних програмах, його модифіковано на асиметричний SVM. Асиметричний SVM зі схемою локалізації зони роговиці може бути застосований у широкому діапазоні сфер застосування, пов'язаних із забезпеченням безпеки.

Експериментальні результати демонструють обнадійливі показники, оскільки точність стосується особливо набору даних ICE, який містить відносно неідеальні дані райдужної оболонки ока. Проведено порівняльний аналіз існуючих схем розпізнавання райдужної оболонки ока. Оцінка ефективності та порівняння з іншими методами показують, що запропонований метод є життєздатним і дуже ефективним методом розпізнавання райдужної оболонки ока. Отримана середня точність правильного розпізнавання 95 %.

У майбутньому стратегію посилення SVM можна використовувати для зменшення часу обчислення загальної системи розпізнавання райдужної оболонки ока.

Отже усі завдання до кваліфікаційної роботи опрацьовано повною мірою.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. W. W. Boles and B. Boashash, “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46, no. 4, pp. 1185–1188, 1998.
2. S. C. Chong, A. B. J. Teoh, and D. C. L. Ngo, “Iris authentication using privatized advanced correlation filter,” in *Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06)*, vol. 3832 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 382–388, Springer, Hong Kong, January 2006.
3. J. G. Daugman, “High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1148–1161, 1993.
4. J. Daugman, “Statistical richness of visual phase information: update on recognizing persons by iris patterns,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 45, no. 1, pp. 25–38, 2001.
5. J. Daugman, “Demodulation by complex-valued wavelets for stochastic pattern recognition,” *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 1–17, 2003.
6. X. He and P. Shi, “An efficient iris segmentation method for recognition,” in *Proceedings of the 3rd International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR '05)*, vol. 3687 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 120–126, Springer, Bath, UK, August 2005.
7. D. S. Jeong, H.-A. Park, K. R. Park, and J. Kim, “Iris recognition in mobile phone based on adaptive Gabor filter,” in *Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06)*, vol. 3832 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 457–463, Springer, Hong Kong, January 2006.
8. B. V. K. Vijaya Kumar, C. Xie, and J. Thornton, “Iris verification using correlation filters,” in *Proceedings of the 4th International Conference Audio- and*

Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA '03), vol. 2688 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 697–705, Guildford, UK, June 2003.

9. E. C. Lee, K. R. Park, and J. Kim, “Fake iris detection by using purkinje image,” in Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06), vol. 3832 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 397–403, Springer, Hong Kong, January 2006.

10. S. Lim, K. Lee, O. Byeon, and T. Kim, “Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier,” *Electronics and Telecommunications Research Institute Journal*, vol. 23, no. 2, pp. 61–70, 2001.

11. X. Liu, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, “Experiments with an improved iris segmentation algorithm,” in Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies (AUTO ID '05), pp. 118–123, Buffalo, NY, USA, October 2005.

12. X. Liu, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, “Experimental evaluation of iris recognition,” in Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '05), vol. 3, pp. 158–165, San Diego, Calif, USA, June 2005.

13. L.Ma, T. Tan, Y.Wang, and D. Zhang, “Personal identification based on iris texture analysis,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 12, pp. 1519– 1533, 2003.

14. L.Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, “Efficient iris recognition by characterizing key local variations,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 6, pp. 739–750, 2004.

15. K.Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, “A phase-based iris recognition algorithm,” in Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06), vol. 3832 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 356– 365, Springer, Hong Kong, January 2006.

16. T. Moriyama, T. Kanade, J. Xiao, and J. F. Cohn, "Meticulously detailed eye region model and its application to analysis of facial images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 5, pp. 738–752, 2006.

17. C.-H. Park, J.-J. Lee, M. J. T. Smith, and K.-H. Park, "Iris-based personal authentication using a normalized directional energy feature," in *Proceedings of the 4th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA '03)*, vol. 2688, pp. 224–232, Guildford, UK, June 2003.

18. M. B. Pereira and A. C. P. Veiga, "Application of genetic algorithms to improve the reliability of an iris recognition system," in *Proceedings of the IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP '05)*, pp. 159–164, Mystic, Conn, USA, September 2005.

