

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Факультет інформаційних технологій

Кафедра програмних систем і технологій

УДК 004.925

На правах рукопису

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

Тема: “Моделі та методи обробки зображень сітківки ока людини”

Спеціальність 121 “Інженерія програмного забезпечення”

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

БР.ІПЗ - 31.00.00.00

Студент

ІПЗ-43 _____/Микита СКРИПЧЕНКО

(шифр групи)(підпис)(дата)(розшифровка підпису)

Науковий керівник

д.т.н., проф _____/Олексій БИЧКОВ

(посада) (підпис) (дата) (розшифровка підпису)

Консультант з питань нормоконтролю

фахівець. _____/Тамара ЧАПОВСЬКА

Допускається до захисту

з питань нормоконтролю

Завідувач кафедри

д.т.н., проф. _____/Олексій БИЧКОВ

(посада) (підпис) (дата) (розшифровка підпису)

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Факультет інформаційних технологій

Кафедра програмних систем і технологій

Освітньо-кваліфікаційний рівень бакалавр

Спеціальність 121 “Інженерія програмного забезпечення”

ЗАТВЕРДЖЕНО

Зав.кафедри програмних систем і технологій

_____ (Олексій БИЧКОВ)

(підпис) (прізвище та ініціали)

ЗАВДАННЯ

**НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ БАКАЛАВРСЬКУ РОБОТУ
СТУДЕНТУ**

Скрипченко Микиті Дмитровичу

- 1. Тема бакалаврської роботи “Моделі та методи обробки зображень сітківки ока людини”, керівник проекту (роботи) Бичков Олексій Сергійович, д.т.н., доцент _____ затверджені наказом вищого навчального закладу від “11” листопада 2020 р. № 6**
- 2. Строк подання студентом роботи 18 лютого 2021 р.**
- 3. Вихідні дані до проекту (роботи) Базові концепції та розуміння проектування та розробки програмних технологій**
- 4. Зміст розрахунково - пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)**
 1. Ознайомлення з існуючими алгоритмами класифікування зображень
 2. Обробка зображень розширеної та нерозширеної райдужки
 3. Сегментація зіниці та райдужки.
 4. Подача результатів до нейронної мережі

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Рис. 1.1: Розпізнавання розширених зіниць

Рис. 1.2: Шлях обробки зображень людського ока.

Рис. 1.3: Розширення зіниці та скорочення зіниці.

Рис. 1.4: Структурна схема попередньої обробки зіниці

Рис. 1.5: Структурна схема попередньої обробки райдужки

Рис. 1.6: Зображення у форматі RGB, перетворене у шкалу сірого

Рис. 1.7: Елементи конструкції з різною формою та радіусом Z

Рис. 1.8: Оригінальне зображення та розширене зображення.

Рис. 1.9: Оригінальне зображення та розмите зображення

Рис. 1.10: Перенос структуруючого елемента В в А з повним розкриттям

Рис. 1.11 Морфологічне закриття

Рис. 1.12 Вихідне зображення, закриття зображення, відкриття зображення.

Рис. 1.13 Оригінальне зображення та послідовне відкриття та закриття

Рис. 1.14 Збільшена маска 3×3 та пов'язані з нею сусідні ділянки

Рис. 1.15 Процес одновимірної кореляції та згортки.

Рис. 1.16 Процес двовимірної кореляції та згортки

Рис. 1.17 Розгладжуюча маска

Рис. 1.18 Маска для покращення деталей

Рис. 1.19 Застосування маски, що покращує деталі

Рис. 1.20 Приклад фільтра високих частот

Рис. 1.21 Зображення з посиленими деталям та фільтроване зображення високих частот

Рис. 1.22 Вихід нерізкого маскування праворуч

Рис. 1.23 Зображення зі збільшеною різкістю (ліворуч) та зображення до цього

Рис. 1.24 Тип основних перетворень.

Рис. 1.25 Перевернутий розмір зіниці для закриття та виявлення кіл у темній полярності.

Рис. 1.26 Зображення до логарифмічного перетворення (ліворуч) та зображення після перетворення

Рис. 1.27 Маска виявлення точок

Рис. 1.28 Тип лінійних детекторів

Рис. 1.29 Типи детекторів країв; Собел, Превітт, Робертс

Рис. 1.30 Перетворення RGB у сірий (a), логарифмічне перетворення (b), виявлення краю Кенні

Рис. 1.31 Перетворення RGB у сірий, відкриття та закриття та метод Оцу

Рис. 1.32 ху-площина та простір параметрів

Рис. 1.33 RGB до сірого, відкриття та закриття, порогове значення, виявлення кола

Рис. 1.34 RGB до сірого (a), логарифмічне перетворення (b), виявлення краю (c), виявлення райдужки

Рис. 1.35 Попередня обробка та сегментація зіниці

Рис. 1.36 Попередня обробка та сегментація райдужки

Рис. 1.37 Відношення зіниці до райдужної оболонки

Рис. 2.1 Ілюстрація алгоритму зворотного розповсюдження

Рис. 2.2 Розширена та нерозширена зіниця

Рис. 2.3 Сегментація зіниці та райдужки та їх співвідношення

Рис. 3.1 Найкращі результати перевірки, отримані в епоху 25

Рис. 3.2 Матриця невідповідностей

Рис. 3.3 Справжні позитивні показники

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Проектування бази даних	Бичков Олексій Сергійович		

7. Дата видачі завдання 11 листопада 2020 р.

Керівник _____ (Олексій БИЧКОВ)

Завдання прийняв до виконання _____ (Микита СКРИПЧЕНКО)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір та вивчення літератури		Виконано
2	Аналіз можливих алгоритмів		Виконано
3	Вивчення додаткових бібліотек		Виконано
4	Розробка алгоритмічної моделі		Виконано
5	Опис розробленого алгоритму		Виконано
6	Затвердження пояснювальної записки роботи завідуючого кафедри		Виконано

Студент – бакалавр _____ (Микита СКРИПЧЕНКО)

Керівник роботи _____ (Олексій БИЧКОВ)

АНОТАЦІЯ

Актуальність роботи: Актуальність теми дослідження обумовлена новизною ракурсу вивчення класифікації зображення людського ока на предмет виявлення правди та брехні.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами: Тема кваліфікаційної роботи відповідає науковому напрямку кафедри програмних систем і технологій Факультету Інформаційних технологій Київського національного університету імені Тараса Шевченка. В даній роботі було використано знання та навички отримані під час навчання таким дисциплінам як: Комп'ютерна графіка та візуалізація, Обчислювальні методи, додаткові розділи проектування програмного забезпечення.

Мета і задачі дослідження: Мета: відобразити результати проведених наукових досліджень, провести математичні розрахунки, обґрунтувати, прийняті при виконанні роботи структурні, системні та конструкторські рішення. Задачею дослідження було емпіричне дослідження роботи різних алгоритмів, в тому числі алгоритмів нейронних мереж через аналіз відповідних літературних джерел та научних публікацій, побудова власного застосунку використовуючи власні напрацювання та знання.

Об'єкт дослідження: Об'єктом дослідження є дослідження зображень та методи їх класифікації, оптимізаційні техніки.

Предмет дослідження: Предметом дослідження є принципи роботи з зображеннями, робота з нейронними мережами зворотного поширення помилки.

Методи дослідження: Під час написання програмного модулю використовувалися алгоритми оптимізації, які засновані на роботі з

відповідними структурами даних. Дослідження також включало аналіз першоджерел у вигляді офіційної документації, статей.

Наукова новизна отриманих результатів: Досліджено можливості застосування векторної алгебри при дослідженні зображень. Наукова новизна дослідження полягає в тому, що мною поетапно були застосовані методи обробки зображень, а також розробка нейронної мережі, для класифікування зображень.

Практичне значення одержаних результатів: Одержані результати можуть бути використані при вдосконаленні методів класифікації зображень людського ока та виявлення його характеристик наприклад виявлення брехні.

Особистий внесок студента: У роботі було проведено обробку зображень розширеної та нерозширеної райдужки та сегментація зіниці та райдужки. Усі зображення були правильно класифіковані з точністю 99,99%.

Публікації та впровадження результатів: Загальна кількість публікацій – 1. За результатами наукових досліджень, проведених у бакалаврській роботі, було підготовлено статтю для доповіді у 8-ій Східно-Європейській конференції Математичні та програмні технології Internet of Everything на тему: «Метод зворотного поширення помилки»

Структура та обсяг роботи: Робота викладена на 83 сторінках друкованого тексту, який складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел (11 найменувань). Робота містить 2 таблиці, 43 рисунки та 1 додаток, обсягом 12 сторінок

ANNOTATION

Relevance of the work: The relevance of the research topic is due to the novelty of the perspective of studying the classification of the image of the human eye in order to identify truth and falsehood.

Connection of work with scientific programs, plans, themes: The theme of qualification work corresponds to the scientific direction of the department of software systems and technologies of the Faculty of Information Technologies of Taras Shevchenko National University of Kyiv. This work used the knowledge and skills acquired during the study of such disciplines as: Computer Graphics and Visualization, Computational Methods, additional sections of software design.

Purpose and objectives of the study: Purpose: to reflect the results of scientific research, to perform mathematical calculations, to substantiate the structural, systemic and design decisions made during the work. The aim of the study was to empirically study the operation of various algorithms, including neural network algorithms through the analysis of relevant literature and scientific publications, building your own application using your own experience and knowledge.

Object of research: The object of research is the study of images and methods of their classification, optimization techniques.

Subject of research: The subject of research is the principles of working with images, working with neural networks of error backpropagation.

Research methods: During the writing of the software module, optimization algorithms were used, which are based on working with appropriate data structures. The study also included an analysis of primary sources in the form of official documentation, articles.

Scientific novelty of the obtained results: Possibilities of application of vector algebra at research of images are investigated. The scientific novelty of the study is that I gradually used image processing methods, as well as the development of a neural network to classify images.

Practical significance of the obtained results: The obtained results can be used in improving the methods of classification of images of the human eye and the detection of its characteristics, such as the detection of lies.

Personal contribution of the student: Images of the expanded and unexpanded iris and segmentation of the pupil and iris were processed in the work. All images were correctly classified with an accuracy of 99.99%.

Publications and implementation of results: Total number of publications - 1. Based on the results of research conducted in the bachelor's thesis, an article was prepared for a report at the 8th Eastern European Conference Mathematical and Software Technologies Internet of Everything on "The method of backpropagation"

Structure and scope of work: The work is presented on 83 pages of printed text, which consists of an introduction, four sections, conclusions, a list of sources used (11 items). The work contains 2 tables, 43 figures and 1 appendix, 12 pages long

АННОТАЦИЯ

Актуальность работы: Актуальность темы исследования обусловлена новизной ракурса изучения классификации изображения человеческого глаза на предмет выявления правды и лжи.

Связь работы с научными программами, планами, темами: Тема квалификационной работы соответствует научному направлению кафедры программных систем и технологий факультета информационных технологий Киевского национального университета имени Тараса Шевченко. В данной работе были использованы знания и навыки полученные во время обучения таким дисциплинам как: Компьютерная графика и визуализация, Вычислительные методы, дополнительные разделы проектирования программного обеспечения.

Цель и задачи исследования: Цель: отразить результаты научных исследований, выполнить математические расчеты, обосновать конструктивные, системные и проектные решения, принятые в процессе работы. Целью исследования было эмпирическое изучение работы различных алгоритмов, в том числе алгоритмов нейронных сетей, путем анализа соответствующей литературы и научных публикаций, построения собственного приложения с использованием собственного опыта и знаний.

Объект исследования: Объектом исследования является исследование изображений и методы их классификации, оптимизационные техники.

Предмет исследования: Предметом исследования являются принципы работы с изображениями, работа с нейронными сетями обратного распространения ошибки.

Методы исследования: При написании программного модуля использовались алгоритмы оптимизации, основанные на работе с соответствующими структурами данных. Исследование также включало анализ первоисточников в виде официальной документации, статей.

Научная новизна полученных результатов: Исследованы возможности применения векторной алгебры при исследовании изображений. Научная новизна исследования заключается в том, что мной поэтапно были применены методы обработки изображений, а также разработка нейронной сети для классификации изображений.

Практическое значение полученных результатов: Полученные результаты могут быть использованы при совершенствовании методов классификации изображений человеческого глаза и выявления его характеристик например выявления лжи.

Личный вклад студента: В работе было проведено обработку изображений расширенной и расширены радужки и сегментация зрачки и радужки. Все изображения были правильно классифицированы с точностью 99,99%.

Публикации и внедрение результатов: Общее количество публикаций - 1. По результатам научных исследований, проведенных в бакалаврской работе, было подготовлено статью для доклада в восьмом Восточно-Европейской конференции Математические и программные технологии Internet of Everything на тему: «Метод обратного распространения ошибки»

Структура и объем работы: Работа изложена на 83 страницах печатного текста, состоит из введения, четырех глав, заключения, списка

использованных источников (11 наименований). Работа содержит 2 таблицы, 43 рисунков и 1 приложение, объемом 12 страниц

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ	16
---	----

Розділ 1

ВСТУП

1.1 Вступ.....	16
1.2 Око людини.....	18
1.3 Зір.....	19
1.4 Зміни розміру зіниці.....	20
1.5 Розширена зіниця.....	21
1.6 Реакція зіниці.....	22
1.7 Методи виявлення брехні.....	22
1.8 Тест на знання провини.....	23

Розділ 2

ЕТАП ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Передобробка зображень	24
2.2 Морфологічна обробка зображень.....	25
2.3 Поєднання розширення та розмиття.....	29
2.4 Просторове фільтрування.....	35
2.5 Покращення зображення в просторовому домені.....	46
2.6 Виявлення брехні за розміром зіниці: фаза сегментації зображень.....	50
2.7 Виявлення точки, лінії та краю.....	50
2.8 Порогове обмеження.....	56
2.9 Виявлення лінії за допомогою перетворення Хафа.....	60

Розділ 3**КЛАСИФІКАЦІЯ РОЗМІРІВ ЗІНИЦІ**

3.1 Математична модель штучної нейронної мережі.....	66
3.2 Нейромережа зворотного поширення.....	66
3.3 База даних системи.....	67
3.4 Вилучення функцій.....	68
3.5 Формування вихідного результату.....	69
3.6 Структура ШНМ.....	69
3.7 Навчання нейронної мережі.....	69
3.8 Тестування та перевірка нейронної мережі.....	70

Розділ 4**РЕЗУЛЬТАТИ ТА ОБГОВОРЕННЯ**

4.1 Результати та обговорення.....	71
4.2 Обговорення.....	74
ВИСНОВКИ.....	76
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	77
ДОДАТКИ.....	79

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ

MMU: Multimedia University — Університет Мультимедіа

ТКЗ: Тест контрольного запитання

GKT: Тест на знання провини (від англ. GKT: The Guilty Knowledge Test)

JPEG: Joints Photographic Experts Group — Формат зображення

RGB: Red Green Blue — Червоний Зелений Голубий

ШНМ: Штучна нейронна мережа

IPT: Image Processing Toolbox — підпрограма MATLAB

ВСТУП

1.1 Вступ

Розмір зіниці — дуже важливий параметр у психофізіології. У психофізіології його можна використовувати для виявлення несвідомої поведінки людей, який може працювати як один із параметрів виявлення брехні [Голдвотер, 1972]

Мета цієї роботи - розробити інтелектуальну, економічну систему, яка буде використовувати обробку зображень та нейронну мережу для класифікації змін розміру зіниці, яка може виявляти відмінності у їх розмірах. Сучасні радіатори вимірюють діаметр зіниці, але не вживають таких параметрів, як лімба або розмір робочої оболонки, які є анатомічними структурами ока. Звідси виникає проблема, що ви повинні знаходитись в певному радіусі до пупілометра і навіть невеликі зміни відстані до приладу можуть впливати на вимірювання. Вирішення цієї проблеми полягає в тому, щоб взяти райдужну оболонку як орієнтир і порівняти розмір зіниці з розміром райдужної оболонки, у цьому методі зміна відстані до камери не буде мати різниці.

У цій дипломній роботі було використовувати базу даних MMU, взято в якості прикладів розширені та нерозширені зображення райдужної оболонки, однак ці зображення не беруться під час дослідження щодо обману, розширені зображення не залежать від реальних психофізіологічних змін, я хочу застосувати цю ідею до зображень райдужної оболонки з використанням методів обробки зображень для сегментації зіниці та райдужки для порівняння їх розміру, який можна розробити на додатках та використовувати для подальших досліджень. 60 зразків було розділено як нерозширені та розширені залежно від їх розміру для класифікації за допомогою штучної нейронної мережі.

Зіниця розширюється (мідріаз), якщо недостатньо світла, щоб пропускати більше світла, і стискається при надмірному впливі, який контролюється симпатичною та парасимпатичною нервовою системою несвідомо. Діаметр зіниці може змінюватися від 1,5 до більше 9 міліметрів у людини і може реагувати за 0,2 секунди, крім того, що ці зміни проти освітлення відомі тим, що розширення зіниці може відбуватися з психологічних причин [Ловенштейн, Ловенфілд, 1962].

У 1920 р. Ловенштейн повідомив, що розширення зіниці може статися у зв'язку із такими почуттями як «збудження», «комфорт», «задоволення» і «незадоволення», а також щодо наближення болю та загрози. У 1943 році в іншому дослідженні Беррієн і Хантінгтон вимірювали діаметр зіниці за допомогою короткофокусного телескопа з регулюванням поперечних волосків. В експериментальній ситуації з виявленням брехні вони виявили, що зіниця розширюється під час 50% критичних слів і 15% нейтральних слів. У 1920 р. Ловенштейн стверджував, що розширення зіниці може відбуватися в результаті інтелектуальних процесів.

Розширення зіниці може також відбуватися з медичних причин. Пошкодження сітківки може спричинити постійне розширення зіниці, як при токсоплазмозі, так і пошкодження зорового нерва, як при авітамініозі А. Це може бути спричинене препаратом або спричинене хворобою.

Було виконано 5 основних етапів, як показано на Рис. 1.1.

