

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)

Розпізнавання людей із використанням 3D та 2D-моделей зображень обличчя
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІМІМ-19-2
Курлан О.О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 172 «Телекомунікації та радіотехніка»
(код і повна назва спеціальності)

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

Освітня програма «Інформаційно-мережна інженерія»
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Омельченко С.В.
(прізвище та ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Безрук В.М.
(прізвище, ініціали)

2021 р.

Не містить відомостей, заборонених до відкритого публікування

Студент _____ /Курлан О.О./

Керівник _____ /Омельченко С.В./

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інфокомунікацій
Кафедра інформаційно-мережної інженерії
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 172 «Телекомунікації та радіотехніка»
(код і повна назва)
Тип програми овітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма «Інформаційно-мережна інженерія»
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри ІМІ _____
(підпис)

«_____» _____ 2021 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

студентові Курлану Олександр Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розпізнавання людей із використанням 3D та 2D-моделей зображень обличчя

затверджена наказом по університету від «15» березня 2021 року № 350 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 21 травня 2021р.

3. Вихідні дані до роботи Провести аналіз методів розпізнавання обличчя. Дослідити існуючі методи та проблеми галузі. Визначити способи поліпшення методів 3D та 2D розпізнавання обличчя. Обрати найбільш раціональні з них. Провести експеримент за для визначення найбільш ефективних методів та способи їх застосування на практиці. Розробити систему та протестувати її на реальному масиві даних (тестових даних).

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____
Вступ та висновки

1 Ознайомлення з літературою та існуючими методами розпізнавання

2 Аналіз можливостей покращення ефективності та якості розпізнавання

3 Реалізація декількох методів покращення розпізнавання

4 Порівняння та приведення результатів дослідження

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

Слайди у форматі Power Point (титольний слайд, важливість обличчя у сьогоденнісвєту, біометричні системи розпізнавання, метод 2D розпізнавання, метод 3D розпізнавання, поліпшення методу 3D розпізнавання, висновки)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів атестаційної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Ознайомлення із завданням. Уточнення ТЗ.	15.03.21	
2	Підбір літератури за темою роботи.	17.03.21-22.03.21	
3	Виконання розділу 1	22.02.21-08.04.21	
4	Виконання розділу 2	09.04.21-15.04.21	
5	Виконання розділу 3	16.04.21-22.04.21	
6	Виконання розділу 4	23.04.21-28.04.21	
7	Виконання розділу 5	28.04.21-03.05.21	
8	Оформлення пояснювальної записки	03.05.21-07.05.21	
9	Оформлення презентаційного матеріалу, підготовка до захисту у ЕК	07.05.21-13.05.21	

Дата видачі завдання 15 березня 2021р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

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

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка 79 с., 20 рис., 3 табл., 2 додатки., 31 джерела.

Об'єкт роботи – 2D та 3D моделі зображень обличчя.

Мета роботи – аналіз способів покращення ефективності та швидкодії розпізнавання людей за допомогою 3D та 2D моделей зображень обличчя.

Було проаналізовано існуючі методи тривимірного та двовимірного розпізнавання обличчя та сучасні проблеми в галузі. На основі ознайомлення з існуючими дослідженнями було запропоновано два методи покращення швидкодії та точності розпізнавання обличчя. Проведено дослідження для порівняння даних методів. У ході дослідження було проаналізовано перспективи використання даних методів та їх актуальність. За результатами дослідження, проаналізовано отримані дані та приведена порівняльна характеристика обох методів. Зроблено припущення щодо запровадження приведених у роботі методів у тривимірному та двовимірному розпізнаванні обличчя.

РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДЕЙ, 3D МОДЕЛЬ ОБЛИЧЧЯ, 2D МОДЕЛЬ ОБЛИЧЧЯ, МОДЕЛІ ЗОБРАЖЕНЬ ОБЛИЧЧЯ.

THE ABSTRACT

Explanatory slip 79 p., 20 fig., 3 tab., 2 app., 31 sources.

The object of work is a 2D and 3D models of facial images.

The purpose of the work is to the analysis of people recognition efficiency and performance improvement methods. Especially, people recognition using of 3D and 2D facial image models.

Existing methods of three-dimensional and two-dimensional facial recognition and current problems in the field were analyzed. Based on the accomplished research, two methods have been proposed to improve the speed and accuracy of facial recognition. A study was carried out to compare these methods. During the study, the prospects for the use of these methods and their relevance was carried out. According to the results of the research, the obtained data was analyzed and the comparative characteristics of both methods are given. Assumptions are made regarding the introduction of the methods presented in the work in three-dimensional and two-dimensional facial recognition.

PEOPLE RECOGNITION, FACE RECOGNITION, 3D FACIAL IMAGE
MODEL, 2D FACIAL IMAGE MODEL, FACIAL IMAGE MODELS.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ	9
ВСТУП.....	10
1 РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ	12
1.1 Загальний огляд технологій розпізнавання обличчя	12
1.2 Методи 2D розпізнавання	13
1.2.1 Геометричний, оснований на характеристиках обличчя метод	16
1.2.2 Метод відповідності шаблону	17
1.2.3 Гібридні шаблонні методи	19
1.3 3D розпізнавання обличчя	20
1.4 3D моделі обличчя.....	21
1.4.1 Прості моделі.....	21
1.4.2 Біомеханічні моделі.....	21
1.4.3 Моделі Morphable	22
1.5 Сучасні складнощі у області розпізнавання обличчя.....	23
2 МЕТОД 2D РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ФІГУРИ У ФОРМАТІ 3D	24
2.1 Реалізація методу	25
2.2 Попередня обробка.....	27
2.3 Застосування пози	27
2.4 Компенсація освітлення.....	28
2.5 Метод оптимізації	29
2.6 2D PCA для зменшення розміру та вилучення параметрів.....	30
3 МЕТОД 3D РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ 2D ЗОБРАЖЕННЯ	34
3.1 Стратегія рішення.....	34
3.2 Етап зарахування	34

3.3 Етап верифікації	34
3.4 3D відтворення обличчя.....	37
4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ЯКОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ 2D МОДЕЛЕЙ ТА 3DМОДЕЛЕЙ ОБЛИЧЧЯ	39
4.1 2D розпізнавання за допомогою 3D зображення.....	39
4.1.1 Експеримент з простим 2D розпізнаванням обличчя РСА	40
4.1.2 Експеримент з компенсацією пози	41
4.1.3 Експеримент з компенсацією пози та освітлення.....	42
4.2 3D розпізнавання за допомогою 2D зображення.....	45
4.2.1 Використання єдиного 2D зображення	45
4.2.2 Використання кількох 2D фотографій	46
4.2.3 Шумні вхідні зображення	47
4.2.4 Використання РСА для вилучення обличч	48
4.2.5 Використання FLD для вилучення об'єктів.....	49
4.3 Результати.....	51
5 ПОКРАЩЕНИЙ МЕТОД ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ 3D МОДЕЛІ	52
5.1 Застосування покращень.....	54
5.2 Просте 2D РСА розпізнаванням обличчя	54
5.3 3D моделювання та розпізнавання	54
ВИСНОВКИ	57
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	59
ДОДАТОК А ПУБЛІКАЦІЇ.....	63
ДОДАТОК Б СЛАЙДИ ПРЕЗЕНТАЦІЇ.....	67