19. X. Qiu, Z. Sun, and T. Tan, "Global texture analysis of iris images for ethnic classification," in *Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06)*, vol. 3832 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 411–418, Springer, Hong Kong, January 2006.

20. R. P. Wildes, "Iris recognition: an emerging biometric technology," *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1348–1363, 1997.

21. C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, and D. de Martin- Roche, "Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 17, no. 10, pp. 3–6, 2002.

22. R. Sanchez-Reillo and C. Sanchez-Avila, "Iris recognition with low template size," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA '01)*, pp. 324–329, Halmstad, Sweden, June 2001.

23. N. A. Schmid, M. V. Ketkar, H. Singh, and B. Cukic, "Performance analysis of iris-based identification system at the matching score level," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 1, no. 2, pp. 154–168, 2006.

24. D. Schonberg and D. Kirovski, "EyeCerts," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 1, no. 2, pp. 144–153, 2006.

25. B. Son, H. Won, G. Kee, and Y. Lee, "Discriminant iris feature and support vector machines for iris recognition," in *Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP '04)*, vol. 2, pp. 865–868, Singapore, October 2004.

26. Z. Sun, T. Tan, and X. Qiu, "Graph matching iris image blocks with local binary pattern," in *Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06)*, vol. 3832 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 366–372, Springer, Hong Kong, January 2006.

27. Z. Sun, Y. Wang, T. Tan, and J. Cui, "Improving iris recognition accuracy via cascaded classifiers," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics C*, vol. 35, no. 3, pp. 435–441, 2005.

28. H. Tan and Y.-J. Zhang, "Detecting eye blink states by tracking iris and eyelids," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 6, pp. 667–675, 2006.

29. Q. M. Tieng and W. W. Boles, "Recognition of 2D object contours using the wavelet transform zero-crossing representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 8, pp. 910–916, 1997.

30. C. Tisse, L. Martin, L. Torres, and M. Robert, "Person identification technique using human iris recognition," in *Proceedings of the 15th International Conference on Vision Interface (VI '02)*, pp. 294–299, Calgary, Canada, May 2002.

31. J. P. Havlicek, D. S. Harding, and A. C. Bovik, "The multicomponent AM-FM image representation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 1094–1100, 1996.

32. T. Tangsukson and J. P. Havlicek, "AM-FM image segmentation," in *Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP '00)*, vol. 2, pp. 104–107, Vancouver, Canada, September 2000.

33. R. P. Wildes, J. C. Asmuth, G. L. Green, et al., "A machinevision system for iris recognition," *Machine Vision and Applications*, vol. 9, no. 1, pp. 1–8, 1996.

34. A. Poursaberi and B. N. Araabi, "Iris recognition for partially occluded images: methodology and sensitivity analysis," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, Article ID 36751, 12 pages, 2007.

35. K. Roy and P. Bhattacharya, "Iris recognition with support vector machines," in Proceedings of the International Conference on Advances on Biometrics (ICB '06), vol. 3832 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 486–492, Springer, Hong Kong, January 2006.

36. J.-X. Dong, A. Krzyzak, and C. Y. Suen, "An improved handwritten Chinese character recognition system using support vector machine," Pattern Recognition Letters, vol. 26, no. 12, pp. 1849–1856, 2005.

37. L. Ma, Y. Wang, and T. Tan, "Iris recognition using circular symmetric filters," in Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '02), vol. 2, pp. 414–417, Quebec City, Canada, August 2002.

38. L. Ma, Y. Wang, and T. Tan, "Iris recognition based on multichannel Gabor filtering," in Proceedings of the 5th Asian Conference on Computer Vision (ACCV '02), vol. 1, pp. 279–283, Melbourne, Australia, January 2002.

39. L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, "Personal identification based on iris texture analysis," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 12, pp. 1519–1533, 2003.

40. L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, "Efficient iris recognition by characterizing key local variations," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 6, pp. 739–750, 2004.

41. S. Lim, K. Lee, O. Byeon, and T. Kim, "Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier," Electronics and Telecommunications Research Institute Journal, vol. 23, no. 2, pp. 61–70, 2001.

42. R. Sanchez-Reillo and C. Sanchez-Avila, "Iris recognition with low template size," in Proceedings of the 3rd International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA '01), pp. 324–329, Halmstad, Sweden, June 2001.