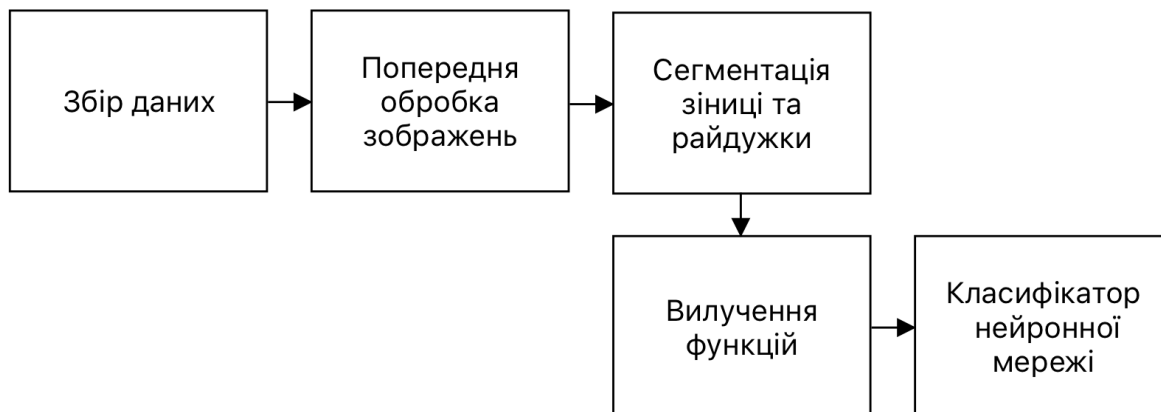


Рис. 1.1 Розпізнавання розширених зіниць

Перша частина - це збір даних. Замість того, щоб знімати зображення з камери, було отримано базу даних з Інтернету, яка називається базою даних MMU Iris. Потім було розроблено попередню обробку, яка включає фільтрування шуму та покращення контрасту, що слідує за сегментацією зображення. У цій частині було сегментовано зіницю та лімба від фону, щоб виміряти їх радіус, після того, як було отримано відношення зіниці до лімба (розташування межі райдужки), можна використовувати ці дані як функції в штучній нейронній мережі, нарешті, передано дані у штучну нейронну мережу. Є 60 зразків для подачі в нейронну мережу. Було використано співвідношення зіниці та райдужки в якості матриці характеристик як одноматеріальну матрицю 1x1 і подали у штучну нейронну мережу методом контрольованого навчання з методом зворотного поширення помилки із загальною кількістю 60 входів та відповідних 60 виходів.

1.2 Око людини

Кажуть, що очі є органом, де відбувається візуалізація, очі несуть інформацію через зоровий нерв, хіазму та зоровий тракт до певних місць кінцевої частки мозку, де формується зображення. Для кожного ока, ліва сторона сітківки передає ліву сторону зображення через зоровий нерв до

мозку (Рис. 1.2), той самий принцип застосовується до правої сторони сітківки. Потім мозок обробляє дві частини зображення, щоб створити остаточне об'єднане зображення (“Будова та функції ока”).

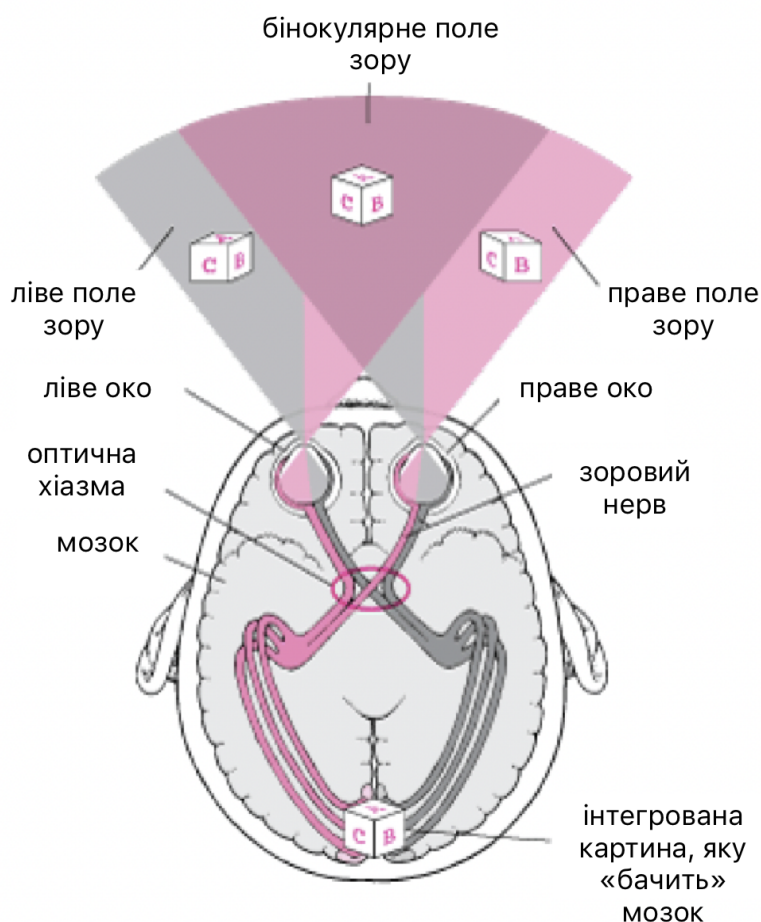


Рис. 1.2 Шлях обробки зображень людського ока

1.3 Зір

Світлові промені надходять через рогівку, зіниця та кришталик фокусуються на сітківці ока, із сітківки зображення передається у мозок через зоровий нерв, як пояснювалося раніше. Зіниця є отвором райдужної оболонки і залежно від освітленості в районі, вона може змінювати свій розмір. На Рис. 1.3 показано анатомічні місця структур ока.

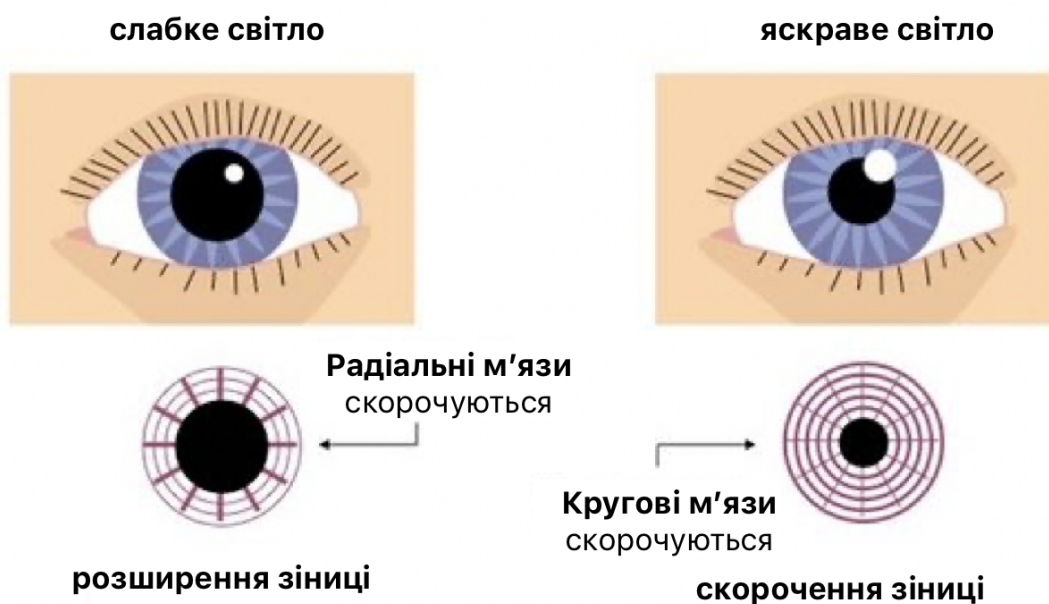


Рис. 1.3 Розширення зіниці та скорочення зіниці

1.4 Зміни розміру зіниці

Зміна розміру зіниці відбувається з багатьох причин, відомо, що зіниця реагує на поганий рівень освітлення як на розширення, а на яскраве світло як на звуження. Однак зміни розміру зіниці також відомі як показники емоційного збудження, а також медичного стану. Симпатична система відповідає за розширення зіниці, керуючи променевим розширювальним м'язом зіниці за рахунок активації стимуляції симпатичної системи, і в міру зменшення активації діаметр зменшується. Парасимпатична система контролює звуження зіниці зі сфінктерним м'язом райдужки як рефлекторну реакцію на світло за допомогою активації стимуляції парасимпатичної системи еферентним шляхом, що виникає в комплексі едінгер-вестфалу окорухового ядра.

1.5 Розширена зіниця

Цукерман (1981) припустив, що жодна окрема поведінка або набір поведінки не може відбуватися завжди під час брехні, і не трапляється будь-який інший час, що стало загально визнаною передумовою для нього. Натомість почуття, психологічні процеси та різновиди думок частіше чи рідше трапляються під час брехні порівняно з правдою. Потім вони придумали теорію чотирьох факторів, де вони пояснили генералізоване збудження, специфічні впливи, що виникають під час обману, когнітивні аспекти обману та спроби контролювати поведінку.

1.5.1 Збудження

Цукерман (1981) запропонував, що брехуни відчували більш недиференційоване збудження порівняно з тими, хто казав правду. Що може тлумачитись як посилення розширення зіниць, частіші порушення мови, більша висота звучання та моргання. Однак загально він визнав, що характеристику обману можна пояснити розглядом різних аспектів, що виникають при брехні.

1.5.2 Почуття брехні

Брехуни відчували провину за брехню або страх частіше, ніж ті, хто казав правду.

1.5.3 Когнітивні аспекти обману

Цукерман (1981) вважав, що брехня вимагає більш складних завдань, ніж говорити правду. Брехуни повинні підтримувати свою відповідь логічно згідно з їхніми твердженнями, що інші вже були сказані, що може спричинити більші когнітивні проблеми, які можна передбачити із

більшим розширенням зіниць, більшим часом відповіді, більшими ваганнями в мові та кількома ілюстраціями.

1.5.4 Спроба контролю вербальної та невербальної поведінки

Брехуни схильні контролювати власну поведінку, щоб зберегти свій обман, що парадоксально призводить до сигналів. Поведінка брехунів здається менш спонтанною порівняно з казкарями правди. Контроль над кожним типом враження не є простим завданням, яке в кінцевому підсумку призводить до невідповідностей.

1.5.5 Чотирифакторна теорія обману

Цукерман (1981) назвав усі ці чотири фактори теорією обману і роздумував про суб'єктів, оскільки брехня вимагає більших когнітивних навантажень, ніж правдиві слова, що може призвести до збільшення розширення зіниці, збільшення часу реакції та інших ознак навантаження.

1.6 Реакція зіниці

Викликані завданням реакції зіниць можуть спричинити зміни розміру зіниці на 0,1-0,5 мм із затримкою відповіді 200-300 мс, а піки становлять 1200 мс. [Кахнеман та Бітті, 1966]

1.7 Методи виявлення брехні

Згідно з нещодавніми дослідженнями, методика GKT долає деякі занепокоєння щодо колишньої техніки ТКЗ, яка використовується з поліграфом, що вимірює збудження. Багато критиків привели до альтернативних варіантів досліджень, зокрема до методів виявлення брехні, що викликають когнітивне навантаження.

1.8 Тест на знання провини

Під час GKT задаються запитання з множинним вибором. Кожне питання має одну відповідну альтернативу (правильну відповідь) і кілька нейтральних (ймовірні дистрактори). Ідея полягає в тому, що невинна людина не може помітити різницю між відповіддю та відносною альтернативою. Прикладом відповідного запитання є те, що "як було вбито жертву", маючи відповіді з декількома варіантами як "застрелений", "ножовий," отруєний "," задушений ". Це питання можна було б багато разів задавати разом з іншими питаннями, які вказують на різні аспекти місця злочину. Якщо досліджуваний виявляє підвищене збудження відповідно до відповідних реакцій навіть без відповіді, той може приховувати інформацію як особа, яка причетна до злочину.

РОЗДІЛ 2

ЕТАП ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Попередня обробка зображень для зіниці та райдужки

У цій главі представлені техніки, важливі при обробці та сегментації зображень, та їх математичні формулювання для досягнення операцій. Перед сегментацією зіниці та райдужки зображення потрібно попередньо обробити, щоб досягти значного рівня сегментації. На Рис. 1.4 показано кроки процесів, які були зроблені.

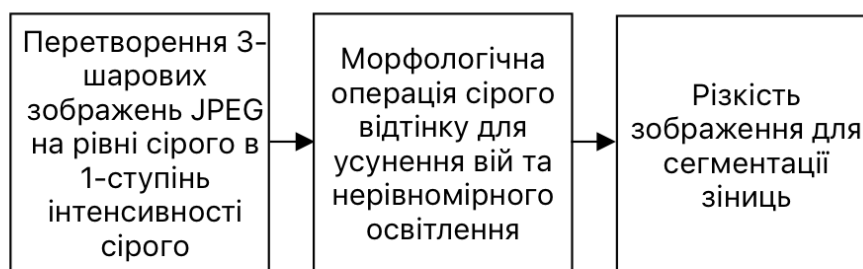


Рис. 1.4 Структурна схема попередньої обробки зіниці

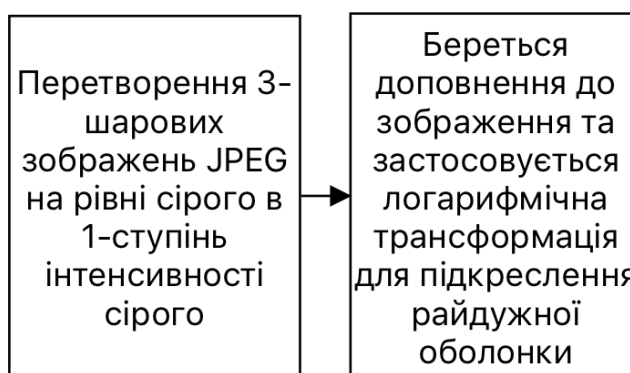


Рис. 1.5 Структурна схема попередньої обробки райдужки

На Рис. 1.5 показана блок-схема попередньої обробки райдужки, яка призводить до того, що райдужка відрізняється від зовнішнього середовища і в решті-решт збільшує успіх сегментації на наступному етапі. Наступні теми пояснюють включені методи та їх значення у проекті.

Кожен метод детально вивчається в кінці кожного методу; їх застосування у цій роботі проілюстровано та пояснено.

2.1.1 Перетворення RGB в сірий

Сирі дані зображень райдужної оболонки були у 3-шаровому форматі JPEG на рівні сірого. Для спрощення обробки зображень шари були скинуті до 1 шару за допомогою команди MATLAB, яка включена в набір інструментів для обробки зображень і працює так, що бере кожен 3 шар із множенням червоного на 0,2989 та множенням зеленого на 0,5870 та синього з 11,40 для кожного пікселя, а потім підсумовуючи всі мати одне зображення інтенсивності 1.

На Рис. 1.6 показано перетворення 3-шарового зображення у форматі RGB у масштаб сірого для спрощення операцій. Оскільки оригінальне зображення схоже на зображення у сірому, нічого не було втрачено, перетворивши його на сіре. Це перетворення стосувалося як райдужки, так і відростків зіниці.

2.2 Морфологічна обробка зображень

Морфологія вказує на галузь біології, яка фокусується на формі та будові тварин і рослин. У цьому контексті слово використовується як математична морфологія, яка працює як інструмент для вилучення компонентів зображення, щоб вказати на суттєві властивості у значенні форми області, які можуть забезпечити представлення та опис зображення.

Математична морфологія зазвичай застосовується до двійкових зображень. Розширення зображення та розмиття - дві основні морфологічні операції. Наприклад, відкриття та закриття базуються на розширенні та розмитті зображення. Як уже згадувалося раніше, математична морфологія зазвичай застосовується до двійкових зображень,

які містять 1 і 0, але вона може застосовуватися і до зображень у сірому масштабі.

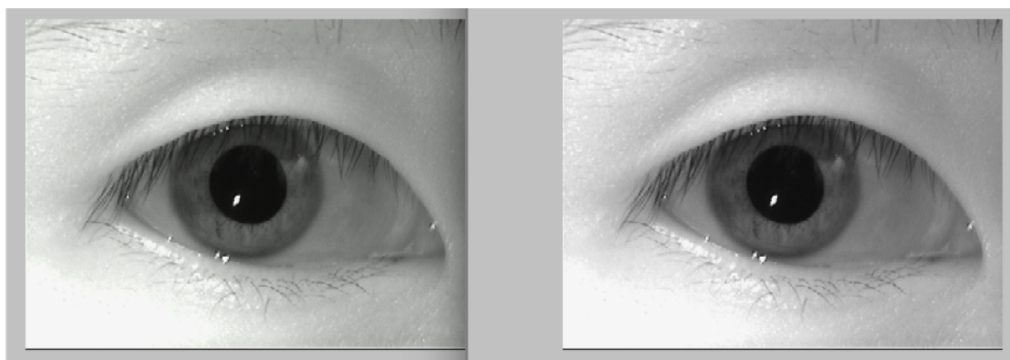
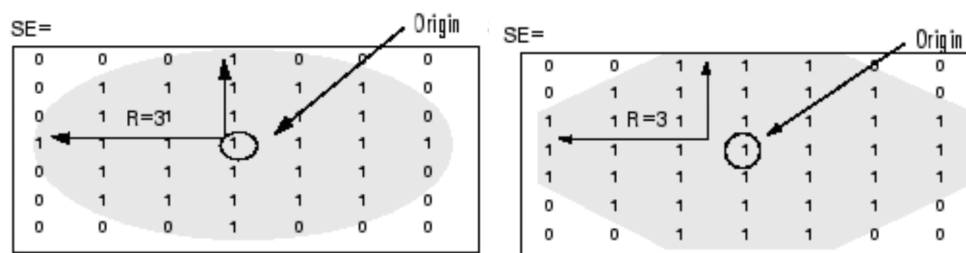


Рис. 1.6 Зображення у форматі RGB (ліворуч), перетворене у шкалу сірого (праворуч)

2.2.1 Розширення

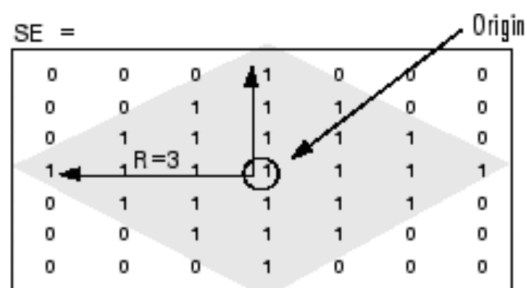
Розширення - це операція, яка функціонує як зображення або підсилення бінарного зображення. Розширення контролюється формою, на яку посиляється як структуруючий елементи. Структуруючий елемент формується з 1 і 0. Слід продемонструвати походження елемента структуризації. Різні типи фігур можна використовувати як елементи структури, такі як алмаз, диск, лінія, восьмикутник, прямокутник та квадрат, як показано на Рис. 1.7. Ці елементи структурування можуть мати різний розмір залежно від програм, вони можуть бути зміненими або більшими, а також розмір елементів структурування, що визначається в судинах. Кількість судів визначає кількість одиниць, що створює структуру елементів. Рис. 1.8 показує розширений приклад зображення бінарної райдужки. Зображення розширюється за допомогою дискового структурно-елементарного елемента, як показано на Рис. 1.7, радіус, який приймається як 3, що означає, що, починаючи від центру, у вас є три одиниці вгору, знизу та з боків. Центр елементарного структурування, який

натискає на 1 значущий піксель і переводиться на місця, де елементи структуризації не перекриває 1 значущий піксель Гонсалес [2004].