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

2D (2-Dimensional) – двовимірний;

3D (3-Dimensional) – тривимірний;

SVM (Support Vector Machine) – Метод опорних векторів;

LFA (Local Feature Analysis) – Аналіз локальних характеристик;

ASM (Active Shape Model) – Активна модель форми;

EGI (Extended Gaussian Image) – Розширене Гауссове зображення тривимірного об'єкта є функцією, визначеною на одиничній кулі;

PCA (Principal Component Analysis) – Метод головних компонент;

HMM (Hidden Markov model) – Прихована Марківська модель;

DLA (Dynamic Link Architecture) – архітектура динамічної відповідності є графічною системою розпізнавання зображень. Вона використовує вейвлет-перетворення для кодування вхідних даних зображення;

EBGM (Elastic Bunch Graph Mapping) – це алгоритм в комп'ютерному зорі для розпізнавання об'єктів або класів об'єктів у зображенні на основі подання графіка, витягнутого з інших зображень;

SOM (Self-organizing map) – само-організаційна карта;

ЕП – еволюційне переслідування;

FLD (Fisher's linear discriminant – Лінійний дискримінант Фішера – це метод, який використовується в статистиці та інших сферах, щоб знайти лінійну комбінацію ознак, що характеризує або відокремлює два або більше класів об'єктів чи подій.

ВСТУП

Обличчя – це одна з найкращих біометричних характеристик для застосування, пов'язаного з розпізнаванням людей, оскільки ідентифікація особи за обличчям – це інстинктивна звичка людини, а отримання даних про обличчя є природним, ненав'язливим та соціально прийнятим. Тому на сьогодні розпізнавання обличчя продовжує грати критично важливу роль у життєдіяльності людини. Обличчя передає ідентичність людини, тому здатність розпізнавати обличчя інших людей є ключовою характеристикою, яка дозволяє людині ефективно взаємодіяти з іншими особами того ж виду. Більш того, люди здатні сприймати та ефективно розрізняти спотворені зображення, грубо квантовані зображення, обличчя із прихованою частиною та навіть перевернуті зображення обличч людей.

Завдяки розвитку автоматизованих технологій, вчені розробили численні програми для надійного автоматизованого розпізнавання. Біометричні системи являють собою автоматизовані методи для ідентифікації людей на основі фізіологічних або поведінкових характеристик. Метод ідентифікації людини за рахунок системи розпізнавання обличчя пропонує найменш помітний для об'єкта розпізнавання спосіб ідентифікації, для цього достатньо лише пройти повз камери спостереження. Існують велика кількість інших біометричних методів, які будуть коротко розглянуто далі.

Добре відомий біометричний метод, такий як сканування відбитків пальців, використовується в органах правопорядку. Цей метод є відносно дешевим та ненав'язливим на сьогодні. У статті [1] наведений швидкий огляд існуючих систем сканування відбитків пальців, їх порівняльна характеристика та вразливості вище приведених.

Також останнім часом райдужна оболонка ока використовується, як біометрична міра, завдяки своїй унікальності для кожної людини. Як і відбитки пальців, райдужна оболонка відображає візерунки та текстури, унікальні для

кожної людини і залишається стабільним протягом десятиліть життя, деталі ототожнення якої описані Вангом [2] та іншими у їх статті.

Одним з найбільш природних і менш нав'язливих біометричних заходів є розпізнавання мови. Сучасні досягнення у цьому напрямку наведені у статті [3], що показує перспективи використання цього способу ідентифікації людини за голосом.

Дана робота зосереджена в основному на питаннях, пов'язаних із тривимірним (3D) відтворенням обличчя та двовимірним (2D) / 3D розпізнаванням обличчя. Розпізнавання обличчя було цікавою та складною проблемою. Кожне обличчя має особливі риси, які визначають конкретну особу, а між тим вони також можуть бути дуже схожими в певних рисах. Автоматична біометрична аутентифікація на основі зображень обличчя є як технічно так і економічно доцільною для сьогодення.

На відміну від традиційного 2D-розпізнавання обличчя на основі зовнішнього вигляду, 3D-розпізнавання обличчя на основі форми теоретично є більш стабільним та надійним щодо дисперсії освітленості, невеликих змін пози голови та косметики для обличчя. Водночас, на разі 2D та 3D розпізнавання людини є дуже вимогливою до швидкодії пристрою, на якому вона проводиться, операцією. Це означає, що також є попит на зменшення вимог до обчислювальної потужності девайсів, що приймають участь у процесі обробки початкових зображень з метою ідентифікації людини.

1 РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

1.1 Загальний огляд технологій розпізнавання обличчя

За останні 30 років значна увага з боку вчених стосувалась проблем двовимірного розпізнавання обличчя, зокрема у галузі розпізнавання малюнків, обчислювального зору та біометрії. Крім того, технологія створення та обробки складних завдань з розпізнавання обличчя лише сьогодні стає більш доступною та поширеною серед більшості населення.

Ранні методи, орієнтовані на 2D-розпізнавання обличчя та класичні підходи до 2D-розпізнавання обличчя, в основному включають наступні 6 алгоритмів:

- Алгоритм «Eigenfaces» [4];
- Алгоритм «Fisherfaces» або лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [5];
- Алгоритм незалежний аналізу компонентів (ICA) [6];
- Алгоритм «Support Vector Machine» (SVM) [7];
- Нейронна мережа [8];
- Прихована модель Маркова (HMM) [9].

Основною проблемою, пов'язаною з будь-яким 2D-підходом, є те, що 2D-вигляд обличчя суттєво змінюється із зміненням пози людини на зображенні або освітлення при якому зображення було отримане. У 2D-системі розпізнавання обличчя, навіть якщо змінюється лише стан освітлення або поза людини на зображенні, ефективність сучасних систем має тенденцію значно знижуватись. Тому для надійного розпізнавання обличчя та для компенсації зміни пози та різниці освітленості необхідно використовувати 3D модель обличчя перед безпосереднім виділенням об'єкта із зображення.

Для успішного розпізнавання обличчя необхідна попередня обробка зображення обличчя. Ранні роботи включали розробку алгоритмів для узгодження невеликої кількості вершин об'єктів із положеннями зображень,

інтерполяції деформацій поверхні, використання деформаційних моделей [10] та аналізу зображень із затіненням форми [11]. Найкраща 3D-модель зі здатністю до деформування без втрати здатності до розпізнавання, була представлена в роботі [12], яка була поєднана з комп'ютерною графічною імітацією проекції та освітлення. Отримавши одне 2D зображення людини, алгоритм, запропонований у [12], міг оцінити глибину, інтенсивність та інші відповідні параметри 3D сцени. Щоб впоратись із варіаціями пози при розпізнаванні 2D обличчя, авторами [13] було використано метод деформації цільового зображення у фронтально-паралельну позу, використовуючи модель 2D руху. У цьому методі проекція цільового зображення в стандартний простір зображення буде проблематичною через велику варіацію пози. Описати стан освітленості лише з невеликою кількістю параметрів складно через нескінченну ступінь свободи у типах або кількості джерел світла.

Однак подальші роботи показали, що зображення обличчя, отримані в різних умовах освітлення, можуть бути достатньо апроксимовані низьковимірним лінійним підпростором [14]. В цій же роботі була розглянута проблема розпізнавання обличчя при варіативних позах та умовах освітлення. Надійність до змін зовнішнього вигляду досягається головним чином за допомогою використання інформації про геометрію обличчя для подолання змін у позі та освітленості. Система розпізнавання обличчя, яка є незмінною як для напрямків огляду, так і для виразу обличчя, була запропонована в [15]. Ключові точки використовуються для співвідношення 2D-об'єктів з 3D-особливостями обличчя. Для розгляду випадку зіставлення неповних даних за деяких структурних обмежень та подальшої класифікації тестових граней за різними видами або різною мімікою пропонується структурна Хаусдорфова відстань.

На сьогодні отримати 3D-зображення обличчя у відносно невеликій кількості не надто складно. Однак реєстрація та перевірка 3D-обличчя може стати проблематичною, оскільки метод є вимогливим до обчислювальної потужності, складним у реалізації і може зайняти багато часу.

Дане дослідження зосереджене на пошуках нового методу відтворення обличчя в 3D за допомогою 2D зондування зображення із використанням бази даних 3D обличч і подальшим виконанням розпізнавання обличч у 2D або 3D. Це 2D-зондування зображення, що розпізнається можна робити з будь-якого напрямку та при будь-якому освітленні, а зображення, що зареєстровані в системі можуть бути як 2D, так і 3D.

Основна ідея дослідження полягає у можливості відтворення 3D-зображень обличчя з 2D-зображень за допомогою бази даних 3D-моделей обличч. Після чого розпізнавання обличчя здійснюється або у 2D-площині, або у 3D-просторі. Для 2D-розпізнавання обличчя спочатку компенсація пози та освітленості застосовується до 3D-обличчя, а потім проектується на 2D-площину. Мається на увазі зіставлення поз 3D моделей обличч із бази даних із зображенням, що аналізується, тобто ми повертаємо зображення в базі у тому ж напрямку, що і особа на досліджуваному зображенні. Для 3D-розпізнавання потрібна лише компенсація освітленості, а для розпізнавання використовується інформація про глибину та інтенсивність.

Запропоновані стадії підготовки вхідного зображення до розпізнавання обличчя:

1) 3D-зображення обличчя попередньо обробляються за допомогою фільтрації, обертання, масштабування, переклад та інтерполяція;

2) Для вилучення особливостей глибини та інтенсивності тривимірних зображень застосовується такий метод вилучення ознак, як Принциповий компонентний аналіз (PCA), який поєднується для створення тривимірних граней обстежуваного;

3) Функції, витягнуті з тривимірних зображень обличчя, використовуються для охоплення простору об'єктів. Вектори 3D зображень із 2D-фотографій обчислюються в просторі 3D-об'єктів, використовуючи вектори функцій 3D моделі. Потім ці приблизні вектори 3D об'єктів використовуються для створення тривимірного зображення обличчя суб'єкта, а пізніше також використовуються для розпізнавання 3D обличчя.

Розпізнавання обличчя є складною проблемою для багатьох вчених у всьому світі. Через зміну освітлення, кута пози, зовнішнього вигляду та фону може бути дуже важко зіставити подібні зображення за допомогою комп'ютерів, навіть, якщо вони так схожі на людей. Багато дослідників у літературі з комп'ютерного зору зосереджувались на вдосконаленні основних методів геометричних елементів або узгодження шаблонів. У цій роботі пропонується використання вектору 3D характеристик для відтворення 3D-обличчя на основі 2D-зображень обличчя, а потім виконання розпізнавання обличчя в 2D-площині або 3D-просторі.

Проблема автоматичного розпізнавання обличчя включає три ключові етапи: розпізнавання обличчя та грубу нормалізацію, вилучення та точна нормалізація обличчя та ідентифікацію або перевірку обличчя.

Іноді завдання виявлення обличчя та вилучення об'єктів може виконуватися одночасно. І іноді завдання може бути дуже складним залежно від характеру програми, наприклад, від розміру бази даних обличчя, виразу обличчя, оклюзії, безладу та мінливості фону, шуму та швидкості роботи комп'ютера.

1.2 Методи 2D розпізнавання

В літературі визначено три загальні стратегії вирішення даної проблеми:

а) геометричний, оснований на характеристиках обличчя метод – місцеві особливості, такі як очі, ніс та рот, спочатку витягуються за допомогою цих методів. Потім їх місцезнаходження та місцева статистика подаються у структурний класифікатор.

б) метод відповідності шаблону – цих методах використовується ціла область обличчя як вихідний вхід в систему розпізнавання. Зображення представляється у вигляді одиночного або декількох масивів значень пікселів, а потім порівнюється із шаблонами в навчальних наборах. Цікаві особливості можна вибрати вручну або за допомогою деяких автоматичних підходів.

в) гібридний метод – це поєднання двох вищевказаних методів та використання сильних сторін обох цих методів.

1.2.1 Геометричний, оснований на характеристиках обличчя метод

Більшість методів раніше були чисто геометричними, вони були зосереджені на біологічних характеристиках обличчя. Дані методи використовували такі показники, як різноманітні відстані між ключовими точками обличчя та варіації кутів між векторами відстаней. Так наприклад могли використовуватись розмір голови, відстань між очима, гострота підборіддя та багато інших.

Пізніше цей метод поліпшився за допомогою підходу основанийого на архітектурі динамічного зв'язку. Система узгодження графів базується на архітектурі динамічного зв'язку (Dynamic Link Architecture) [16]. Одним з найбільш успішних прикладів таких систем є система Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) [17]. Гарборові вейвлети використовуються як будівельний матеріал для представлення обличчя у цьому конкретному підході. Типове місцеве представлення ознак складається з коефіцієнтів вейвлету для різних масштабів та обертань на основі фіксованого вейвлету. Ці локально оцінені коефіцієнти вейвлетів надійні для зміни освітлення, перекладу, спотворення, обертання та масштабування зображень обличчя.