(a) Форма диска

(b) у формі восьмикутника



(c) у формі ромба

Рис. 1.7 Елементи конструкції з різною формою та радіусом 3

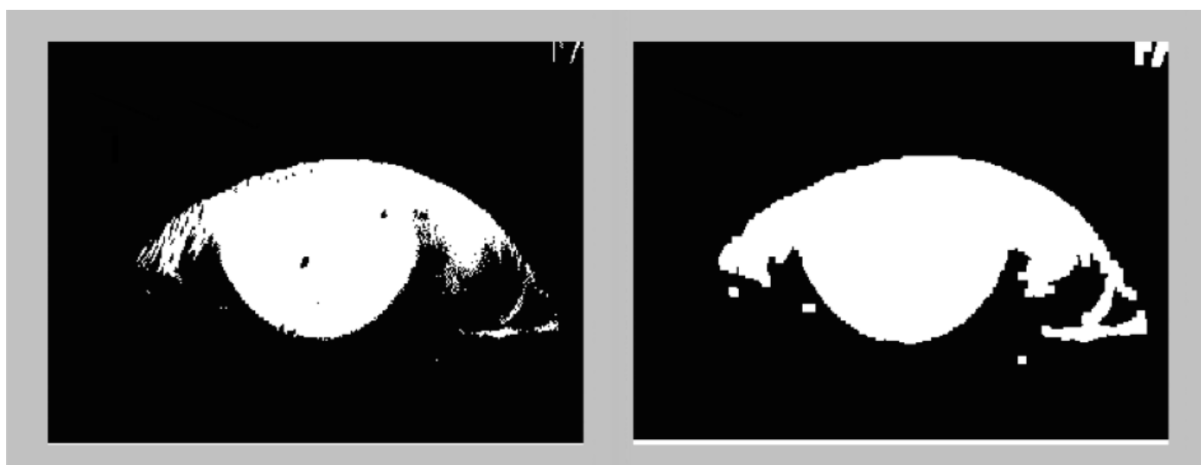


Рис. 1.8 Оригінальне зображення (ліворуч) та розширене зображення (праворуч)

Математична операція розширення пояснюється як сукупність операцій. Розширення демонструється як A через B , що символізує $A \oplus B$, описується як

$$A \oplus B = \{z | (B)z \cap A \neq \emptyset\} \quad (1)$$

де A - двійкове зображення, а B - елемент структурування, \emptyset - порожня матриця. Для пояснення рівняння розширення A на B - це сукупність усіх розташувань початкових елементів структурних елементів, де перекладена та відбита частина перекриває Гонсалес [2004].

2.2.2 Розмиття

Розмиття - це операція, керована формою, яка функціонує як зменшення або розширення двійкового зображення, як вже було згадано при розширенні, ступінь і спосіб зменшення контролюється цією формою, названою як структуруючий елемент. Перенос елемента структури проходить через область зображення і перевіряє, де він вказується як ціле в пікселі переднього плану. Якщо елемент структурування перекриває лише пікселі зі значенням 1 у вхідному зображенні, вихідне значення матиме 1 у початку елемента структурування Гонсалес [2004].

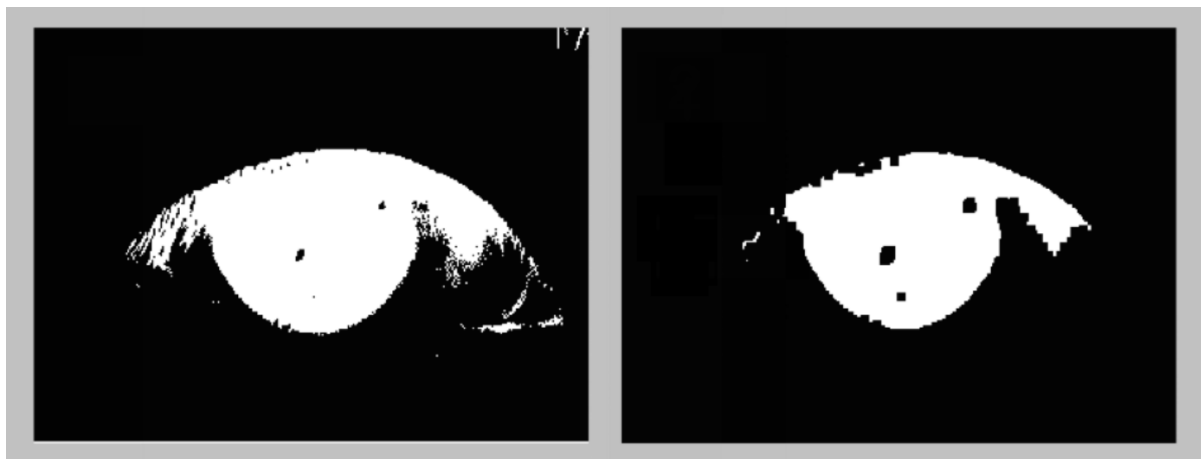


Рис. 1.9 Оригінальне зображення (зліва) та розмите зображення (праворуч)

Математична операція розмиття пояснюється подібно до розширення. Розмиття A на B символізується як $A \ominus B$, визначається як

$$A \ominus B = \{z | (B)z \cap A^c \neq \emptyset\} \quad (2)$$

Рис. 1.9 демонструє розмите зображення.

2.3 Поєднання розширення та розмиття

У практичному застосуванні розширення та розмиття є найбільш використовуваними операціями при морфологічній обробці зображень, оскільки вони використовуються разом з різними комбінаціями. Серії розширення та / або розмиття можуть бути застосовані до зображення з однаковими або різними структурними елементами.

Математична операція морфологічного розкриття A на B символізує $A \diamond B$, це твердження про розмиття A на B , яке супроводжується розширенням результату на B :

$$A \diamond B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

який також можна визначити як

$$A \diamond B = \cup \{(B)z | (B)z \subseteq A\} \quad (4)$$

Символ $\cup \{\bullet\}$ описує об'єднання всіх множин у фігурних дужках, а символ $C \subseteq D$ трактується як те, що C є підмножиною D . Для опису цієї формули можна використовувати геометричний підхід. Поєднуючи шматки, можна сказати, що $A \text{ is } B$ є об'єднанням усіх перекладів, які повністю відповідають Гонсалес [2004].

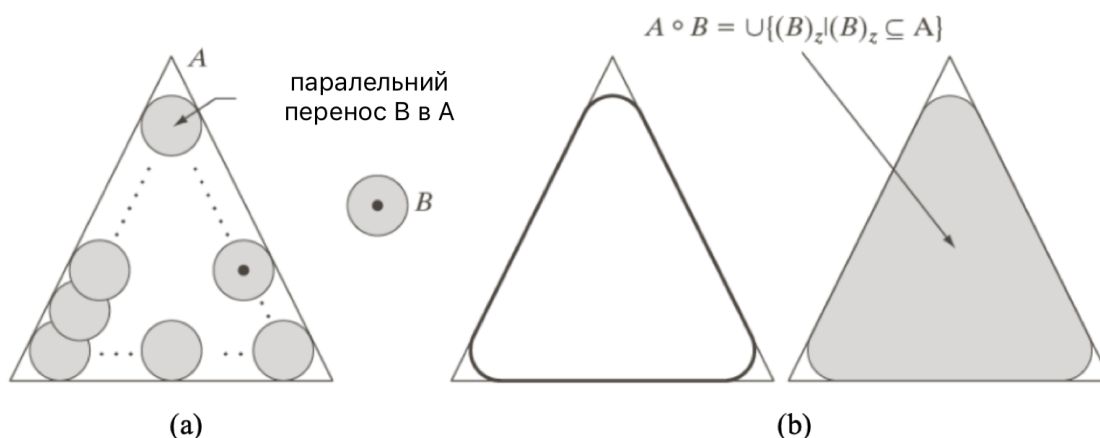


Рис. 1.10 (а) Перенос структуруючого елемента B в A з подальшим повним розкриттям (б), як показано на Рис. із затіненим кольором

Як показано на Рис. 1.10, можна побачити місця, в які елемент структурювання не міг поміститися. Ці області, як показано білим на затіненому кінцевому зображенні, повністю видаляються. На закінчення розкриття зображення допомагає згладити кути об'єкта та видаляє тонкі шпори та з'єднання Гонсалес [2004].

Математична операція морфологічного закриття A на B символізується як $A \bullet B$, це твердження про розширення A на B , яке супроводжується розмиттям результату B :

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B(5)$$

Морфологічне закриття можна пояснити як доповнення всіх перекладів B , які не перекриваються A , як показано на Рис. 1.11. У функціональності та застосуванні морфологічного закриття він працює, щоб згладити контури, як отвір, але інакше він може заповнювати проміжки між кутами, отворами та заповнювати рифти, менші за структуруючий елемент.

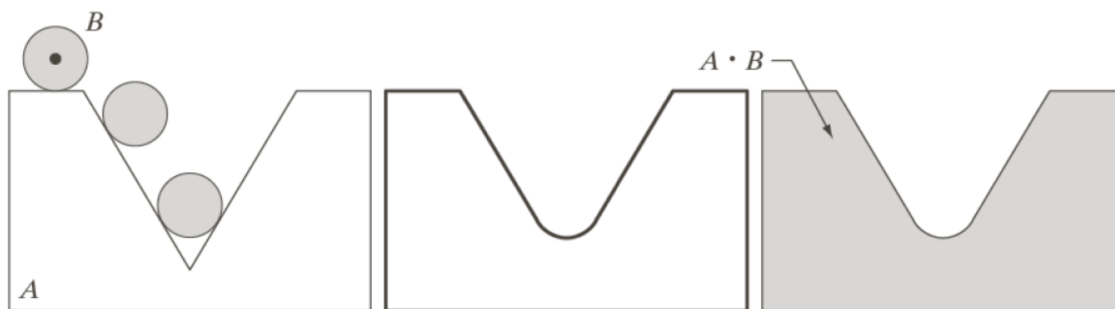


Рис. 1.11 Морфологічне закриття [Гонсалес, Вудз, 2008]

Ще один приклад відкриття та закриття, який ілюструє різницю відкривання та закривання Рис. 1.12.

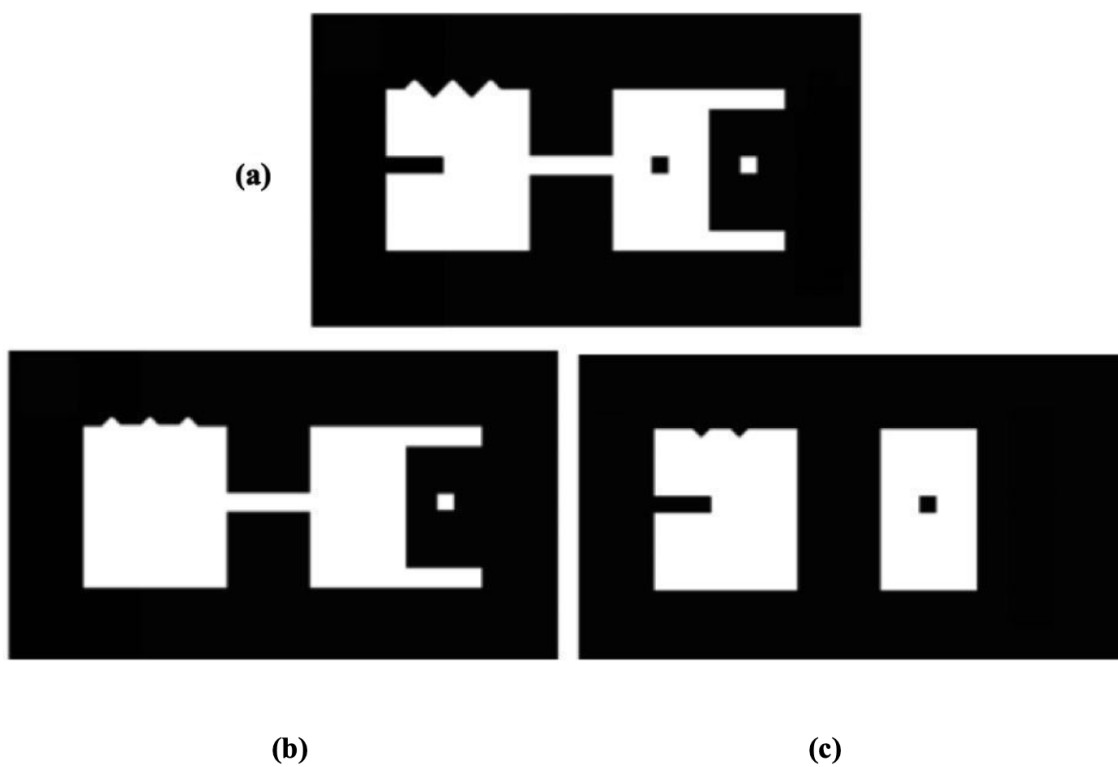


Рис. 1.12 Оригінальне зображення (a), закриття (b) та відкриття (c) зображення

2.3.1 Розширення та ерозія в сірих відтінках

Математичний вираз для розширення шкали сірого $f \oplus b$, оскільки f - зображення, а b - елемент структурування, виражається як

$$\{f \oplus b_{x,y} = \max_{(x',y') \in Db} \{f(x-x', y-y') + b(x', y')\} \quad (6)$$

де домен b виражається як Db і схожий на згортку $f(x, y)$ вважається $-\infty$ поза областю f . У концептуальному плані це можна вважати подібним до елемента структурування запиту згортки, оберненого від свого початку та переведеного на кожен піксель зображення. У кожному перекладеному розташуванні значення елемента структурування (поверненого з початку) додаються до значень пікселів. Різниця між згортокою та розширенням сірого полягає в тому, що при розширенні шкали сірого Db є двійковою матрицею, яка визначає, які околиці включені в макс. Щоб пояснити далі, сума рівняння $f(x-x', y-y') + b(x', y')$ оскільки (x_0, y_0) знаходиться в області Db , сума враховується при максимальному обчисленні, при цьому Db дорівнює 1 за цими координатами, якщо Db дорівнює нулю, то сума не враховується для максимального обчислення. Той самий процес стосується всіх локацій $x', y' \in Db$ та координати (x, y) змінюються кожного разу, $b(x, y)$ будується як x' and y' виглядати як цифрова поверхня, яка має висоту в будь-якій парі координат зі значенням b на цих координатах.

У практичному застосуванні висота b , яка також відноситься до значення b , дорівнює 0 для всіх координат над Db , що визначається як

$$b(x', y') = 0 \text{ for } (x', y') \in Db \quad (7)$$

Тож рівняння розширення шкали сірого спрощується до

$$f \oplus b_{x,y} = \max_{(x',y') \in Db} \{f(x-x', y-y')\} \quad (8)$$

Тому плоске розширення шкали сірого можна назвати локальним оператором максимуму, форма Db визначає максимум над набором сусідів пікселів.

Математичний вираз для розширення шкали сірого $f \ominus b$, оскільки f - зображення, а b - елемент структурування, виражається як

$$f \ominus b \ x,y = \min \{ f(x+x', y+y') - b(x', y') \mid (x', y') \in Db \}, \quad (9)$$

де $f(x, y)$ вважається $+\infty$ поза областю f . Елемент структурування перекладається у всі місця і для кожного місця перекладу виконується мінімальне значення пікселів зображення за вирахуванням віднімання елемента структурування Гонсалес [2004]. Оскільки розмиття сірої шкали також виконується за допомогою плоского структуруючого елемента, подібного до дилатації, рівняння спрощено до

$$(f \ominus b) \ x,y = \min \{ f(x+x', y+y') - b(x', y') \mid (x', y') \in Db \} \quad (10)$$

2.3.2 Відкриття та закриття сірих зображень

Відкриття та закриття сірих зображень має той самий вираз, що і у двійкових операціях. Де відкриття зображення структурним елементом символізується як f

$$f \diamond b = (f \ominus b) \oplus b \quad (11)$$

$f \diamond b$ - це просто розмиття з подальшим розширенням, а $f \bullet b$ - розширення з подальшим розмиттям.

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \quad (12)$$

Відкриття та закриття можна пояснити простим геометричним підходом, скажімо, $f(x, y)$ - це зображення, (x, y) - це площина координат, а значення зображення - висота над площиною. Тож це можна пояснити як

структуруючий елемент, що штовхає з нижньої сторони поверхні і переносить всі місця, де він рухається, і найвища точка структуруючого елемента досягає конструкцію отвору. Закриття працює за тим самим принципом, лише коли воно просувається вгору, а конструкція залежить від найнижчої точки, досягнутої структуруючим елементом.

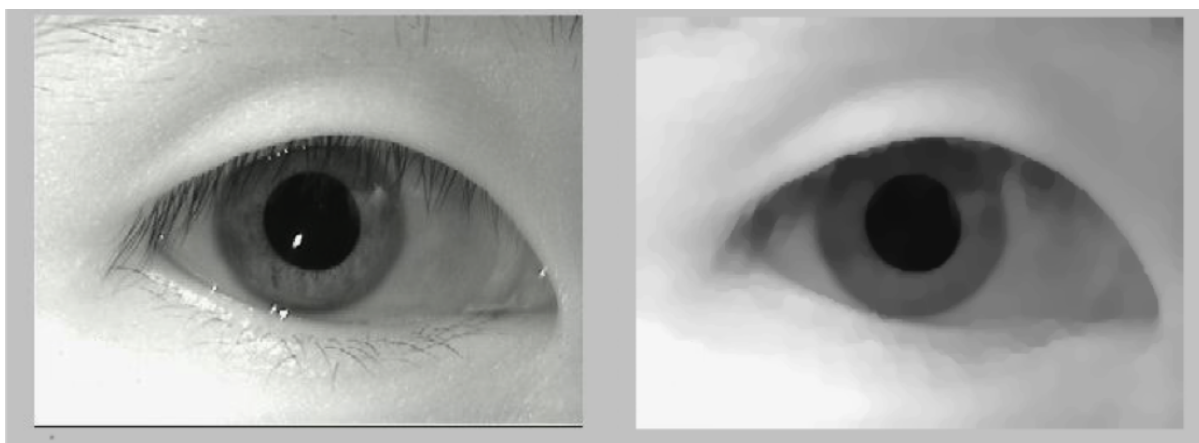


Рис. 1.13 Оригінальне зображення (ліворуч) та після послідовного відкриття та закриття (праворуч)

Відкриття та закриття можна використовувати у циклі, щоб кілька разів відкрити та закрити зображення досягти згладжування фону та деталей об'єкта.

2.3.3 Застосування дипломної роботи відкриття та закриття шкали сірого

Рис. 1.13 ілюструє застосування відкриття та закриття в масштабі сірого на зображеннях райдужної оболонки, що використовується в проекті. Дискподібний структуруючий елемент використовується в циклі, і ітерація починається з 2-розмірного елемента структурування диска і закінчується на 5. Ця операція допомагає нам позбутися вий, деякої

частини брів та відбитого світла на зображенні. Це працює для простого згладжування зображень.