Замість того, щоб приєднувати лише один коефіцієнт вейвлетів до кожного вузла в DLA, Elastic Bunch Graph Matching поєднує набір коефіцієнтів вейвлетів, який називається представленням графічного зв'язку, який у свою чергу кожен походить від іншого зображення обличчя [18]. Пози обличчя визначається з використанням попередньої інформації обробки варіацій пози, так як трансформації коефіцієнтів вейвлетів при варіації пози вже є досконало вивченими. Підхід EBGM широко застосовується для виявлення та видалення обличчя, оцінки пози, класифікації статі, розпізнавання на основі ескізів та загального розпізнавання об'єктів. Успіх системи EBGM може бути зумовлений її схожістю із зоровою системою людини.

Наступним удосконаленням стало використання прихованих моделей Маркова. Не знаходячи точного розташування рис обличчя, методи, засновані на прихованих моделях Маркова, використовують смужки пікселів, які покривають лоб, око, ніс, рот та підборіддя обличчя [19]. Підхід показав кращі показники, ніж попередні підходи, використовуючи коефіцієнти проєкції KL замість смужок необроблених пікселів.

Наступним удосконаленням геометричного методу розпізнавання обличчя ґрунтованого на характеристиках обличчя стало використання нейронної мережі згортки. У [20] було розроблено систему, засновану на нейронній мережі згортки (Convolution Neural Network), використовуючи метод некерованого навчання, заснований на самоорганізуючій карті (self-organizing map – SOM). SOM забезпечив квантування зразків зображення в топологічний простір для зменшення розмірності та незмінності до незначних змін у зразку зображення. Згорнута нейронна мережа забезпечувала часткову незмінність до перекладу, обертання, масштабу та деформації, і вона витягувала послідовно більші риси в ієрархічному наборі шарів. Вони використали базу даних із 400 зображень 40 осіб, яка містить досить високий ступінь мінливості виразу, пози та деталей обличчя, і повідомила про рівень помилок 3,8%.

1.2.2 Метод відповідності шаблону

Основою даного методу є аналіз основних компонентів та його розширення. Завдяки своїй успішності низько-розмірної реконструкції, це був один з основних алгоритмів, що застосовуються при розпізнаванні обличчя.

Для удосконалення аналізу основних компонентів авторами [4] було вирішено використовувати «Eigenfaces» (власні інтерфейси). У [4] зробили успішну демонстрацію автоматичного розпізнавання обличчя за допомогою «Eigenfaces». Вони використовували класифікатор найближчого сусіда для ідентифікації кожного зображення, представляючи його як вектор ваг. Було продемонстровано метод, використовуючи базу даних 2500 зображень обличчя шістнадцяти суб'єктів. Пізніше стандартний підхід власних інтерфейсів був

розширений до байєсівських методів, які використовували імовірнісну метрику відстані замість простої евклідової відстані.

Також дуже успішним підходом є використання «Fisherfaces/LDA» [5], використовуючи лінійний (дискримінантний) аналіз Фішера (FLD / LDA), в якому навчання LDA проводилося за допомогою аналізу матриці розсіяних точок.

Методи на основі алгоритму «Support Vector Machine» [7].

Метод еволюційного переслідування (ЕП) – є похідною популярного уявлення PCA, а також базується на штучних нейронних мережах. Подібно до методів прогнозування, ЕП прагне вивчити оптимальну основу як для стиснення даних, так і для класифікації шаблонів.

Методи на основі характерних ліній цей метод базується на геометричному методу, але на відміну від нього відстані від точки до точки замінені на відстані між точкою та лінією об'єкта, що пов'язує дві збережені точки вибірки.

Незалежний аналіз компонентів – ґрунтуючись на аргументі про те, що значна частина важливої інформації про обличчя міститься у статистиці високого порядку, в [21] було запропоновано метод використання незалежного аналізу компонентів для вилучення ознак. Метод незалежного аналізу компонентів – це узагальнення PCA, яке декорелює моменти високого порядку даних на додаток до моментів другого порядку. У літературі широко аргументується, що він здатний забезпечити кращі показники розпізнавання, ніж PCA, тому він також застосовується в цьому дослідженні.

Методи нейронних мереж також застосовуються для розпізнавання обличчя, щоб забезпечити більше узагальнення через навчання. У [22] було запропоновано повністю автоматичну систему виявлення (розпізнавання) обличчя, засновану на методі нейронної мережі на основі ймовірнісних рішень (Probabilistic Decision-Based Neural Network), яка складалася з трьох модулів: детектора обличчя, локалізатора очей та розпізнавача обличчя. Насамперед ці модулі забезпечують можливість розділити складний та вимогливий до

розрахункової здатності процес для частини та виконуватись окремо і послідовно.

1.2.3 Гібридні шаблонні методи

Модульний метод власних поверхонь («Eigenfaces») – поняття власних поверхонь було поширено на особливості обличчя, такі як особливості очей та особливості форми роту. У роботі [23] досліджено використання гібридних функцій шляхом комбінування власних поверхонь та власних модулів; і ефективність розпізнавання як функцію кількості власних векторів вимірювали лише для власних поверхонь та для комбінованого подання. Також повідомлялося, що власні особливості працювали краще, ніж власні поверхні для просторів нижчого порядку. І лише незначне поліпшення було отримано при використанні комбінованого набору.

Гібридний аналіз локальних характеристик (LFA – local feature analysis) – це гібридне подання, заснованим на PCA та локальному аналізі особливостей (LFA). Його біологічна мотивація походить від того, що лише невелика частина рецепторів активна в сітківці людини. Дослідники очікували, що природні об'єкти можуть бути представлені в підпросторі нижчої розмірності шляхом пошуку відповідної параметризації.

Метод нормалізованої форми базується на гнучкій зовнішності, для автоматичного розпізнавання обличчя. Для ідентифікації обличчя використовується змодельована інформація про форму та рівень сірого. Модель фігури була ASM (Active Shape Model). Модель активної форми має змогу адаптувати форму зображення відносно кожного зображення окремо, що додає додаткової гнучкості цьому методу. На основі середньої форми моделі фігури була побудована глобальна модель без фігури рівня сірого за допомогою PCA. Місцеві моделі рівня сірого також були побудовані на точках моделі фігури. Для вхідного зображення всі три типи інформації використовувались для обчислення відстані Махаланобіса для класифікації.

1.3 3D розпізнавання обличчя

Загальний консенсус щодо технології двовимірного розпізнавання обличчя полягає в тому, що вона досить добре працює в контрольованих умовах, коли суб'єкт представлений у фронтально-паралельній позі, при хорошому освітленні та у тих же умовах, що і отримання навчальних (галерейних) зображень. Цей перелік проблем мотивував кардинальну зміну підходів до розпізнавання обличчя за допомогою 3D властивостей обличчя. Завдяки надійності позування та варіаціям освітлення, в останні роки тривимірне розпізнавання обличчя стало основною тенденцією дослідження. З розвитком системи 3D-зйомки в літературі пропонується ряд 3D-підходів, починаючи від рішень, що базуються на просторі, що застосовує класичні 2D-методи для розпізнавання 3D-обличчя, враховуючи дані глибини, до геометрія, заснована на особливостях, яка представляє лицьові поверхні за допомогою набору певних геометричних ознак.

Раніше дослідження в цій галузі були зосереджені головним чином на аналізі кривизни. У [24] запропоновано підхід шляхом сегментування зображення діапазону на основі головної кривизни та знаходження площини двосторонньої симетрії через грань. Вони використовували цю площину для нормалізації для пози, і відповідали профілю з площини симетрії та відповідали поверхні обличчя. Їх результат показав 100% коефіцієнт розпізнавання для невеликого набору даних. Вони сегментували опуклі області на зображенні діапазону на основі середньої та гауссової кривизни та створювали розширене зображення Гауса (Extended Gaussian Image – EGI) для кожної опуклої області. Збіг між областю на зондуєчому зображенні (зображення, яке слід розпізнати) та зображенні галереї (зображення, зареєстроване в системі) було здійснено шляхом кореляції EGI. Для пошуку відповідності зображення зонда до зображення галереї був використаний алгоритм узгодження графіків. Цей підхід стійкий до змін виразу обличчя, оскільки опуклі ділянки змінюють форму менше, ніж інші області у відповідь на зміни виразу обличчя.

Підхід власних поверхонь («Eigenface») та прихованої моделі Маркова (HMM) було розширено шляхом застосування 2D-розпізнавання для роботи з зображеннями дальності [25]. В експериментах, про які повідомляється в [25], автори використовували набір даних із 24 осіб з 10 зображеннями на людину та повідомляли про 100% розпізнавання за допомогою адаптації 2D власних алгоритмів.

Як 3D, так і 2D зображення використовували у [26]. Вони використовували тривимірне зображення як зображення галереї людини; зважені суми трьох нормальних компонентів тривимірного зображення використовувались для синтезу 2D-зображень за різних умов освітлення. Кореляцію проводили з 2D-зондуючим зображенням для досягнення компенсації освітленості.

1.4 3D моделі обличчя

Існує декілька різних підходів до отримання 3D моделі обличчя, деякі з них будуть розглянуті нижче.

1.4.1 Прості моделі

У [27] використано як тривимірну геометрію, так і карти безлічі інтенсивності для підготовки моделей сузір'їв на основі генеративних частин. Тривимірна еліпсоїдна апроксимація голови людини створена для формування гіпотез кандидатів на зображенні. Потім виявлені деталі потім використовуються для вирівнювання моделі в широкому діапазоні пози та зовнішнього вигляду.

1.4.2 Біомеханічні моделі

Апроксимація структури та мускулатури людського обличчя широко застосовується в комп'ютерній анімації, особливо для моделювання рухів

обличчя під час висловлювання та мови. За допомогою цього методу для розробки моделі використовують 3D-вимірювання форми обличчя та зовнішнього вигляду людини. Для даного методу характерне використання антропометричної статистики форми обличчя для синтезу біомеханічних моделей із природними варіаціями характеристик обличчя. Цей тип моделі забезпечує основу для 3D або 2D розпізнавання обличчя на основі моделі.

1.4.3 Моделі Morphable

Morphable 3D моделі обличчя – це генеративна модель форми обличчя та зовнішній вигляд, якої базується на двох ключових ідеях:

а) по-перше, усі грані знаходяться в щільній кореспонденції «точка-точка», яка зазвичай встановлюється на наборі прикладних граней у процедурі реєстрації, а потім зберігається протягом будь-яких подальших етапів обробки. Завдяки цій відповідності лінійні комбінації граней можуть бути визначені значущим чином, створюючи морфологічно реалістичні грані (морфи);

б) по-друге, слід відокремити форму та колір обличчя та відмежувати їх від зовнішніх факторів, таких як освітленість та параметри камери.

Модель Morphable може включати статистичну модель розподілу граней, яка була основним компонентом аналізу в оригінальній роботі Бланца і Веттера [28] та включала інші методи навчання у подальшій роботі. Вони у своїй оригінальній роботі оцінили тривимірну форму та інтенсивність на основі одного зображення шляхом підгонки до зображення статистичної моделі, що підлягає зміні. Дані 3D-інтенсивності використовуються для створення моделі за допомогою сканера лазерної смуги. Для представлення статистичних змін форми та інтенсивності людських голів використовується імовірнісна модель на основі PCA, а для обробки змін освітленості застосовується модель Phong [29]. Потім для пристосування моделі до конкретних даних зображення використовується стохастична оптимізація багатовимірної функції вартості.

Щоб досягти точного прилягання рис обличчя, спочатку він виконував цілісно покриваючий, а потім незалежно очі, рот і ніс.

1.5 Сучасні складнощі у області розпізнавання обличчя

Хоча нещодавні досягнення в автоматичному розпізнаванні обличчя досягли певного рівня успіху, продуктивність навіть сучасної системи все ще далека від людської. Ось деякі аспекти, які потребують вдосконалення:

- розробити гібридну систему розпізнавання обличчя, використовуючи як цілісні, так і місцеві особливості, щоб нагадувати систему сприйняття людини;
- розробити методи розпізнавання / розпізнавання обличчя під великою позою та варіації освітленості;
- модельна варіація обличчя в умовах старіння або зовнішнього середовища;
- підвищення надійності системи, щоб вона була менш чутливою до змін розміру та виразу обличчя.

2 МЕТОД 2D РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ФІГУРИ У ФОРМАТІ 3D

У цьому розділі увагу буде зосереджено на проблемі розпізнавання 2D та 3D обличчя. Мається на увазі, що зображення обличчя, що аналізується є двовимірним (2D), а база даних обличчя галереї тривимірна (3D). Передбачається використання бази даних для маніпуляції контрольними зображення для наближення їх до зображення, що аналізується шляхом зміни кута погляду на обличчя та зміни освітлення обличчя з бази даних. Ідея полягає у використанні існуючих зображень для мінімізації сторонніх факторів, що заважають коректному розпізнаванню обличчя.

Дане дослідження розглядає два підходи до 2D / 3D розпізнавання обличчя:

а) 2D-розпізнавання за допомогою фігури у форматі 3D – обертаючи грані 3D-галереї на той самий кут пози, що і 2D-зонд, і застосовуючи подібні умови освітлення. Потім грані 3D-галереї проєктуються на площину 2D-зображення. Остаточна процедура розпізнавання виконується в площині 2D зображення. У подальшому обговоренні ми також називаємо цей метод "методом пониження", оскільки 3D-зображення знижується до 2D-зображення.