2.4 Просторове фільтрування

Говорячи про просторову фільтрацію, слід також згадати просторовий домен. Просторова область - це площина зображення, і в просторовій фільтрації застосовуються методи безпосередньої маніпуляції пікселями на зображенні. Просторова фільтрація також може називатися просторовою згорткою або обробкою сусідства.

Як вже згадувалося раніше, просторові доменні методи безпосередньо маніпулюють пікселями, і ці процеси позначаються цим виразом

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (13)$$

де $g(x, y)$ виражає оброблене вихідне зображення, а $f(x, y)$ - вхідне зображення, а T працює на f . Для визначення просторових околиць для точки (x, y) може бути використана квадратна або прямокутна область із центром у (x, y) . Центр регіону починається з початку і рухається від одного пікселя до іншого, щоб включати різних сусідів Гонсалес [2004].

2.4.1 Лінійна просторова фільтрація

Щоб отримати результати на кожному пікселі (x, y) , околиці множаться з коефіцієнтами і підсумовуються для відповіді на (x, y) . Якщо розмір району становить $m \times n$, слід вказати коефіцієнти mn . Коефіцієнти упорядковані в матриці, яка називається маска, фільтр, шаблон, ядро, вікно тощо.

Проектування та конструкція показані на Рис. 1.14. У процесі лінійної просторової фільтрації центр маски призначений для переміщення

від точки до точки на зображенні. Маска фільтра рухається через точки і здійснюється вихід сусідів та коефіцієнти їх фільтрів. У конструкції фільтра, з точки зору розміру маски, $m \times n$ - розмірність маски, маємо на увазі, що $m = 2a + 1$ і $n = 2b + 1$ як "a" і "b" є цілими невід'ємними числами, що відноситься до цієї маски бути в непарних розмірах, а добре функціонуючий розмір починається з 3×3 . Принцип наявності непарної маски залежить від наявності унікальної центральної точки.

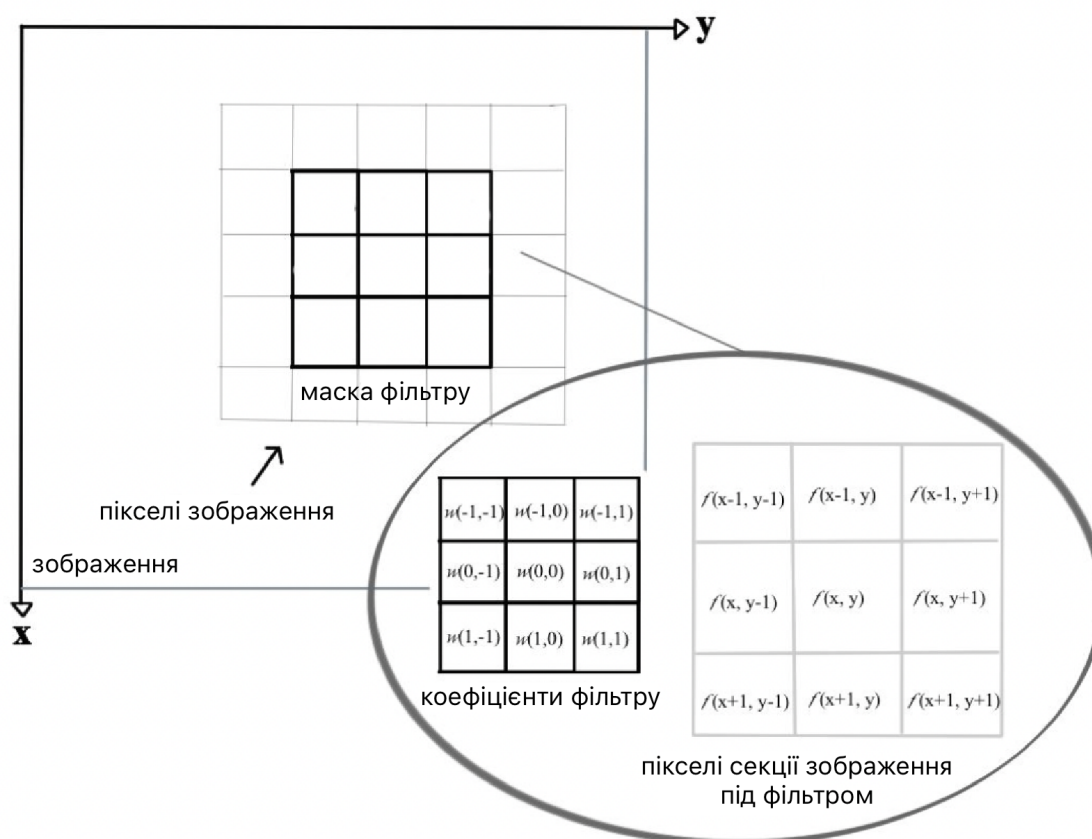


Рис. 1.14 Збільшена маску 3×3 та пов'язані з нею сусідні ділянки Гонсалес [2004]

При виконанні лінійної просторової фільтрації слід розуміти два поняття. Кореляція та згортка; Механіка одновимірної кореляції та згортки описана на Рис. 1.15.

Давайте назвемо f масив зображень, а w - маска. Маска перетягується до масиву зображень f ліворуч. У згортці процес однаковий, за винятком того, що маска відмінена від свого початку.

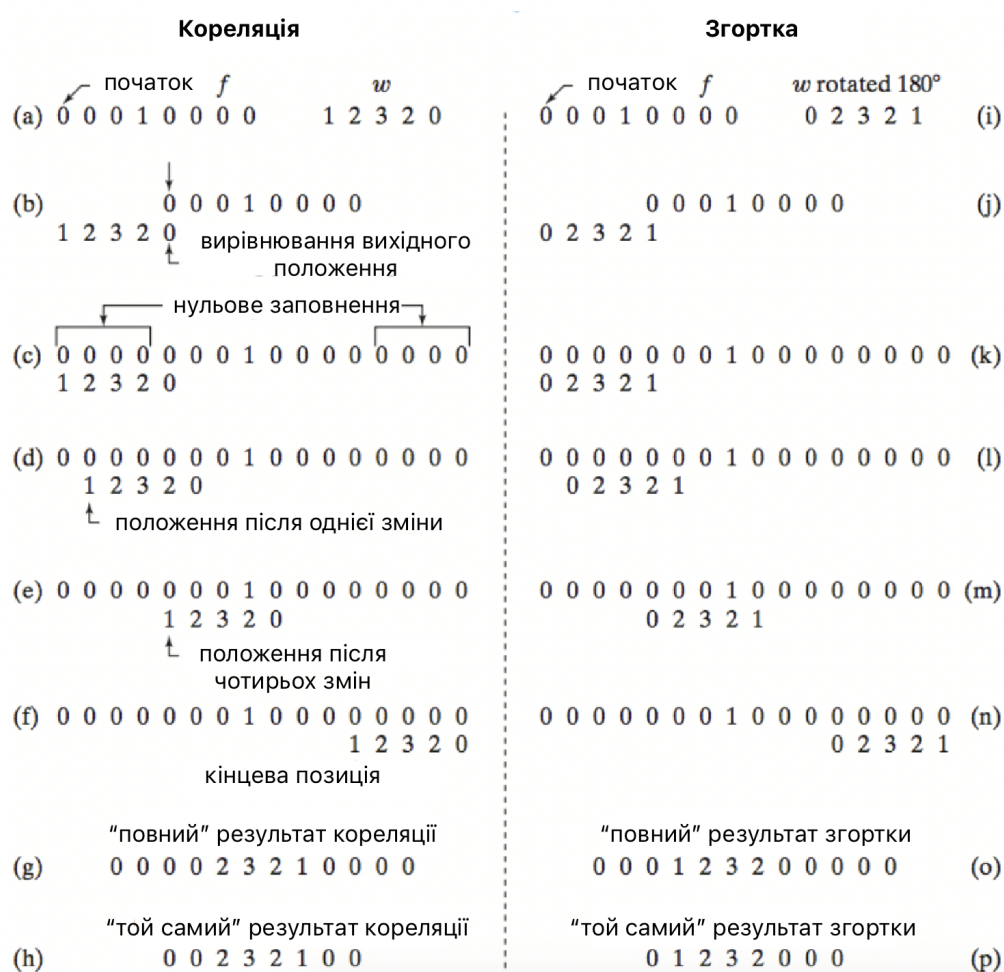


Рис. 1.15 Одновимірні кореляція та згортка

Рис. 1.15 (а) ілюструє, що лівий кут f називається початком. Для кореляції яблук правий кут маски w перетягується в ліву сторону масиву зображень f , як показано на Рис. 1.15 (b). Якщо маску перетягнути на

зображення f , буде порожня точка, щоб вони не перекривались. Для вирішення цієї проблеми, щоб завжди мати щось, що відповідає масці w , зображення f заповнено нулями стільки, скільки потрібно, як показано на Рис. 1.15 (с). Після однієї зміни маска та відповідні масиви зображень множаться, а результат множення підсумовується. Як показано на Рис. 1.15 (d), результат все ще дорівнює нулю. Нарешті маска зустрічається з ненульовим цілим числом і його $8(1) = 2$. Як тільки маска продовжує зміщуватися таким же чином до кінця [Рис. 1.15 (f)], процес дасть результат, як показано на Рис. 1.15 (g). Мітка «повний» вказує на заповнений масив зображень, а «однаковий» вказує співвідношення однакового розміру із зображенням f , яке надається набором інструментів [Рис. 1.15 (h)].

У згортці застосовувався той самий процес, за винятком того, що маску w було повернуто назад від свого початку та притягнуто до лівого кута масиву f , як показано на Рис. 1.15 (j). Перетягування від початку f до кінця показано на Рис. 1.15 (k) до Рис. 1.15 (n). Нарешті, на Рис. 1.15 (o) та (p) показані „повні” та „однакові” результати, надані набором інструментів, як було обговорено раніше з кореляцією.

Той самий принцип можна застосувати до зображень, як показано на Рис. 1.15. Верхній лівий кут зображення $f(x, y)$ приймається як початок. Щоб застосувати подібне співвідношення до зображення, нижній правий кут $w(x, y)$ перетягується до початку $f(x, y)$, де вони перекриваються, як показано на Рис. 1.16 (с). Нульове заповнення також використовується з причин, як це було обговорено раніше на Рис. 1.15. У співвідношенні $w(x, y)$ переміщається по кожному розташуванню, і принаймні один з пікселів повинен перекривати піксель у вихідному зображенні. Повний результат кореляції показаний на Рис. 1.16 (d), а той самий результат кореляції показаний на Рис. 1.16 (e), як це надається набором інструментів.

Механіка згортки майже така ж, як і кореляція, за винятком того, що $w(x, y)$ обертається до 1800 р. У згортці будь-яка з двох функцій може зазнати трансляції, і все ж дає той самий результат. Однак порядок має значення у взаємозв'язку. Як показано на Рис. 1.16 (e) та (h), згортка майже така ж, як і кореляція, за винятком того, що вони повертаються на 1800 один до одного.

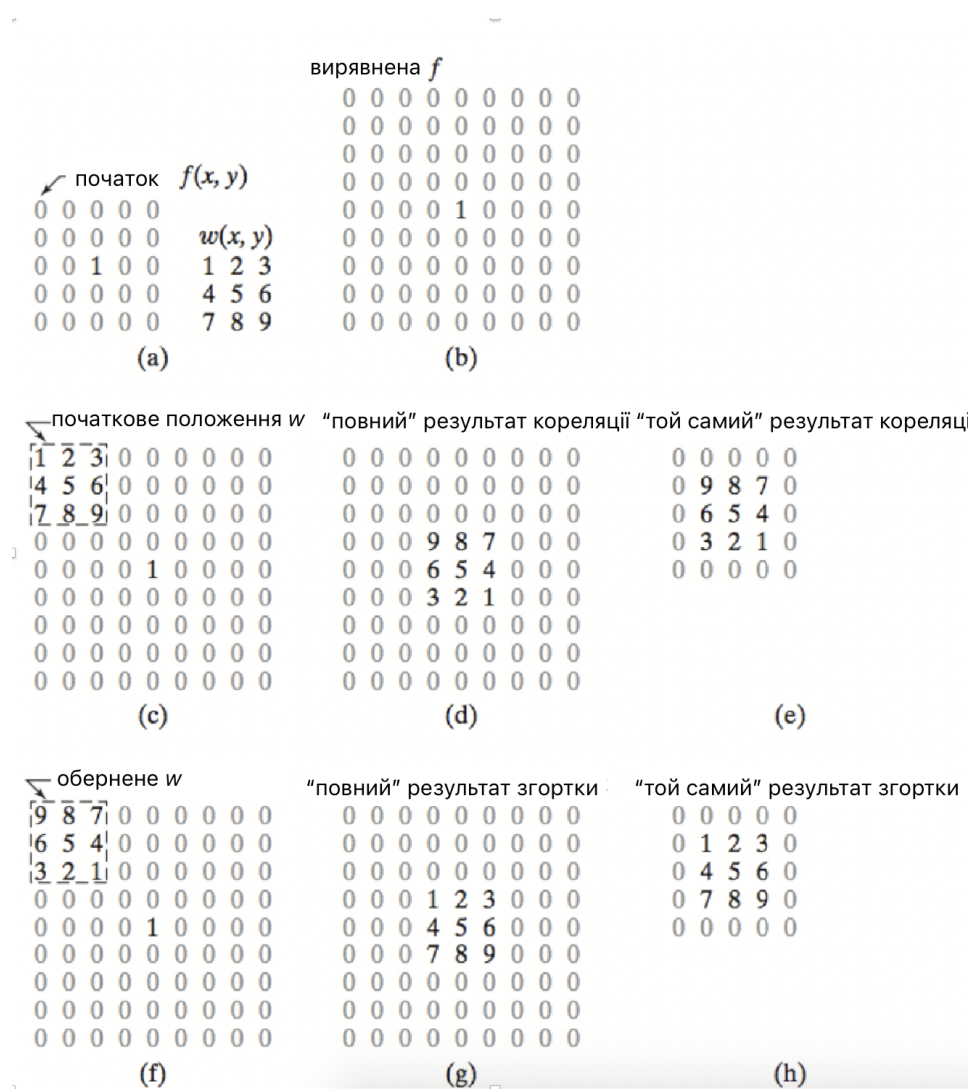


Рис. 1.16: Двовимірна кореляція та згортка

2.4.2 Згладжувальні та низькочастотні фільтри

Спілкування з прямокутною маскою має згладжуючий ефект там, де воно займає середнє значення пікселів сусіда. Оскільки він бере середнє

значення для себе та його 8 районів і замінює ним значення пікселя, він буде працювати для зменшення шуму та як фільтр низьких частот.

Рис. 1.17 ілюструє прямокутну маску, яка має згладжуючий ефект. Друга форма також надається заради спрощення.

Математична формула для $N \times N$ з непарним числом N визначається як:

$$g(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{N^2}, & \text{if } x, y \in \{-(N-1)/2, \dots, (N-1)/2\} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (15)$$

Бажано, щоб N був непарним, а не парним. Оскільки маски з непарними номерами симетричні навколо центру, маски з непарним розміром є кращими перед масками з парним розміром.

Щоб мати ізотропію, маска повинна бути круглою. Для використання квадратної маски можна лише наблизити зображення, якщо маска менше, результат буде гіршим [Майнз, 2005].

The diagram illustrates the simplification of a 3x3 averaging mask. On the left, a 3x3 grid contains the fraction $\frac{1}{9}$ in every cell. This is followed by an equals sign and the fraction $\frac{1}{9}$. To the right of the equals sign is another 3x3 grid, where every cell contains the integer 1. This visualizes the equation: a 3x3 grid of $\frac{1}{9}$ is equivalent to $\frac{1}{9}$ multiplied by a 3x3 grid of 1s.

Рис. 1.17 Розгладжуюча маска [Майнз, 2005]

2.4.3 Фільтр високих частот

Рис. 1.18 ілюструє один приклад маски для покращення деталей.

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

Рис. 1.18 Маска для покращення деталей [Майнз, 2005]

Щоб пояснити функціональність фільтра, можна поглянути на нього і сказати, що всі фактори складають до 1. Тож можна сказати, що ця маска нічого не зробить, якщо частина зображення має постійні значення.

Але якщо існують відмінності між значеннями, діапазон контрастності буде розширений.

Один із прикладів застосування маски, що покращує деталі, проілюстровано на Рис. 1.19.

Після застосування маски, що покращує деталі, тепер зрозуміло, що постійні площі залишаються незмінними, і контраст між місцями зустрічі 0 і 5 значно збільшується.

Маску для підвищення деталізації можна сплутати з фільтром високих частот. Але у фільтрі, що покращує деталізацію, постійні площі залишаються без змін. Це пояснює, що якщо значення у деяких є постійними, вони залишатимуться однаковими, навіть найнижча частота.

5	5	5	5	5	5	5
5	5	5	5	5	5	5
5	5	5	5	0	0	0
5	5	5	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

→

	5	5	10	15	20	
	5	10	20	-20	-15	
	20	25	-15	-5	0	
	-15	-10	-5	0	0	
	0	0	0	0	0	

Рис. 1.19 Застосування маски, що покращує деталі [Майнз, 2005]

$$\frac{1}{9} \cdot \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 8 & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array} \cdot$$

Рис. 1.20 Приклад фільтра високих частот [Майнз, 2005]

Як показано на Рис. 1.20, фільтр високих частот схожий на фільтр, що покращує деталі. Різницю між ними можна побачити на Рис. 1.21, де як сума результатів у фільтрі високих частот дорівнює 0, що означає, що постійні значення пікселів будуть оцінюватися як 0.