б) розпізнавання 3D із двовимірною підтримкою – означає створення 3D-моделі обличчя за допомогою одного 2D-зображення обличчя. Коли 2D зондування зображення обличчя представляється системою, 3D-зображення обличчя, яке починається із середнього 3D-зображення обличчя, отриманого з бази даних 3D-обличчя, проєктується на площину 2D-зображення після обертання, перекладу, масштабування та інтерполяції. Потім застосовується алгоритм оптимізації для мінімізації індексу помилок, який є функцією різниці між проєктованими та вхідними зображеннями, шляхом вибору параметрів глибини та інтенсивності 3D. Як тільки алгоритм сходиться, отримані 3D-параметри глибини та інтенсивності можна використовувати для побудови 3D-моделі обличчя об'єкта, сфотографованого у 2D зображення. Цей метод ми

також називаємо «методом оновлення», оскільки 2D-зображення модернізується до 3D-зображення.

2.1 Реалізація методу

Біометрія обличчя може використовувати 3D-реконструкцію обличчя у двох контекстах:

- зарахування – офлайн база даних містить осіб для навчання та як контрольний приклад для перевірки та розпізнавання;
- ідентифікація – онлайн зйомка обличчя для розпізнавання особи або підтвердження.

Для цього підходу на етапі реєстрації тривимірні зображення беруться для формування бази даних галереї; на етапі ідентифікації для аналізу потрібні лише 2D-зображення.

Для створення надійної системи розпізнавання будь-якого об'єкта, 2D-зображення якого отримане для проведення аналізу, необхідно компенсувати зміни різниці пози та освітленості до розпізнавання обличчя. Дивлячись на 2D-зображення для аналізу, спочатку застосовується алгоритм визначення 2D / 3D-пози для оцінки пози зображення, що аналізується, а потім 3D-зображення галереї повертаються до тієї ж позиції. Потім до зображень 3D-галереї застосовується компенсація освітленості, щоб імітувати те саме світлове середовище, що й 2D-зображення. Потім вони проектуються на 2D-площину зображення та за допомогою 2D-алгоритм PCA (або іншої функції виділення обличчя) виконується для перетворення 2D-проектованого зображення в інший простір параметрів, на якому кожне проєктоване зображення галереї порівнюється з 2D-зображенням, що аналізується.

Запропонований метод розпізнавання включає попередню обробку та створення 3D-моделі. Таким чином, метод ідентифікації базується на наступних трьох будівельних блоках: визначення пози, компенсація освітленості та

оптимізація. Загальну діаграму розпізнавання обличчя (рис. 2.1.) можна спростити та описати у трьох кроках підготовки та подальшим порівнянням.

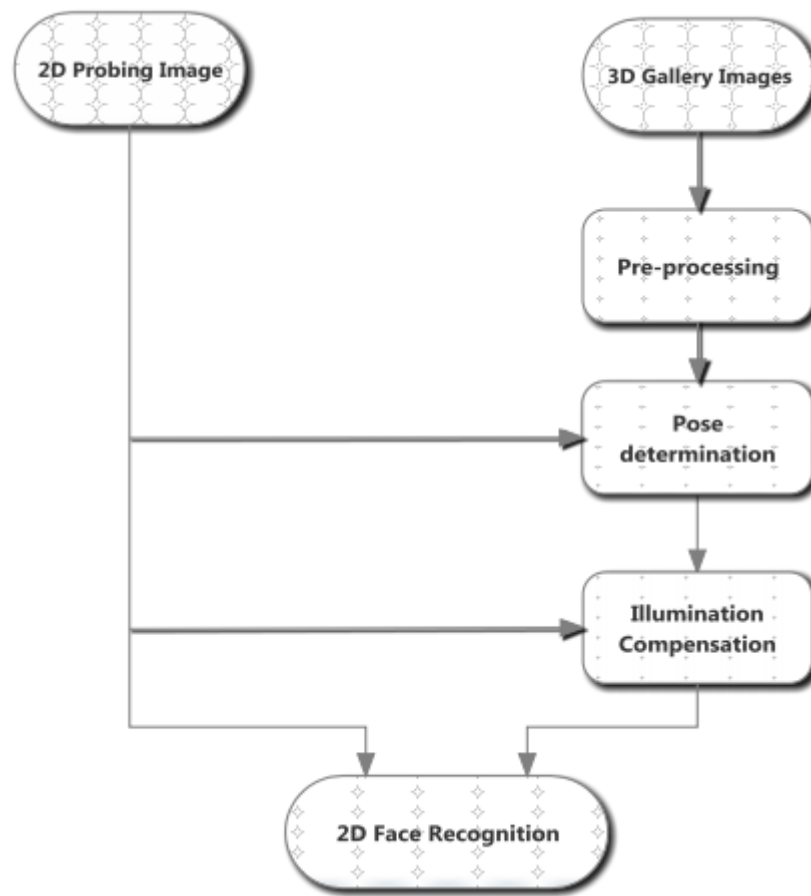


Рисунок 2.1 – Загальна діаграма розпізнавання обличчя

Як офлайн галерея використовується тестова база 3D обличч побудованих з безкоштовної бази даних обличч [31] «Yale Face Database» (<http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>). База даних «Yale Face Database» містить зображення 15 осіб різного віку, статі та рас, загальна кількість зображень дорівнює 165. Для спрощення використовуються напівтонові зображення сірого. Для кожного фото була побудована 3D модель за допомогою онлайн 3D model creator (<https://vrn.aaronsplace.co.uk/>), сам «3D model creator» розроблений відповідно до даної статті (<http://aaronsplace.co.uk/papers/jackson2017recon/>). Першочергово база даних представляє собою колекцію 2D зображень, які будуть також

використовуватись для прискорення обробки. База даних містить зображення формату GIF, тому перед створенням 3D моделей із зображень базові зображення було форматовано до JPEG формату. Ці 3D-та 2D-зображення були основою для наших експериментів. У першому експерименті ми реалізували схему, без компенсації пози та освітлення. У другому експерименті зображення 3D-галереї повертали до тієї самої пози, що і 2D-зображення що аналізується. І в останньому експерименті застосовувались компенсації пози та освітленості для вивчення надійності запропонованого методу.

2.2 Попередня обробка

На рис 2.2 а) наведено приклад тривимірної моделі зображення обличчя, а на рис. 2.2 б) показано двовимірне зображення відповідного обличчя.