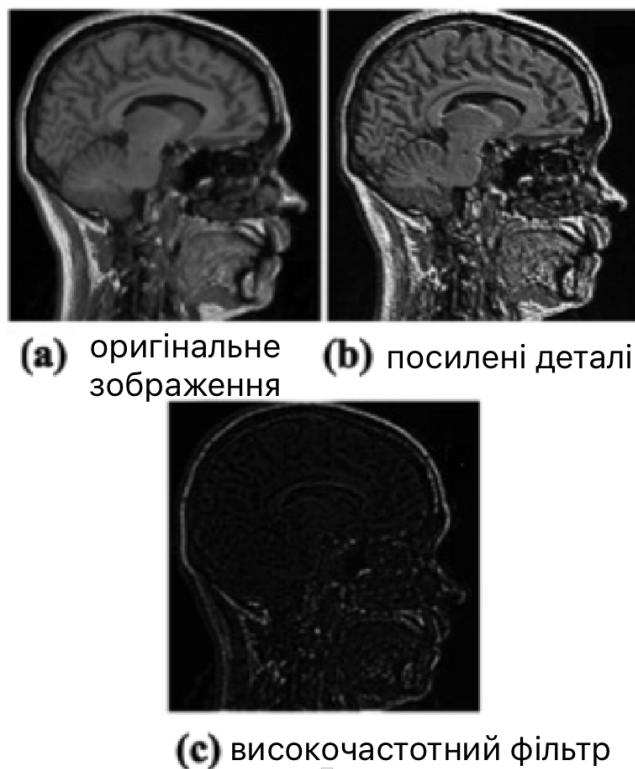


Рис. 1.21 Зображення з посиленими деталям та фільтроване зображення високих частот [Майнз, 2005]

2.4.4 Нерізке маскування

Покращення високочастотних деталей, як це можна назвати різкістю зображення, зазвичай здійснюється шляхом друку, який вимагає додавання оригінального зображення до пропорції відфільтрованого зображення високих частот або віднімання відфільтрованого зображення низьких частот оригінального зображення від оригінального зображення .

$$1. fe_1(x, y) = f(x, y) + \lambda_1 fh(x, y) \quad (16)$$

$$2. fe_2(x, y) = f(x, y) - \lambda_2 fl(x, y), \quad (17)$$

де f позначається як вихідне зображення, а x, y визначають координати, λ_1 і λ_2 являють собою позитивні константи, fh відповідає відфільтрованому високочастотному зображенню, fl відповідає пропущеному

відфільтрованому зображенню, а на кінцевих fe_1 та fe_2 - покращені зображення від процесів. Цей метод називається нерізким маскуванням [Майнз, 2005].

Рис. 1.22 ілюструє перший метод, що має $\lambda_1 = 1/4$ та маску 3×3 високих частот.

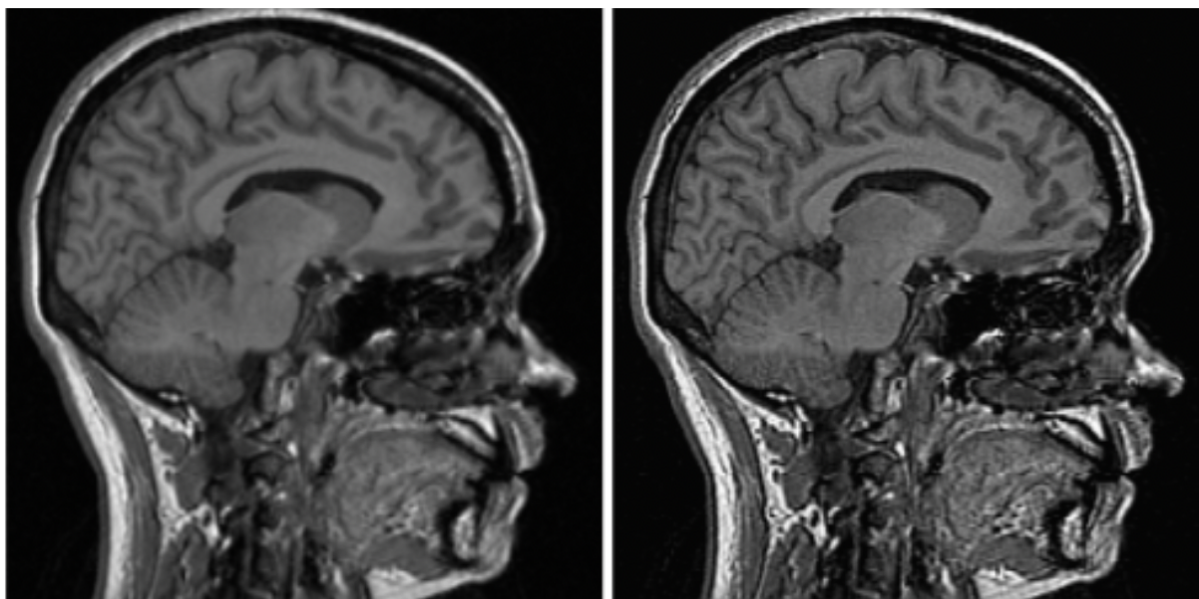


Рис. 1.22 Висновок нерізкого маскування праворуч [Майнз, 2005]

Приклад загострення зображення райдужної оболонки проілюстровано на Рис. 1.22. Незважаючи на те, що зміни без різкості можуть здатися невеликою різницею, це призведе до різниці в сегментації зображень.

2.4.5 Посилення зображення в розрізі дипломної роботи

Зображення було посилено для того, щоб на наступному етапі збільшити рівень успішності встановлення порогів, що робить перемикачі контрасту різними і, отже, збільшує успішність порогу. Рис. 1.23 ілюструє, що зіниця має більш різкі краї, ніж зображення, без застосування різкості

Попередня обробка зображень зіниці завершена. Методи попередньої обробки райдужної оболонки продовжуються.

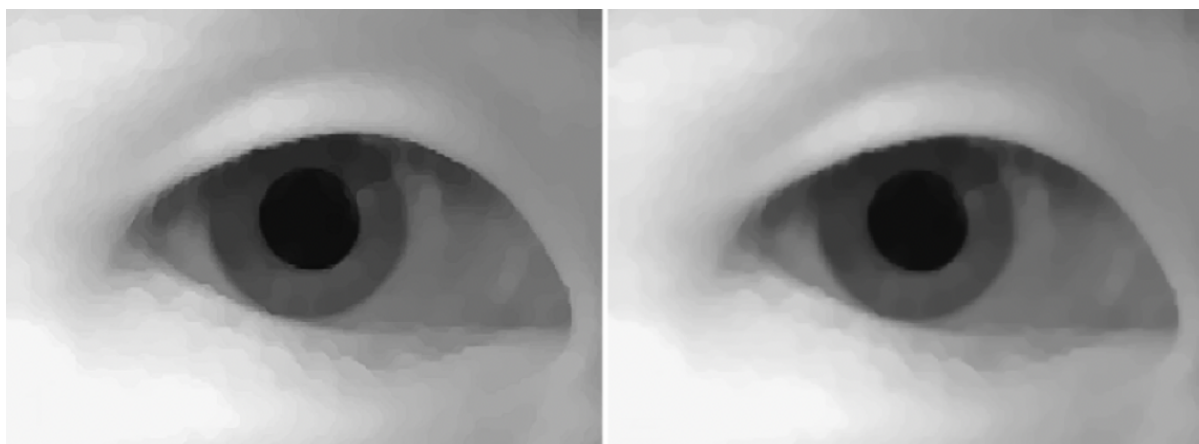


Рис. 1.23 Зображення зі збільшеною різкістю (ліворуч) та зображення до цього (праворуч)

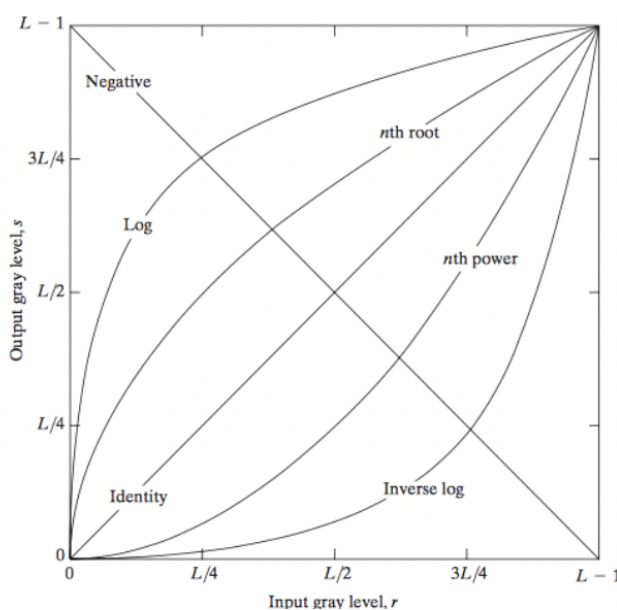


Рис. 1.24 Тип основних перетворень [Гонсалес, Вудз, 2008]

2.5 Покращення зображення в просторовому домені

Вираз перетворення можна зрозуміти найпростішим способом, оскільки околиці складають 1×1 піксель. У цьому випадку T - рівень перетворення рівня сірого або інтенсивності, який виражається як

$$s = T(r) \quad (18)$$

для точок (x, y) r позначає інтенсивність f та s як вихідну функцію, а саме інтенсивність g . Трансформації можна узагальнити за 3 функціями, які широко використовуються для покращення зображення [Гонсалес, Вудз, 2008],

- Лінійний,
- Логарифмічний,
- Степеневий закон.

Рис. 1.25 ілюструє основні перетворення.



Рис. 1.25 Перевернутий розмір зіниці для закриття та виявлення кіл у темній полярності (праворуч)

2.5.1 Негативи зображення

Негативне перетворення рівня сірого в діапазоні $[0, L-1]$ може бути виражене як

$$S=L-1-r \quad (19)$$

Цей тип трансформації зазвичай використовується для посилення біло-сірих деталей, які вбудовані в домінуючу чорну область [Гонсалес, Вудз, 2008].

У цій роботі негативи зображення беруться для того, щоб зробити зображення придатним для серії отворів і закриттів та для виявлення зіниць, як показано на Рис. 1.25.

2.5.2 Логарифмічна трансформація

Крива логарифму зображена на Рис. 1.24. Як можна зрозуміти з кривої, логарифмічне перетворення стискає яскраві значення та розширює темні значення на вхідному зображенні. Інверсійна трансформація зробила б все навпаки, стискаючи темні та розширюючи яскраві. Математичним виразом логарифмічного перетворення є

$$s=c*\log(1+r) \quad (20)$$

де r - вхідний піксель як $r \geq 0$, а c - константа. Існують більш універсальні методи, ніж логарифмічне перетворення, але він може стискати високий динамічний діапазон пікселів. Це є причиною для того використання цього методу у зображеннях райдужки. У додатку для сегментації райдужної оболонки він стискає всі яскраві піксельні варіації, тому райдужна оболонка, яка є другою найтемнішою точкою на зображеннях райдужної оболонки, може бути сегментована. Рис. 1.26. Показує логарифмічне перетворення на зображенні райдужної оболонки.

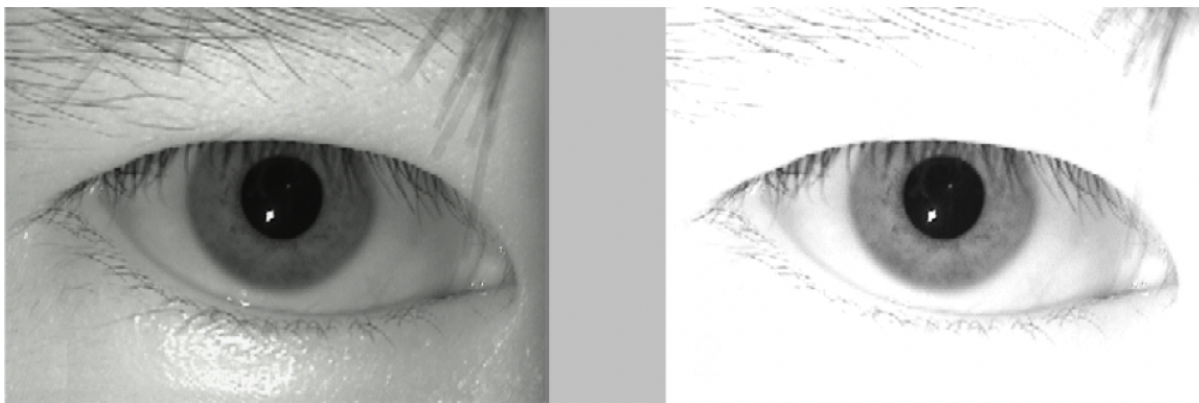


Рис. 1.26 Зображення до логарифмічного перетворення (ліворуч) та зображення після перетворення (праворуч)

2.5.3 Логарифмічне перетворення в розрізі дипломної роботи

Для того, щоб відрізнити райдужну оболонку від зовнішнього середовища, логарифмічне перетворення розширює темні пікселі та стискає світлі пікселі, тому світла область виглядає так само, де диференціюється райдужка, що допомагає нам сегментувати райдужку на наступному етапі. Значенням «С» було встановлено значення 2 методом спроб і помилок. Перевага логарифмічного перетворення виникає внаслідок того, що він сильно стискає світлові пікселі порівняно з будь-якими іншими методами, такими як перетворення степенного закону та вирівнювання гістограми.

Частина попередньої обробки зображень райдужної оболонки завершена до цього моменту, наступним кроком є сегментація.

2.5.4 Перетворення степенного закону

Цю функцію покращення зображення можна також назвати гамма-корекцією. Криві n -ї степені та n -го кореня проілюстровані на Рис. 1.24. Математичне формулювання перетворення степенного закону виражається як

$$s=cr^Y(21)$$

де s - вихід, c - константа, а Y - також константа, яка визначає ступінь розширення та стиснення. Якщо $Y > 0$, він розширює темні пікселі, стискаючи світлі, якщо $Y < 0$, розширює яскраві пікселі, стискаючи темні. Важливою різницею між перетворенням степенного закону та логарифмічним перетворенням є те, що різні можливі криві можуть бути сформовані шляхом зміни Y .

2.6 Виявлення брехні за розміром зіниці: фаза сегментації зображень

На цьому етапі пояснюються методи сегментації, а в кінці пояснюються та ілюструються методи сегментації, застосовані в дипломній роботі.

2.6.1 Вступ до сегментації зображень

При обробці зображень для вхідного зображення застосовуються методи отримання вихідних даних, висновки - це атрибути, які витягуються із вхідних зображень, сегментація - вищий рівень цього в тому ж напрямку. Сегментація розподіляє об'єкти на зображенні, і підрозділ повинен зупинитися, коли потрібна область буде вилучена. Для сегментації монохромних зображень методи залежать від подібності та розриву. Точність сегментації є дуже важливим параметром; ступінь досягнення визначає успіх комп'ютеризованого аналізу Гонсалес [2004].

2.7 Виявлення точки, лінії та краю

Розглянуті в цьому розділі методи залежать від трьох основних розривів. Маска використовується для пошуку розривів через зображення. Добуток коефіцієнтів маски 3×3 з відповідними сусідами підсумовується,

коли вони проходять через рівні інтенсивності на зображенні Гонсалес [2004]. Реакція маски R у будь-якій точці зображення виражається як

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_9 z_9 = \sum_{i=1}^9 w_i z_i \quad (22)$$

де w_i - відповідний коефіцієнт маски до рівня інтенсивності пікселя w_i .

$|R| \geq T$

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Рис. 1.27 Маска виявлення точок

2.7.1 Виявлення точок

Виявлення точок, які ізольовані в постійних або майже постійних областях, використовує маску, як показано на Рис. 1.28, ізольовані точки виявляються в місці, де маска центрується, якщо оскільки T - невід'ємне порогове значення.

2.7.2 Виявлення лінії

У разі виявлення лінії на Рис. 1.29 проілюстровано 4 типи масок з різним кутом ліній, які слід виявити. Перша маска буде реагувати на горизонтальні лінії одного пікселя, друга орієнтована відповідати на лінії + 45 °, третя - на вертикальні лінії і остання - на лінії -45 °.

-1	-1	-1	-1	-1	2	-1	2	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	
2	2	2	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	2
-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	2
Horizontal			+45°				Vertical						-45°											

Рис. 1.28 Тип лінійних детекторів

2.7.3 Виявлення країв

Виявлення країв є найбільш широко застосовуваною технікою для розривів значень інтенсивності. Ці значення можуть бути виявлені похідними першого та другого порядку. У спосіб використання похідної першого порядку є градієнт при обробці зображень. Градієнт 2-D функції $f(x, y)$ виражається як вектор, де можна обчислити його величину Гонсалес [2004].

2.7.3.1 Тип методів виявлення країв

Існує 5 загальновідомих типів детекторів, і вони будуть розглянуті в цій темі.

2.7.3.1.1 Детектор краю Собеля

У детекторі краю Собеля для цифрового наближення першої похідної G_x та G_y використовуються маски, як показано на Рис. 1.30, оскільки градієнт знаходиться в центральній точці, а пікселі сусідства обчислюються за коефіцієнтами маски. Якщо $g \geq T$, то піксель (x, y) називається крайовим пікселем Гонсалес [2004].

$$g = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (23)$$

$$= \{[(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)]^2 + [(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)]^2\}^{1/2} \quad (24)$$

Перша маска та друга маска наносяться на зображення. Значення результатів маски в квадраті та додавання двох результатів разом із квадратним коренем суми.

2.7.3.1.2 Детектор краю Превітта

Виробляє трохи шумніші зображення, ніж детектор краю Собеля, маска детектора краю Превітта зображена на Рис. 1.30.

2.7.3.1.3 Детектор краю Робертса

Це один із найдавніших крайових детекторів, який рідко використовується через свою несиметричну структуру, тому не може виявляти краї, які множаться на 45° Гонсалес [2004]. Маска крайового детектора Робертса та його робота проілюстрована на Рис. 1.30.

2.7.3.1.4 Детектор нульового перетину

Ідея цього детектора працює однаково з методом LoG, за винятком того, що він виконується з різною функцією згортки.

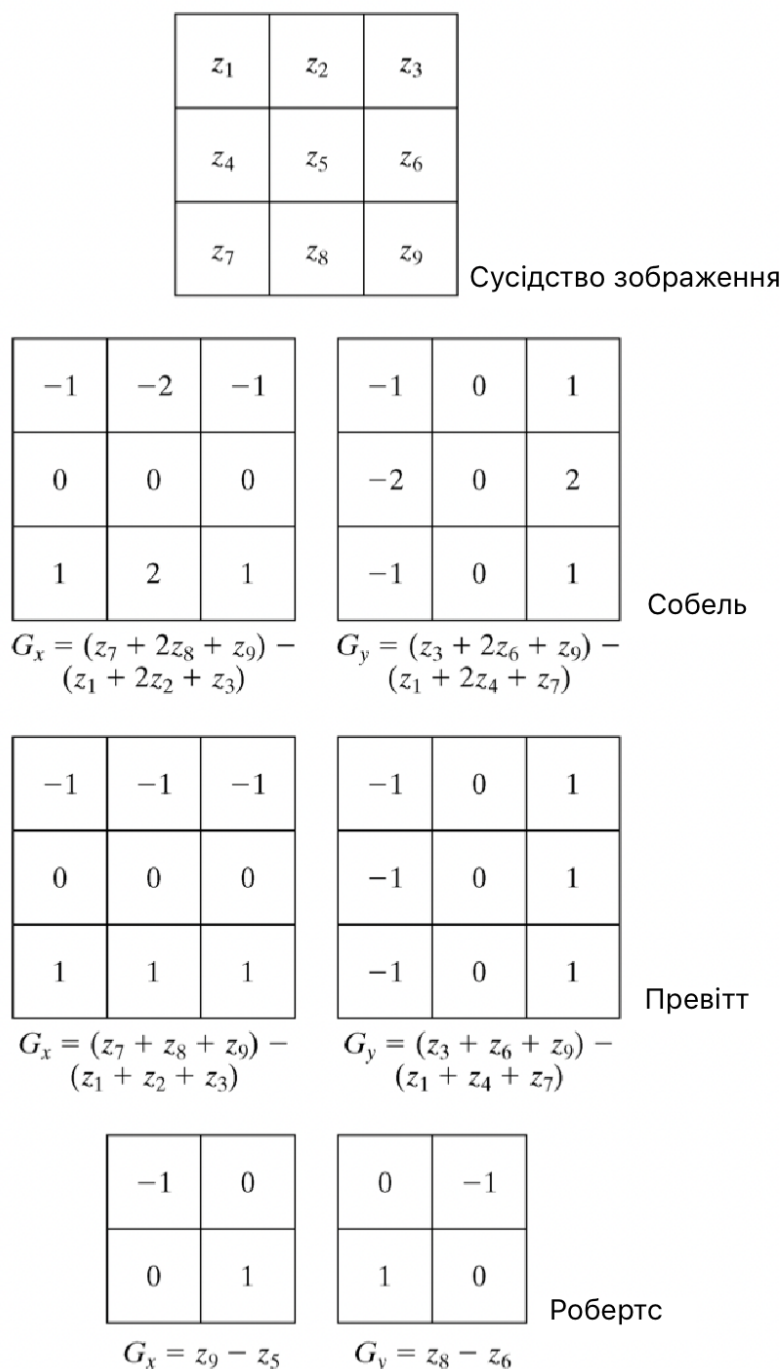


Рис. 1.29 Типи детекторів країв; Собел, Превітт, Робертс [Гонсалес 2004]

2.7.3.1.5 Крайовий детектор Кенні

Серед крайових детекторів, про які вже було сказано, крайовий детектор Канні є найпотужнішим. Метод також використовується в дипломній роботі. Процес виявлення краю пояснюється наступним чином:

1. Зменшення шуму застосовується за допомогою Гаусова фільтра із заданим стандартним відхиленням,
2. Для обчислення G_x та G_y можуть бути використані будь-які методики на Рис. 1.30. Кожна точка на зображенні обчислюється для локального градієнта та напрямку краю. Точки, які локально максимальні у напрямку градієнта, визначаються як ребра,
3. Хребти створюються за величиною градієнта в залежності від крайових точок, визначених у 2. Пікселі, які не знаходяться на вершині хребтів, встановлюються на нуль, оскільки верхня частина хребтів відстежується за алгоритмом і створює тонку лінію на виході, коли вона називається не максимальним придушенням. Є 2 пороги, T_1 і T_2 . Ребра, більші за T_2 , називаються сильними, а ребра, що знаходяться між T_1 і T_2 , називаються слабкими пікселями краю,
4. Нарешті, зв'язування країв виконується алгоритмом, щоб з'єднати слабкі ребра з сильними.

2.7.3.1.7 Застосування Кенні детектора

Після завершення частини попередньої обробки для виявлення райдужної оболонки наступним кроком є виявлення краю. Всі ці крайові детектори були протестовані на зображеннях, і крайовий детектор Канні дав найкращий і простий результат. Він виявляє менше, але розпізнавання краю Кенні забезпечує сильні характеристики для цього, менше шуму та сильні краї. Рис. 1.31 ілюструє застосування детектора краю Кенні в роботі

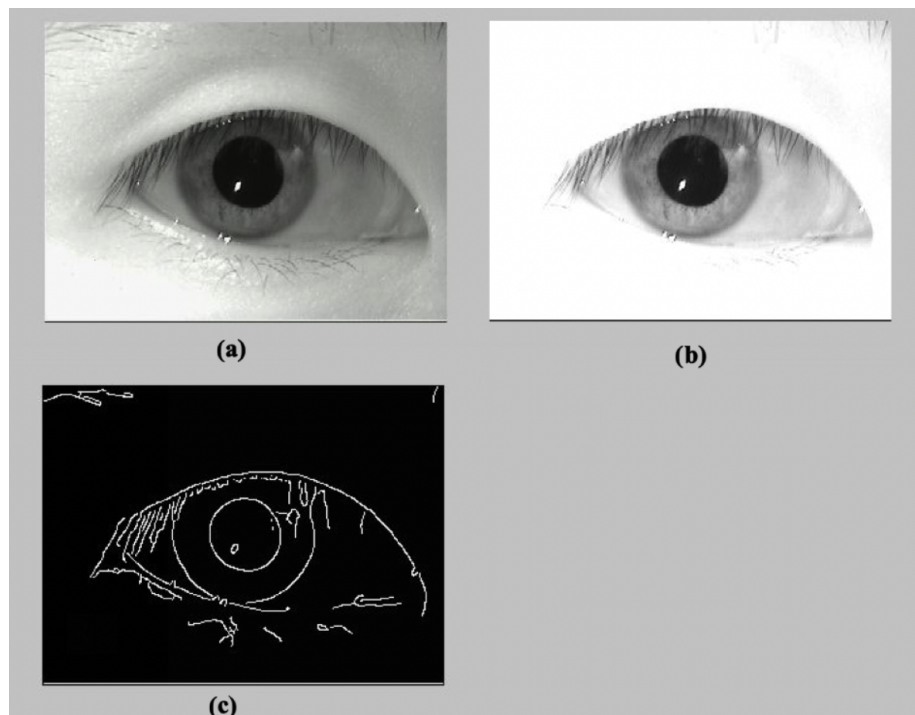


Рис. 1.30 Перетворення RGB у сірий (а), логарифмічне перетворення (b), виявлення краю Кенні

2.8 Порогове обмеження

У сегментації зображень порогове значення займає дуже важливе місце завдяки спрощеному підходу. Давайте подумаємо про світлий об'єкт із темним фоном, гістограма його інтенсивності розділяє темні та світлі пікселі. Для вилучення світлого об'єкта з його фону можна вибрати поріг Гонсалес [2004]. Для зображення, в якому будь-яка точка будь-яка точка (x, y) буде об'єктом для $f(x, y) \geq T$. Математичне формулювання порогового зображення виражається як

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0, & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (25)$$

2.8.1 Глобальне порогове значення

Поріг можна вибрати залежно від аналізу гістограми зображення. Цей поріг буде розділяти 2 різні режими. Інший спосіб вибору порогового

значення можна зробити методом проб і помилок, коли користувач може перевірити порогові значення до досягнення найкращого результату.

Щоб автоматично вибрати найкраще порогове значення, Гонсалес [2002] описують їх метод:

1. T вибирається за оцінкою, (пропозиція знаходиться між максимальними та мінімальними значеннями інтенсивності.)

2. Сегментація здійснюватиметься за допомогою T , який створюватиме 2 різні набори пікселів, оскільки ті знаходяться вище порога G_1 і нижче порога G_2 ,

3. Середні значення інтенсивності μ_1 та μ_2 обчислюються для областей G_1 та G_2 ,

4. Обчислюється нове порогове значення,

$$T = 1/2(\mu_1 + \mu_2) \quad (26)$$

5. Крок 2 і 4 повторюється, доки різниця в ітераціях не стане меншою, ніж попередньо визначений поріг.

2.8.1.1 Метод Оцу

Це метод на основі гістограми. При дослідженні цього методу нормалізована гістограма обробляється як дискретна функція ймовірності, як

$$P_r(r_q) = n_q / n = 0, 1, 2, \dots, L - 1 \quad (27)$$

загальна кількість пікселів символізується n , n_q як кількість пікселів, що мають інтенсивність r_q , а загальна кількість рівнів інтенсивності

символізується L . Якщо k - порогове значення, буде 2 набори пікселів, як C_0 дорівнює $[0, 1, \dots, k - 1]$, а C_2 дорівнює $[k, k + 1, \dots, L - 1]$. Пороговий значення, який визначається методом Оцу, максимізує дисперсію між класами (Оцу, 1979).

2.8.1.2 Застосування методу Оцу

Після завершення частини попередньої обробки зображень наступним кроком є порогове значення, коли зіниця повністю перебуває на іншому рівні сірого, ніж його оточення, і порогове значення тепер легше застосовувати. Застосування порогової позначки до зображення залежить від властивості зіниці бути найтемнішою точкою на всьому зображенні, так що застосування глобального порогового значення, оскільки воно лише сегментує пікселі вище порога, що допомагає лише сегментувати зіницю, що призводить до зменшення шуму та швидшого процесу порівняно з місцевим пороговим значенням. Рис. 1.32 ілюструє порогове значення зіниці. Методом спроб і помилок встановлено пороговий рівень 0,15.

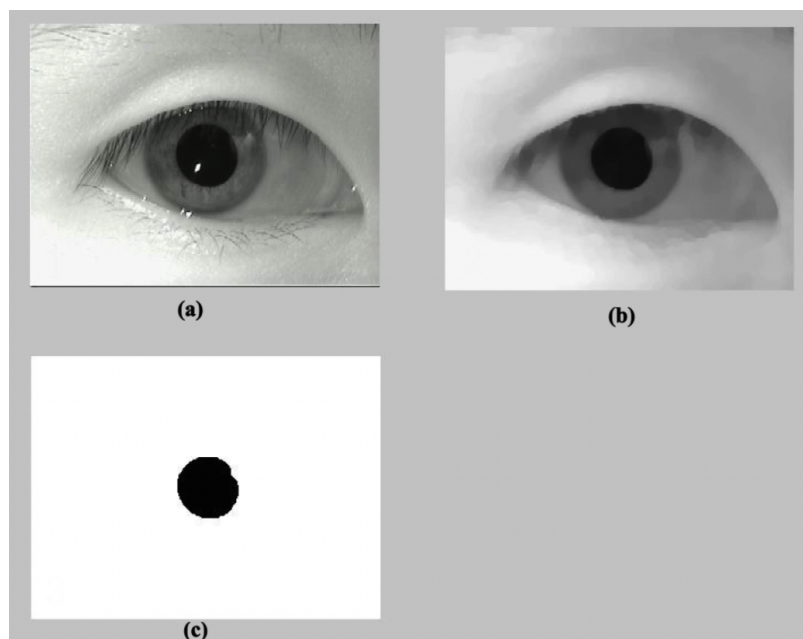


Рис. 1.31 Перетворення RGB у сірий(a), відкриття та закриття(b) та метод Оцу(c)

2.8.2 Локальне порогове значення

Методи глобальних порогових значень не настільки надійні, коли фонове освітлення нерівномірне. Рішенням цієї проблеми є компенсація нерівномірного освітлення за допомогою попередньої обробки, і тоді можна застосувати глобальне порогове значення. Застосовується морфологічна операція циліндра, а потім метод Оцу використовується для досягнення сегментації. Процес може бути представлений як еквівалент порогового значення $f(x, y)$, яке локально змінюється в залежності від порогової функції $T(x, y)$ Гонсалес [2004]:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x, y) \geq T(x, y) \\ 0, & \text{if } f(x, y) < T(x, y) \end{cases}, \quad (28)$$

де

$$T(x, y) = f_0(x, y) + T_0 \quad (29)$$

Морфологічне розкриття зображення f позначається як $f_0(x, y)$, T_0 є результатом методу Оцу як застосовується до f_0 для того, щоб визначити постійне порогове значення.

2.9 Виявлення лінії за допомогою перетворення Хафа

Методи виявлення країв обговорювались раніше. У практичному застосуванні виявлення країв рідко досягається через шумне середовище та нерівномірне освітлення та деякі інші ефекти, які викликають ту саму проблему. Для цього алгоритм виявлення зв'язаного краю отримує допомогу від процедур зв'язування для завершення успішного виявлення країв. Одним із підходів може бути напрямок трансформації Хафа (Hough, 1962). У Hough перетворення Хафа точка (x_i, y_i) і всі лінії проходять через

розглянуту лінію. Кількість ліній, які проходять через лінію, це рівняння перетинання нахилу можна використовувати для всіх цих ліній $y_i = ax_i + b$. Рівняння можна записати як $b = -x_i a + y_i$ і простір параметрів створює рівняння однієї лінії для фіксованої пари (x_i, y_i) . Крім того, до цього рівняння також підходить друга точка (x_i, y_i) , яка перетинає лінію, пов'язану з (x_i, y_i) в точці (a', b') . Нахил позначається як a' , b' означає перетин лінії в площині xy , що містить (x_i, y_i) та (x_i, y_i) . Можна сказати, що всі точки, які присутні в рядку, мають лінії в просторі параметрів, де вони стикаються в точці (a', b') . Точки в площині xy та простір параметрів зображені на Рис. 1.33.

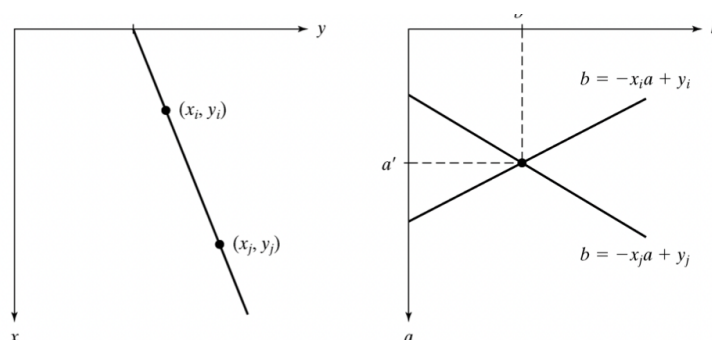


Рис. 1.32 площина xy (ліворуч) та простір параметрів (праворуч)

Для всіх точок зображення можна створити графік ліній простору параметрів, а лінії визначити перетином великої кількості ліній простору параметрів. Однак звідси виникає проблема, що, коли лінія наближається до вертикального напрямку, нахил лінії наближаються до нескінченності. Одним із рішень є використання звичайного подання рядка.

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad (30)$$

Інтерпретація ρ та θ проілюстрована на Рис. 1.33 Горизонтальна лінія як $\theta = 0^\circ$ та ρ знаходиться на перехресті x . Концептуально

вертикальна лінія, як $\theta = 90^\circ$ і ρ , знаходиться на перетині u , що проілюстровано на Рис. 1.33 (1). На Рис. (2) представлений набір ліній, які проходять у певній точці (x_i, y_i) . Точка на Рис. 1.33 (2) представляє перетин ρ і θ , що означає, що лінії проходять через неї, проходять як (x_i, y_i) , Так і (x_i, y_j) . $\rho\theta$ параметри поділяються на акумуляторні комірки. Очікуваний діапазон параметрів знаходиться між $(\rho_{\min}, \rho_{\max})$ та $(\theta_{\min}, \theta_{\max})$. Діапазон значень знаходиться від $-90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$ до $-D \leq \rho \leq D$, оскільки D представляє відстань від кута до кута на зображенні. Координати (i, j) із значенням їх накопичувача представлені в просторі акумулятора за допомогою (ρ_j, θ_j) . Кожна клітина на початку встановлюється рівною нулю, потім кожна точка (x_k, y_k) Для кожної θ , яка розділена на накопичувальні комірки, використовується для пошуку відповідного ρ шляхом розв'язання $x_k \cos\theta + y_k \sin\theta = \rho$ і ρ округлюється до найближчі ρ , які існують в акумуляторних комірках. Потім еквівалентна комірка акумулятора збільшується.

2.9.1 Виявлення кола перетворення Хафа

Цей прийом використовується для вилучення ознак, метою якого є виділення класу фігур, що належать до однієї групи.

1. Обчислення масиву акумулятора,
2. Оцінка центру,
3. Оцінка радіуса.

Презентація кола виражається як

$$(x-c_1)^2 + (y-c_2)^2 = c_3^2 \quad (31)$$

де a і b - координати центру радіуса, а r позначає радіус. Різниця між виявленням лінії та кола полягає в тому, що коло має 3 параметри, які

виходять у вигляді акумуляторних комірок, що перебувають у формі $A(i, j, k)$ у 3 вимірі як кубоподібні комірки

Тоді зв'язування країв розглядається наступним чином:

1. Отримано двійкове зображення,
2. Вказано підрозділи $\rho\theta$ -площини,
3. Досліджується кількість акумуляторних комірок для високих концентрацій пікселів,
4. Розглядається взаємозв'язок між вибраними та іншими пікселями (насамперед, безперервність).

Проміжки між відключеними пікселями обчислюються відповідно до даної комірки акумулятора. Проміжки між пікселями пов'язані залежно від заданого порогу.

2.9.2 Застосування детекції кола за допомогою перетворення

Хафа

Виявлення кола застосовується як для сегментації райдужки, так і для сегментації зіниць. Набір інструментів IPT містить код для його досягнення, параметри діапазону кола були впорядковані методом проб і помилок: 15 50 для зіниці та 46 70 для райдужної оболонки, а також 93 та 95 чутливість до нього. Рис. 1.33 та Рис. 1.34 ілюструють сегментацію зіниці та райдужки за допомогою перетворення Хафа відповідно.