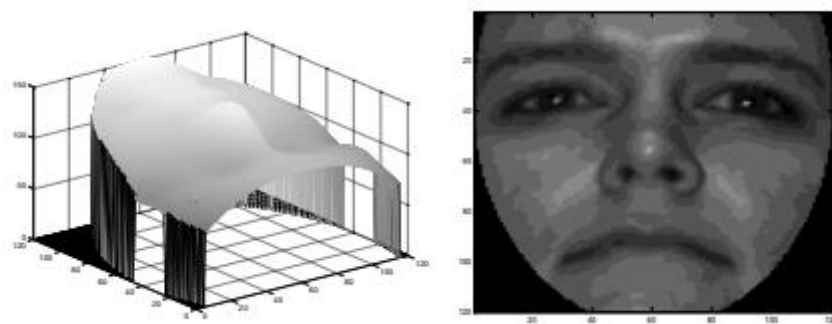


Рисунок 2.2 – Приклад контрольного зображення для експерименту:
а) тривимірна модель зображення обличчя; б) двовимірне зображення
відповідного обличчя

2.3 Застосування пози

На (рис. 2.3) наведено приклад роботи застосування пози до контрольного зображення. Ліве зображення є початковим зображенням (рис. 2.3 а)), зображення посередині зображення для аналізу застосування пози (рис.

2.3 б)), праве зображення представляє собою зображення із бази даних після застосування на ньому пози (рис. 2.3 в)).

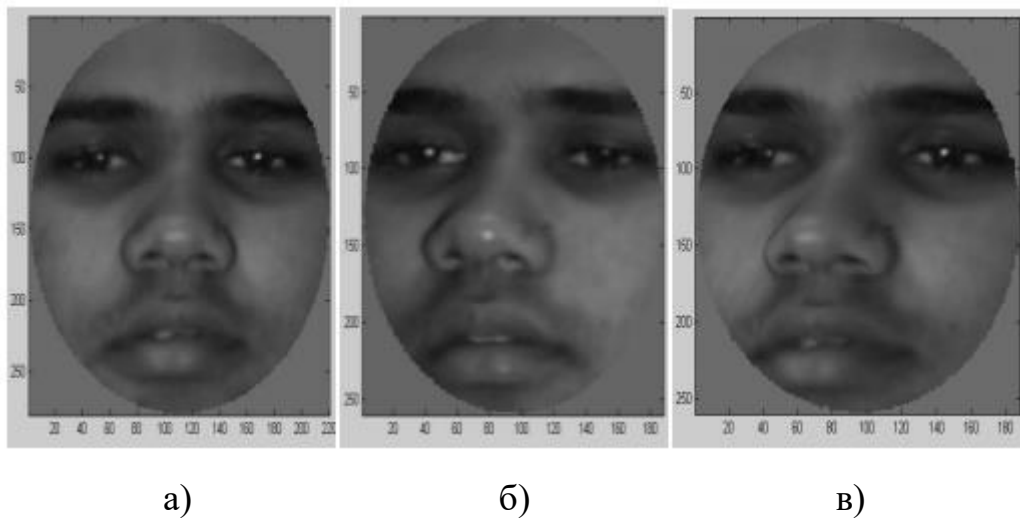


Рисунок 2.3 – Приклад застосування пози:

- а) зображення в базі даних; б) вхідне зображення для аналізу;
в) вихідне зображення після застосування пози

Порівнюючи рис. 2.3 б) та рис. 2.3 в), можна помітити, що ці два зображення мають майже однакові кути огляду. Це сприятиме кращим характеристикам 2D-розпізнавання обличь.

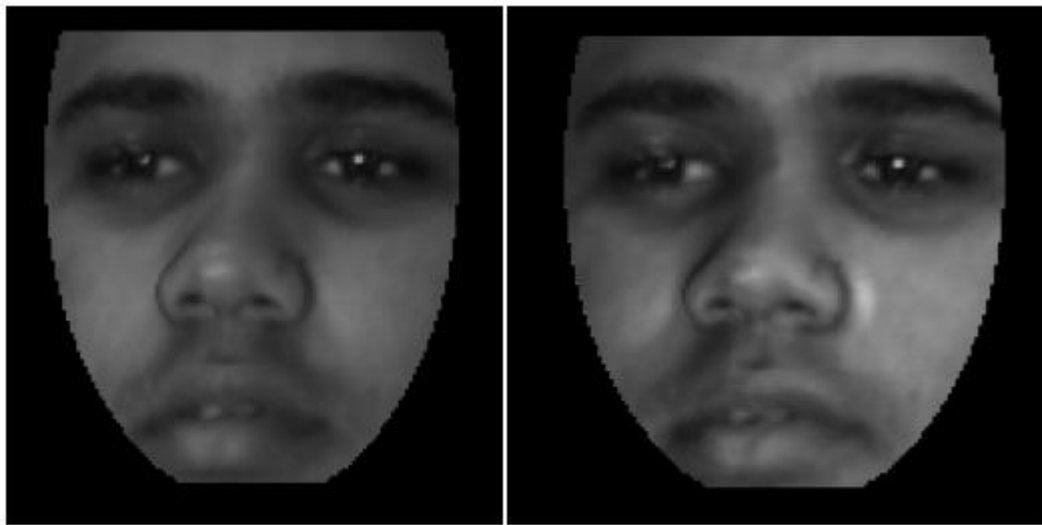
2.4 Компенсація освітлення

Тут використовується модель відбиття Фонга та метод візуалізації буфера Z. Внаслідок природи людських обличь, на основі експериментальних досліджень, коефіцієнти були обрані наступним чином: коефіцієнт відбиття навколишнього середовища встановлено на 0,1, коефіцієнт дифузного відбиття 0,1, коефіцієнт дзеркального відбиття 1,0, спектральний показник 5,0 і дзеркальний відбивна здатність кольору 0,5.

Щодо кількості джерел світла, експериментальне дослідження показало, що результат покращився при додаванні нових джерел світла від 1 до 3, і різко

уповільнив поліпшення, коли було додано більше джерел світла. Інтуїтивне пояснення цього результату полягає в тому, що 3-х джерел світла достатньо для опису будь-яких умов освітлення обличчя – один зверху, один зліва та один справа. Зважаючи це було обрано три джерела світла.

На рис. 2.4 а) показано тривимірне зображення обличчя без будь-якої компенсації освітленості, а на рис. 2.4 б) показано, що компенсоване використання 3-х джерел освітлення за допомогою моделі відбиття Фонга.



а)

б)

Рисунок 2.4 – Приклад компенсації освітлення: а) зображення без компенсації; б) зображення з використанням трьох джерел освітлення

2.5 Метод оптимізації

Нелінійні задачі найменших квадратів, як правило, описуються таким чином: Приведено функцію $f : R^n \rightarrow R^m$ з $m \geq n$. Потрібно знайти:

$$x^* = \arg \min_x \{F(x)\}, \quad (2.1)$$

де

$$F(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (f_i(x))^2 = \frac{1}{2} \|f(x)\|^2 = \frac{1}{2} f(x)^T f(x). \quad (2.2)$$

Нелінійні задачі найменших квадратів можна вирішити за допомогою ряду методів оптимізації. Було вирішено використовувати гібридний метод, представлений Мадсенем, який поєднує алгоритм Левенберга-Маркварта (L-M) з алгоритмом Квазі-Ньютона. Загальний метод L-M дає квадратичну збіжність, якщо $F(x^*) = 0$, однак лінійну збіжність він дає лише в іншому випадку. А загальний метод Квазі-Ньютона дає супер лінійну збіжність, навіть якщо $F(x^*) \neq 0$. Ітерація починається з серії кроків методом L-M. Якщо продуктивність свідчить що $F(x^*)$ є суттєво ненульовим, як описано вище, це може призвести до повільної лінійної конвергенції, і в цьому випадку ми переходимо до методу Квазі-Ньютона для кращої роботи. Цей перемикач робиться за умови

$$\|F'(x)\|_{\infty} < 0.02 \times F(x). \quad (2.3)$$

задовольняється трьома послідовними успішними ітераційними етапами. Це трактується як ознака того, що ми наближаємось до x^* з $F'(x^*) = 0$ та $F(x^*)$ є суттєво ненульовими.