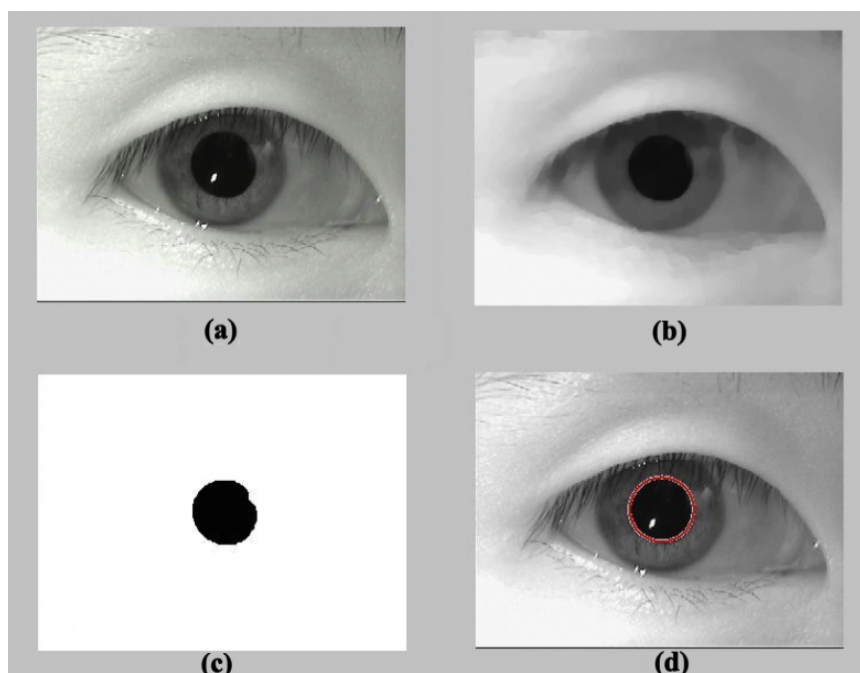


Рис. 1.33 RGB до сірого (a), відкриття та закриття (b), порогове значення (c), виявлення кола (d)

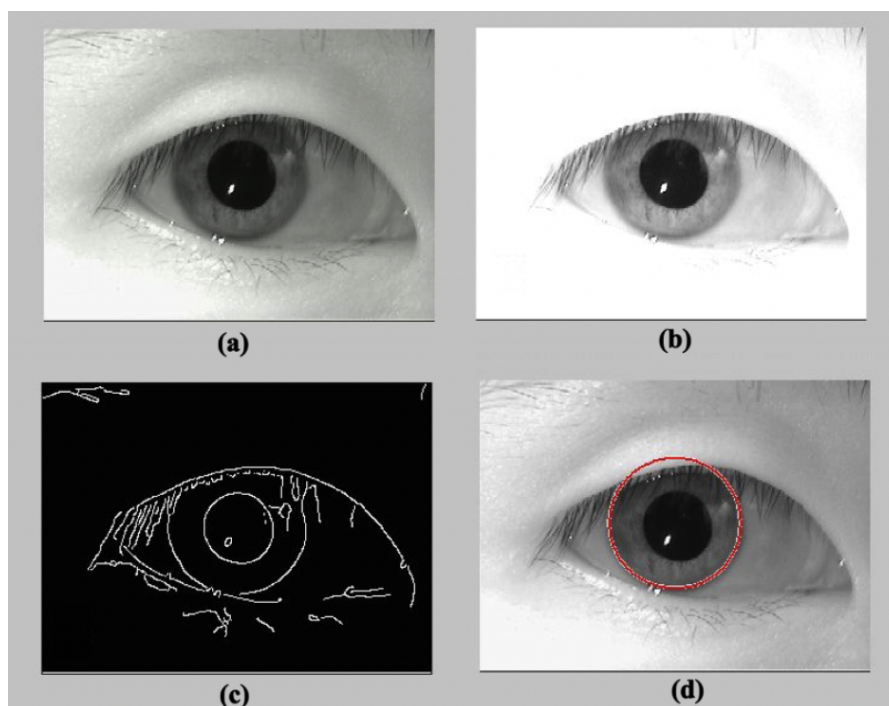


Рис. 1.34 RGB до сірого (a), логарифмічне перетворення (b), виявлення краю (c), виявлення райдужки (d)

Перш ніж перейти до класифікації нейронних мереж, весь процес, що проводився до цього моменту, - це сегментація зіниці та райдужки, а співвідношення зіниці до райдужної оболонки було прийнято як вхідні данні для нейронної мережі. Всі етапи попередньої обробки та сегментації зображень для зіниці проілюстровані на Рис. 1.35, а всі етапи попередньої обробки та сегментації райдужної оболонки - на Рис. 1.36 та Рис. 1.37 - 60 зразків вхідних даних для подачі в нейронну мережу.

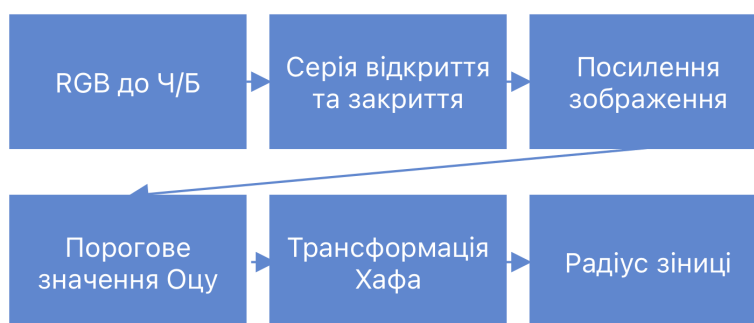


Рис. 1.35 Попередня обробка та сегментація зіниці

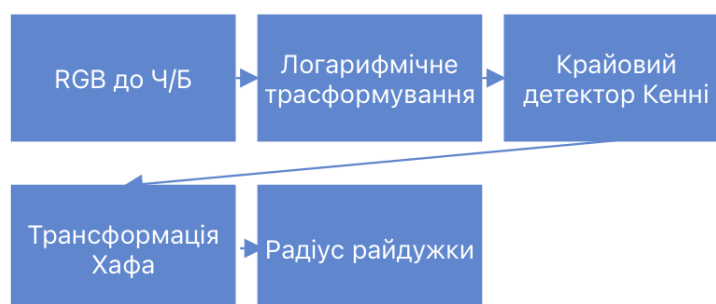


Рис. 1.36 Попередня обробка та сегментація райдужки

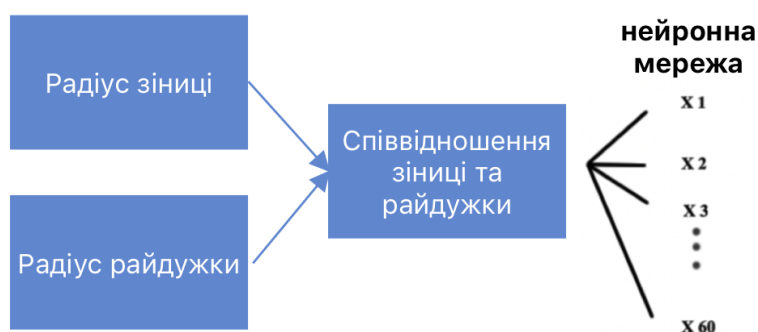


Рис. 1.37 Відношення зіниці до райдужної оболонки, яке подається в нейронну мережу

РОЗДІЛ 3

КЛАСИФІКАЦІЯ РОЗМІРІВ ЗІНИЦІ

3.1 Математична модель штучної нейронної мережі

Функція, якщо біологічний нейрон переформулюється для отримання формального нейрона, який буде математичною основою для математичного моделювання штучної нейронної мережі [Сіма, 1998].

3.2 Нейромережа зворотного поширення

Нейронні мережі зворотного зв'язку можна визначити як обчислювальний графік, який складається з вузлів. Вузли - це обчислювальні одиниці, і їх спрямовані ребра несуть числову інформацію до іншого вузла. Вузли - це обчислювальні одиниці, а числова інформація передається в інший вузол за допомогою спрямованих ребер. Вхідні дані кожного вузла мають власну примітивну функцію, і у великій картинці вхід до шаблону формується шляхом обчислення ланцюжка композицій функцій, який також називається вихідним вектором. Вхід у вихідний простір - це процес складеної функції, яка називається мережею. Успіх мережі залежить від функції мережі ϕ , яка максимально наближує ваги, що отримують на прикладах.

Зворотне розповсюдження - це мережа прямого передавання, яка складається з вхідного рівня, прихованого рівня та вихідного рівня, і цей метод дуже популярний у контрольованому навчанні. Алгоритм зворотнього поширення, як це можна нагадувати з його назви, вихід мережі порівнюється з бажаним результатом, а помилка поширюється назад для регулювання ваг (Рис. 2.1). Для реалізації алгоритму зазвичай використовується гіперболічна дотична функція.

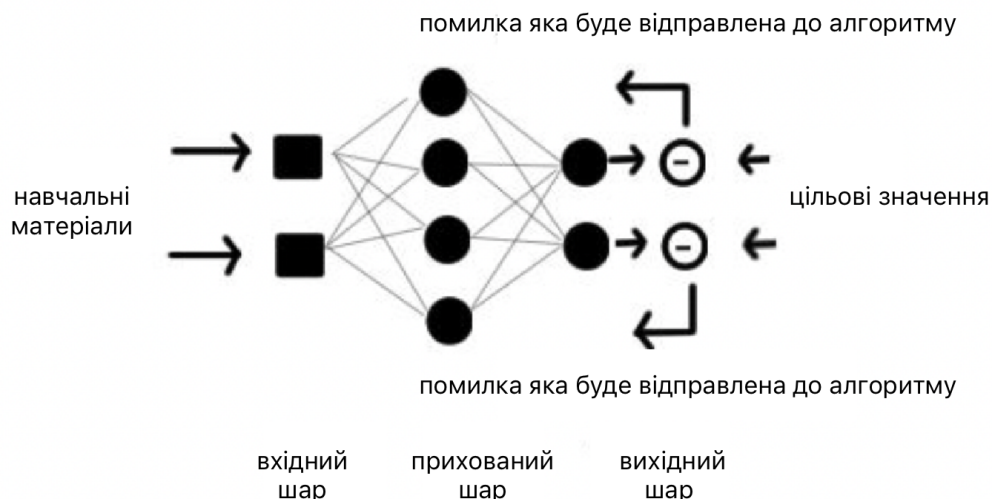


Рис. 2.1 Ілюстрація алгоритму зворотного розповсюдження

3.3 База даних системи

Матеріал для обробки зображень взято з бази даних MMU Iris (база даних MMU Iris, 2004). Відібрано 60 зразків, 30 з них розширені, а 30 з них нерозширені у розмірі 320x240. Розширені зіниці вважаються умовою брехні (Рис. 2.2). Однак вони не отримуються під час такого дослідження, база даних спочатку створюється для ідентифікації райдужної оболонки. За браком бази даних, було з'ясувано, що, якщо розробити методи обробки зображень у поєднанні з класифікатором, ці зразки можна змінити реальними зразками, отриманими під час такого дослідження, і це буде диференціювати розмір розширених і нерозширених зіниць, як це робиться на передбачуваних зразках.

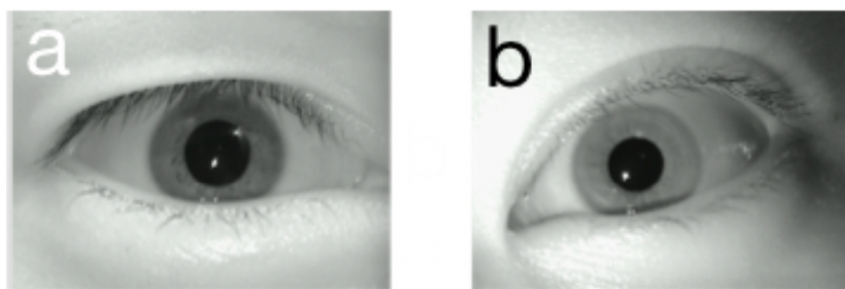


Рис. 2.2 Розширена (а) та нерозширена (б) зіниця

Як пояснювалося раніше, виділяється розмір зіниці та райдужки, а потім зіниця / райдужка = x подається в нейронну мережу.

3.4 Вилучення функцій

Як пояснювалося раніше, розмір зіниці та райдужки сегментується із зображень райдужки і порівнюється їх радіус (Рис. 2.3), співвідношення зіниці та райдужки приймається як вхідне значення (таблиця 1.1), подається 60 зразків 1 елемента (матриця 60x1) у нейронну мережу з валідацією 25%, тестуванням 25% та коефіцієнтом підготовки 50%, що відповідає 60 зразкам 1 елемента (матриця 60x1).

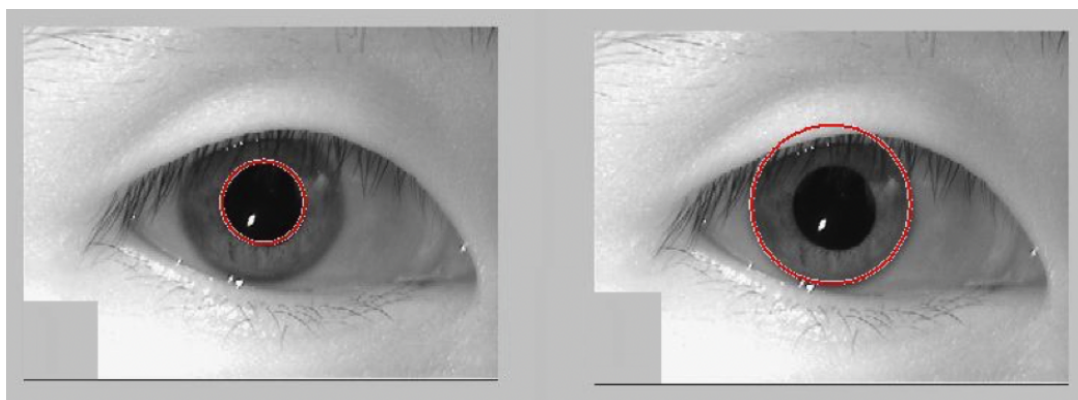


Рис. 2.3 Сегментація зіниці (ліворуч) та райдужної оболонки (праворуч) та їх співвідношення як значення вибірки

Таблиця 1.1 Приклад зразків 60x1 з 1 елемента

не розширена	0.351851851851852
розширена	0.518518518518519
не розширена	0.442307692307692
розширена	0.538461538461538
...	...

3.5 Формування вихідного результату

Оскільки існує лише дві можливості, розширена або нерозширена, вихідне формування досить просте, воно може бути 1 або 0. Ці 1 і 0 відповідають розширеним і нерозширеним прикладам, як показано в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2: Вихідні значення класифікації

Стан зіниці	Вихід
Розширена	1
Нерозширена	0

3.6 Структура ШНМ

У цій дипломній роботі був використаний графічний інтерфейс Matlab для генерації нейромережевого коду для класифікації. Двошарова мережа прямого передавання із сигмоїдними прихованими та вихідними нейронами *softmax* забезпечується програмою Розпізнавання нейронного візерунка (Neural Pattern Recognition app). Точніше, мережа тренується із масштабованим спряженим зворотним розповсюдженням градієнта, що є двошаровою мережею прямого зв'язку. Мережа живиться зі співвідношенням зіниці та райдужки 60 зразків 1 елемента та 60 зразків відповідного виходу 1 елемента, що складається з 10 прихованих нейронів. Решта параметрів за замовчуванням застосовується програмою розпізнавання образів нейронної мережі Matlab.

3.7 Навчання нейронної мережі

Матриця 60x1 як вхід з 60 вибірками 1 елемента подається в нейронну мережу; 50% зразків використовується для навчання

нейромережі. Навчання припиняється, коли збільшується похибка перехресної ентропії перевірки зразків. Після закінчення навчання розраховується точність системи, яка полягає у відніманні фактичного виходу нейронної мережі з максимального виходу (встановленого як «1») 8 та поділі цього числа на загальну кількість вибірок.

3.8 Тестування та перевірка нейронної мережі

Валідація вимірює узагальнення мережі та зупиняється, коли узагальнення зменшується, а тестування використовується для вимірювання продуктивності мережі під час та після навчання. 25% зразків використовується для перевірки, а ще 25% використовується для тестування.

РОЗДІЛ 4

РЕЗУЛЬТАТИ ТА ОБГОВОРЕННЯ

4.1 Результати та обговорення

Зображення райдужки, взяті з бази даних MMU, були попередньо оброблені та досягнуто сегментації райдужної оболонки та зіниці, співвідношення зіниці до райдужної оболонки було взято як зразок матриці до поданої в нейронну мережу, загалом 60 зразків. 50% даних використовується для навчання мережі та 25% даних для перевірки та ще 25% для тестування. Для простоти був використаний метод масштабованого спряженого градієнта зворотного розповсюдження, який є багат шаровою нейронною мережею прямого зв'язку.

Було створено один вхід та один вихід, який подавали 60x1 зразки 1 елемента та відповідний 1 вихід 60x1 зразки 1 елемента. Приховані шари тестували як 2, 7, 10, 20, 50 і найкращий результат був отриманий з 10 прихованими шарами. Дифракція між неправильно класифікованими зразками дорівнює нулю, що означає, що помилкової класифікації немає, тому система працює з точністю 99,99%.

4.1.1 Результати ШНМ

Результати були надані за допомогою графічного інтерфейсу користувача, як показано нижче (Таблиця 2.1, Рис. 3.1, Рис. 3.2, Рис. 3.3):

Таблиця 2.1

Кількість вхідного шару	1
Кількість вихідного шару	1

Продовження таблиці 2.1

Кількість прихованих нейронів	10
Кількість епох	26 ітерацій
Час для всіх ШНМ процесів	45 секунд
Помилка	0.002

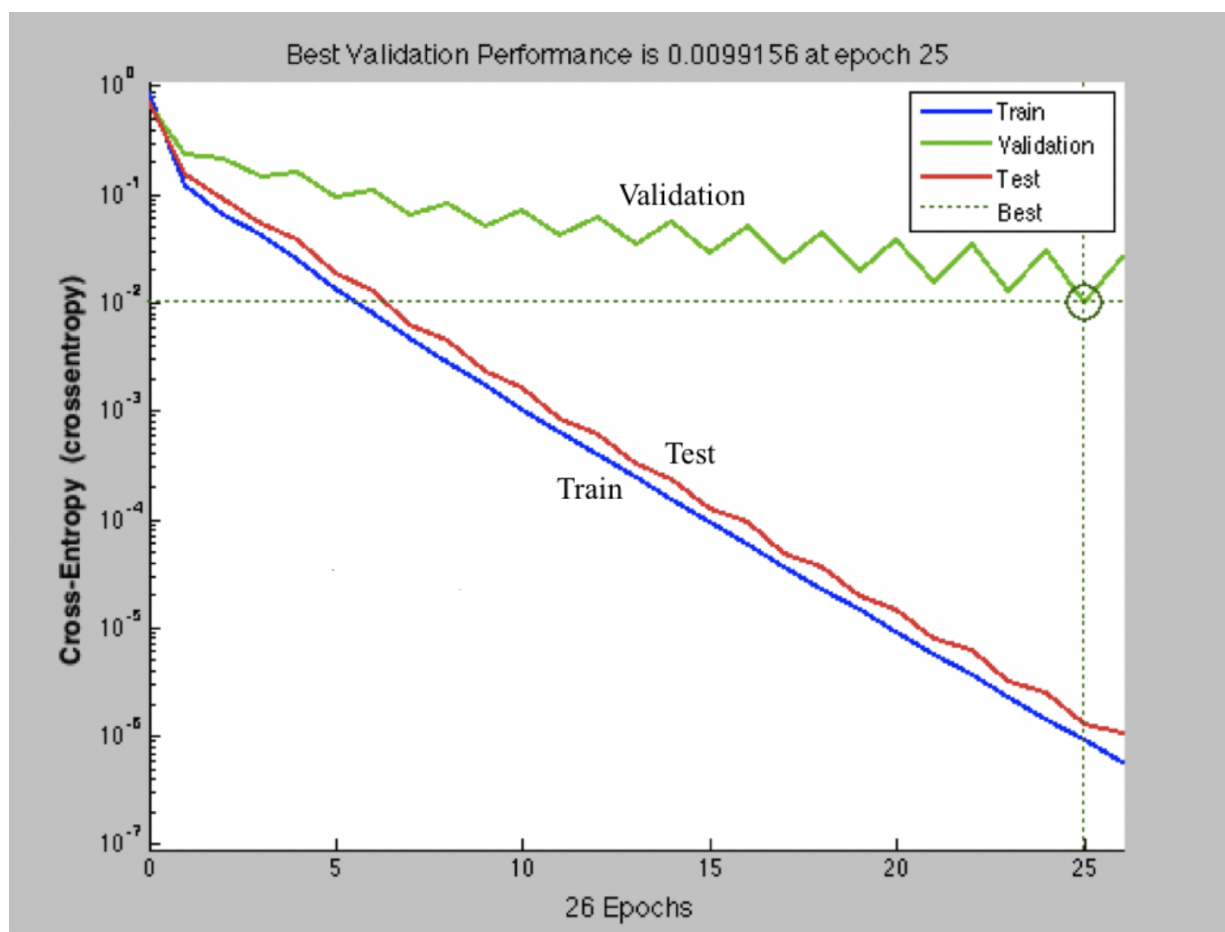


Рис. 3.1 Найкращі результати перевірки, отримані в епоху 25

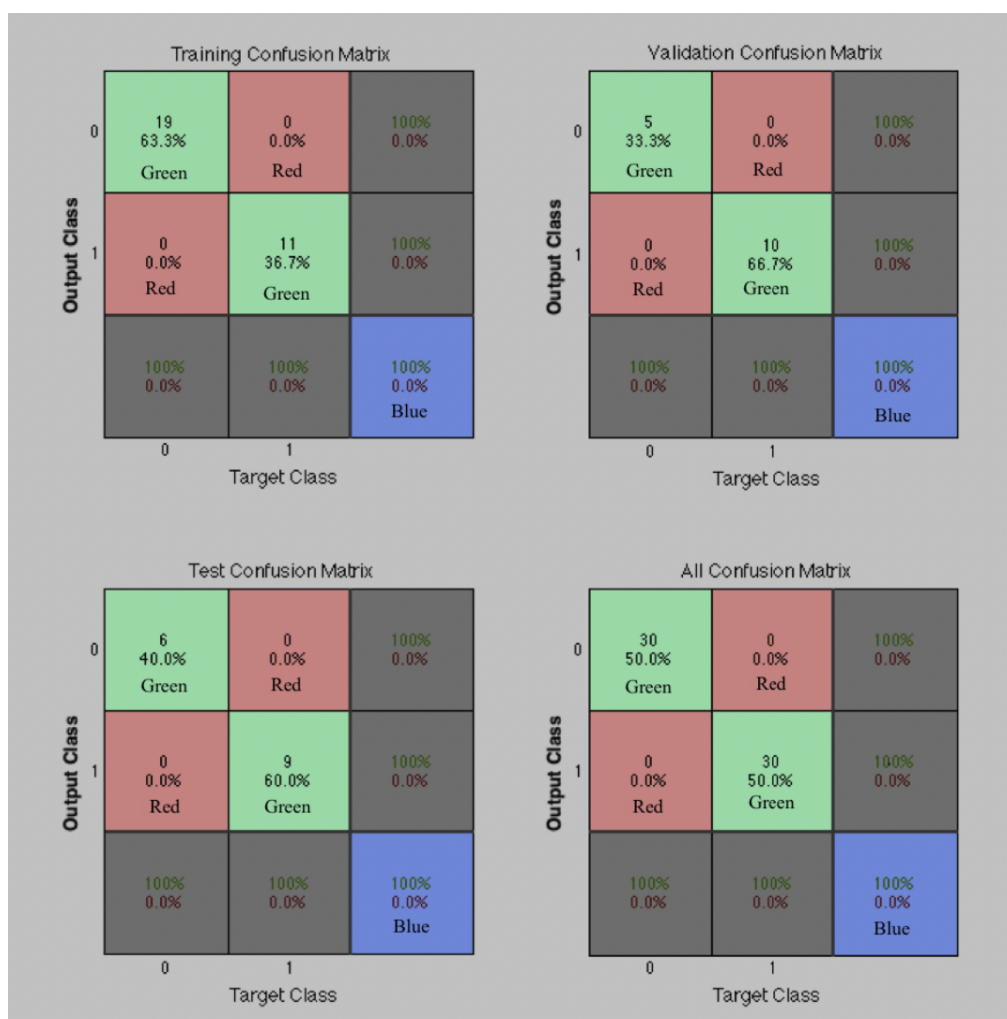


Рис. 3.2 Матриця невідповідностей

Червоні квадрати показують неправильні відповіді, які дорівнюють нулю у всіх полях, зелені квадрати показують велику кількість правильних відповідей, а сині квадрати показують загальну точність класифікації, яка становить 100% (Рис. 3.2).

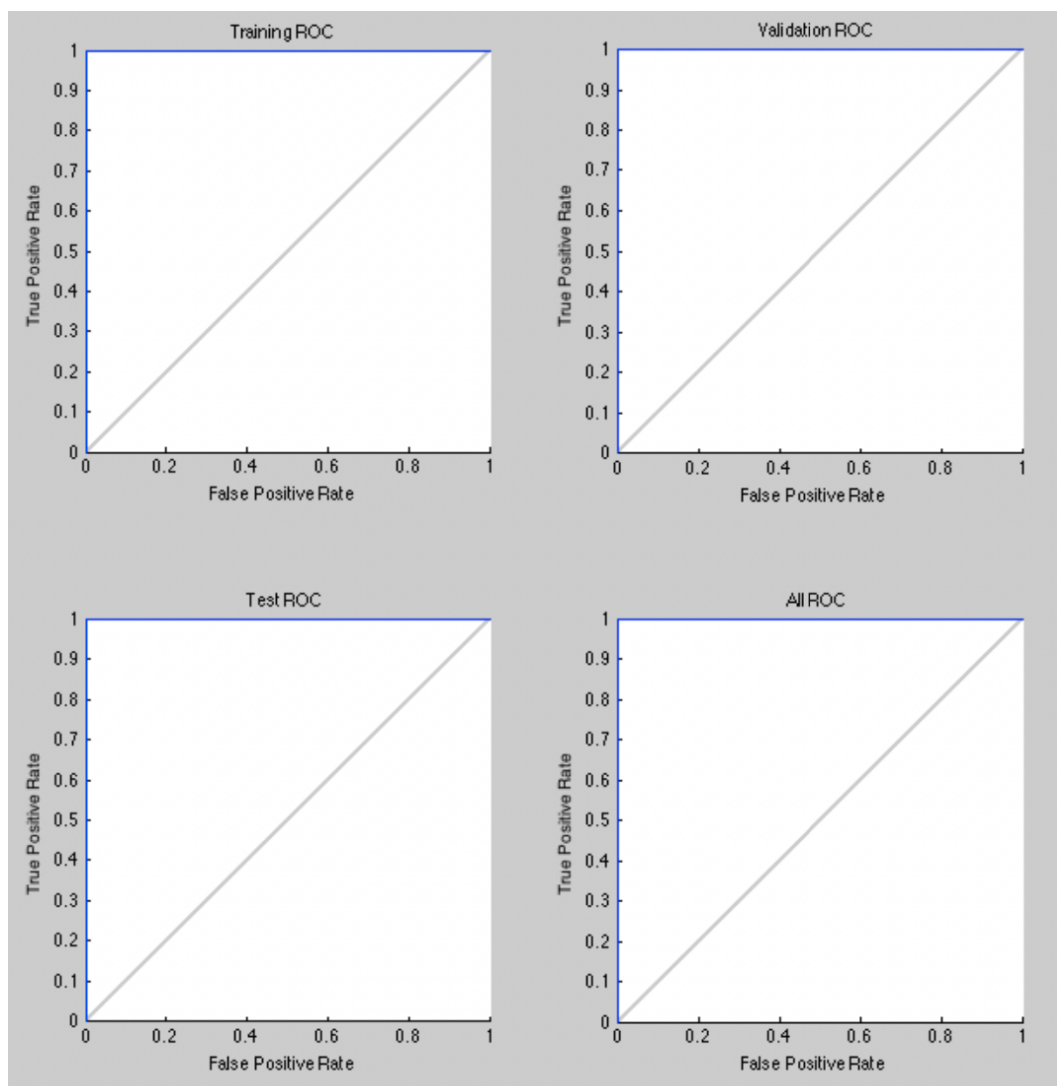


Рис. 3.3 Справжні позитивні показники

Справжні позитивні показники демонструють 100% чутливості та специфічності для всіх робочих характеристик приймача (Рис. 3.3).

4.2 Обговорення

Результати показують, що я мав велику кількість кінцевих результатів із 10 прихованими шарами, які демонстрували відмінні результати. Радіус зіниці та райдужки був зроблений замість повних зображень, що призводить до більш швидкого результату. Попередня обробка збільшує шанс сегментації, без достатньої попередньої обробки,

такої як фільтрація та видалення шуму, я не зміг б сегментувати зіницю та райдужку. Всього для нейронної класифікації використано 60 зразків з 50% тренувань та 25% валідацій та 25% коефіцієнтом тестування. Досягнуто точності 99,99, оскільки зображення повністю класифікуються правильно за допомогою графічного інтерфейсу розпізнавання шаблонів нейронної мережі.

Ці зображення взяті з бази даних MMU-Iris (база даних MMU Iris, 2004), а ті, що мають більшу зіницю, вважаються розширеними, а ті, що мають маленький зіницю, не розширеними. Ці зображення були обрані, щоб показати, як працює система. Маючи одну і ту ж камеру з реальним розслідуванням брехні, людину, яка цікавить, можна задати безліч варіантів питань з використанням методів GKT, у заданих питаннях, якщо зацікавлена людина виявляє збудження призведе до розширення зіниці. Після цього процесу зображення розширених і нерозширених прикладів можуть бути подані в нейронну мережу для навчання мережі, а потім інші зображення, зроблені під час дослідження, також можуть бути перевірені. Оскільки дизайн приймає співвідношення зіниці до райдужної оболонки, це не вплине на зміни відстані, оскільки я планував, що вона буде працювати в цьому напрямку.

ВИСНОВКИ

У цій роботі було вивчено одну із ознак обману, а саме розширення зіниці. Формулювання розширення зіниці в ситуації брехні було підтверджено дослідженнями в цій галузі. База даних Iris була використана для вивчення класифікації розширених та нерозширених зразків. Зразки поділяли як розширені, так і нерозширені на дві групи залежно від розміру зіниці. Зображення були попередньо оброблені, щоб бути доступними для сегментації. Для сегментації зіниць та сегментації райдужки використовували два різні методи обробки зображень. Попередня обробка зразків для успішної сегментації застосовувалася до зображень, один раз для зіниці та один раз для райдужної оболонки. Серед обраної методології було пояснено методи попередньої обробки. Попередня обробка зробила сегментацію здійсненою. Сегментація зіниці проводилася за методом Оцу, а потім трансформація Хафа для визначення його радіуса і райдужної оболонки була виконана шляхом хитрого виявлення країв, а з тієї ж причини слідувала трансформація Хафа. Радіус райдужної оболонки та зіниці успішно сегментований. Співвідношення зіниці до райдужної оболонки було використано як дані для подачі до нейронної мережі як 60 зразків. З метою економічної ефективності нейронну мережу застосовували в середовищі Matlab, використовуючи інструмент розпізнавання образів нейронної мережі, а до зразків застосовували метод зворотного поширення. Matlab програма для розпізнавання образів нейронної мережі була використана для класифікації зразків за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження. Програма надає багато деталей у налаштуваннях за замовчуванням. У систему були передані лише вхідні, вихідні та приховані нейрони, і класифікація проводилася за допомогою програми. Всі зразки були правильно класифіковані.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Eye structure and functions [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: en.excimerclinic.ru/press/stroenieglaza.
2. Garrity J. Structure and function of the eyes [Електронний ресурс] / Garrity – Режим доступу до ресурсу:
<http://www.merckmanuals.com/home/eye-disorders/biology-of-the-eyes/structure-and-function-of-the-eyes>
3. Gonzalez R. C. Image processing using MATLAB / R. C. Gonzalez, R. E. Woods, S. L. Eddins., 2004. – (Prentice-Hall).
4. Multimedia University, MMU Iris Image Database [Електронний ресурс]. – 2014. – Режим доступу до ресурсу:
<https://www.kaggle.com/naureenmohammad/mmu-iris-dataset/metadata>.
5. Find Circles Using Hough Transform [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу:
<http://www.mathworks.com/help/images/ref/imfindcircles.html>.
6. Jain A. K. Artificial Neural Networks: A Tutorial. / A. K. Jain, J. Mao., K. Mohiuddi., // IEEE Computational Science & Engineering. – 1996. – №29. – С. 31–44.
7. Maintz T. Digital and Medical Image Processing [Електронний ресурс] / Maintz – Режим доступу до ресурсу:
<http://www.cs.uu.nl/docs/vakken/ibv/reader/readerINFOIBV.pdf>.
8. Rumelhart D. E. Learning internal representations by error propagation / D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams. – Cambridge, 1986. – (MIT Press).
9. Otsu N. A Threshold selection Method from Gray-Level Histograms / Otsu. // IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics. – 1979. – №62. – С. 55–59.

10. Sima, J. Introduction to Neural Networks: Mathematical Model of Neural Network [Электронный ресурс] / J. Sima,. – 1998. – Режим доступа до ресурсу:
http://www2.fiit.stuba.sk/~cernans/nn/nn_download/Sima_introduct.pdf.
11. Zuckerman M. J. Verbal and nonverbal communication of deception / M. J. Zuckerman, B. M. DePaulo, R. Rosenthal. – New York, 1981. – (NY Academic Press).

ДОДАТКИ

Додаток А

ОБРОБКА І СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ

```

%%LOCATION OF SAMPLES%%
z=('/Users/nktskr/Documents/MATLAB/samples/dilated')
cd(z)
list = dir('*.*bmp');
% preallocate cell array
img = cell(length(list),1);
f = cell(length(list), 250-100);
for i = 1:length(list)
    img{i} = imread(list(i).name);
end
for i = 1:length(list)
%%NOISE REMOVAL%%
a=img{i};
%%RGB TO GRAY%%
x1=rgb2gray(a);
fasf=x1;
for k=2:5
    se=strel('disk',k);
    fasf=imclose(imopen(fasf, se), se);
end
%%SHARPENING OF BLACK AREA FOR MORE SUCCESSFUL SEGMENTATION%%
fasf=imsharpen(fasf);
se2=strel('disk',10);
BW = im2bw(fasf,
%%THRESHOLDING OF PUPIL%%
BW12=1-BW;
BW2=imclose(BW12,se2);
BW23=1-BW2;
%%HOUGH TRANSFORM FOR PUPIL SEGMENTATION%%
[centers, radii] = imfindcircles(BW23,[15 50],'ObjectPolarity','dark')
[centers, radii] = imfindcircles(BW23,[15 50],'ObjectPolarity','dark', ... 'Sensitivity',0.93);
imshow(x1);
h = viscircles(centers,radii);
f{i}=ceil(radii);
end
g=f(:,1);
f=cell2mat(g)
%%IRIS SEGMENTATION PART%%
z=('/Users/nktskr/Documents/MATLAB/samples/dilated')
cd(z)
list = dir('*.*bmp');
% preallocate cell array

```

```

img = cell(length(list),1);
f1 = cell(length(list), 250-100);
for i = 1:length(list)
    img {i} = imread(list(i).name);
end
for i = 1:length(list)
    a=img {i};
a1=rgb2gray(a);
a12=imcomplement(a1);
a1=im2double(a1);
c=2;

%%LOGARITHMIC TRANSFORMATION%%
S=c*log(1+a1);
%%CANNY EDGE DETECTION%%
BW4 = edge(S,'canny',0.10) ;
[centers, radii] = imfindcircles(BW4,[46 70],'ObjectPolarity','dark')
[centers, radii] = imfindcircles(BW4,[46 70],'ObjectPolarity','dark', ... 'Sensitivity',0.95);
imshow(a1);
h = viscircles(centers,radii);
    f1 {i}=ceil(radii);
end
g=f1(:,1);
f1=cell2mat(g);
%%RATIO PUPIL TO IRIS%%
fx=f./f1;
%%SAME PROCESS FOR NON-DILATED SAMPLES%%
%//////////////////////////////////////%
z=('/Users/nktskr/Documents/MATLAB/samples/nondilated')
cd(z)
list = dir('*.*bmp');
% preallocate cell array
img = cell(length(list),1);
v = cell(length(list), 250-100);
for i = 1:length(list)
    img {i} = imread(list(i).name);
end
for i = 1:length(list)
    a=img {i};
    x1=rgb2gray(a);
    fasf=x1;
    for k=2:5
        se=strel('disk',k);
        fasf=imclose(imopen(fasf, se), se);
    end
    fasf=imsharpen(fasf);
    se2=strel('disk',10);
    BW = im2bw(fasf,0.15);

```

```

BW12=1-BW;
BW2=imclose(BW12,se2);
BW23=1-BW2;
[centers, radii] = imfindcircles(BW23,[15 50],'ObjectPolarity','dark')
[centers, radii] = imfindcircles(BW23,[15 50],'ObjectPolarity','dark', ... 'Sensitivity',0.93);
imshow(x1);
h = viscircles(centers,radii);
    v{i}=ceil(radii);
end
g=v(:,1);
v=cell2mat(g)
z=('/Users/nktskr/Documents/MATLAB/samples/dilated')
cd(z)
list = dir('*.bmp');
% preallocate cell array
img = cell(length(list),1);
v1 = cell(length(list), 250-100);
for i = 1:length(list)
    img{i} = imread(list(i).name);
end
for i = 1:length(list)
    a=img{i};
    a1=rgb2gray(a);
    a12=imcomplement(a1);
    a1=im2double(a1);
    c=2;
    S=c*log(1+a1);
    BW4 = edge(S,'canny',0.10) ;
    [centers, radii] = imfindcircles(BW4,[46 70],'ObjectPolarity','dark')
    [centers, radii] = imfindcircles(BW4,[46 70],'ObjectPolarity','dark', ... 'Sensitivity',0.95);
    imshow(a1);
    h = viscircles(centers,radii);
        v1{i}=ceil(radii);
    end
    %%%%PUTTING INPUT AND SUPERVISED OUTPUT VALUES TO ARRAY%%%
    g=v1(:,1);
    v1=cell2mat(g);
    vx=v./v1;
    i=1; j=1;
    while i<61
        inpt(i,1)=vx(j,1);
        inpt(i+1,1)=fx(j,1);
        i=i+2;
        j=j+1;
    end
    i=1;
    j=1;
    while i<61

```

```

    outpt(i,1)=0;
    outpt(i+1,1)=1;
    i=i+2;
    j=j+1;
end

```

Додаток Б

НЕЙРОНА МЕРЕЖА

```

% Script generated by Neural Pattern Recognition app
% inpt - input data.
% outpt - target data.
x = inpt';
t = outpt';
% Create a Pattern Recognition Network
hiddenLayerSize = 10;
net = patternnet(hiddenLayerSize);
% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 50/100;
net.divideParam.valRatio = 25/100;
net.divideParam.testRatio = 25/100;
% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);
% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
tind = vec2ind(t);
yind = vec2ind(y);
percentErrors = sum(tind ~= yind)/numel(tind);
performance = perform(net,t,y)
% View the Network
view(net)
% Plots
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, plotconfusion(t,y)
%figure, plotroc(t,y)
%figure, ploterrhist(e)

```