2.6 2D PCA для зменшення розміру та вилучення параметрів

Тут використовуються два PCA, глибина та інтенсивність. Для глибини PCA нам потрібно використовувати вимірювання глибини на основі даних тривимірних зображень. Для тривимірних зображень матриця точок наведена нижче у рівнянні 2.5.

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & t_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & t_2 \\ \bullet & \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet & \bullet \\ x_n & y_n & z_n & t_n \end{bmatrix}. \quad (2.4)$$

де z_i , $i = 1, 2, \dots, n$ – глибина, що відповідає координатам x_i , y_i , z_i , $i = 1, 2, \dots, n$ – інтенсивність, що відповідає координатам x_i , y_i , z_i . Дані, наведені в рівнянні (2.5), представляють однозначно тривимірне зображення предмета. У глибині РСА нам потрібно лише використовувати дані, наведені в такій матриці:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ x_n & y_n & z_n \end{bmatrix}. \quad (2.5)$$

Нехай ξ_i – набір значень глибини ($z_1, z_2, \dots, z_n$) i -го предмета. Тоді $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k$ – вектори глибини всього навчального набору, що складається з k предметів. Середня глибина визначається:

$$\bar{\xi} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \xi_i. \quad (2.6)$$

Різниця від середньої глибини для кожного предмета така:

$$\varphi_i = \xi_i - \bar{\xi} \quad i = 1, 2, \dots, k. \quad (2.7)$$

Матриця коваріантності визначається як:

$$R_z = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \varphi_i \varphi_i^T = DD^T, \quad (2.8)$$

де $D = [\varphi_1 \ \varphi_2 \ \dots \ \varphi_k]$ і розмір $D \in n \times k$. Матриця R має розмір $n \times n$, який є великим і призводить до складних обчислень для власних значень та власних векторів. Альтернативний підхід – використання $\hat{R}_z = D^T D$.

Власні значення та власні вектори $\hat{R}_z$ визначаються:

$$\hat{R}_z q_{z,i} = \lambda_{z,i} q_{z,i}, \quad (2.9)$$

де $\lambda_{z,i}$ та $q_{z,i}$ власне значення і власний вектор відповідно. $Q = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_k]$ Зверніть увагу, що власні значення розміщуються в порядку зменшення. Власні вектори згодом нормалізуються. І вони пов'язані із власними векторами DD^T .

$$E = DQ. \quad (2.10)$$

Стовпці E охоплюють так званий власний простір глибини. Наступним кроком є проектування всіх векторів глибини на власний простір глибини за допомогою

$$z_i^f = E^T \varphi_i, \quad (2.11)$$

і розмір z_i^f залежить від кількості вибраних власних векторів. Відтворити карту глибини, ми можемо розрахувавши

$$\hat{z}_i = (Ez_i^f) + \bar{\xi}, \quad (2.12)$$

де $\hat{z}_i$ відтворений вектор глибини для i -го предмета.

Процедура інтенсивності РСА дуже схожа на процедуру глибини РСА. Для інтенсивності РСА використовуються дані з наступної матриці:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & t_1 \\ x_2 & y_2 & t_2 \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ \bullet & \bullet & \bullet \\ x_n & y_n & t_n \end{bmatrix}. \quad (2.13)$$

3 МЕТОД 3D РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ 2D ЗОБРАЖЕННЯ

3.1 Стратегія рішення

Як обговорювалося в попередніх розділах, система автоматичної автентифікації зазвичай складається з етапу реєстрації та етапу перевірки. На етапі реєстрації особи, які повинні мати повноваження доступу, реєструються зі своїми 3D-фотографіями. На етапі перевірки фіксуються лише 2D-зображення обличчя, які порівнюються з 3D-зображеннями, що зберігаються в базі даних галереї для автентифікації. 3D-модель обличчя створюється шляхом вибору ваг глибини та інтенсивності 3D, щоб проєктоване 2D-зображення 3D-обличчя було подібним до 2D-зображення. Для збереження у базі даних потрібні лише тривимірні ваги, тоді застосовується загальна процедура вилучення особливостей для порівняння 3D-параметрів зображення, що аналізується із збереженими база даних для визначення особи людини.

3.2 Етап зарахування

На цьому етапі моделювання робиться низка тривимірних зображень обличчя, їх характеристики витягуються та зберігаються в базі даних. На решті етапу зарахування отримується 3D-фотографія предмета. А 3D-ваги (або 3D-параметри) потім зберігаються в базі даних.

3.3 Етап верифікації

Запропонована схема етапу верифікації наведена на (рис. 3.5). Вхідними даними для процедури є 2D-фотографія обличчя. Спочатку нейтральне 3D-обличчя створюється із середнього 3D-обличчя, отриманого з бази даних галереї. Процедура визначення кута пози застосовується для того, щоб

приблизно визначити кут огляду 2D-поверхні зондування, а початкову 3D-поверхню потім обертати, щоб вирівняти з щіткою. Потім алгоритм компенсації освітленості потім застосовується до тривимірного обличчя, щоб його 2D-проекція мала той самий профіль інтенсивності, що і 2D-зображення. Потім 3D-зображення синтетичного обличчя проектується на площину 2D-зображення для порівняння із зондуванням фотографія у 2D параметричному просторі. Невідповідність між двома зображеннями призведе до нової ітерації, в якій створюється новий набір 3D-параметрів, намагаючись зменшити розбіжності. Ітераційний процес триває доти, доки алгоритм не сходиться або кількість ітерацій перевищило задане значення. Потім ці набори параметрів використовуються для представлення 3D-моделі обличчя, яка нагадує об'єкт на 2D-знімковій фотографії.

Як уже згадувалося, набір векторів параметрів 3D-обличчя, створений на етапі реєстрації та зберігається в базі даних, використовується на етапі перевірки. Процес етапу перевірки полягає у створенні тривимірного обличчя, проектуванні обличчя на площину 2D зображення, а потім порівнянні його із вхідним 2D зображенням обстежуваного в параметрі 2D простору. Ітераційний процес подібний до процесу, описаного на етапі зарахування. По мірі того, як ітераційний процес триває, якщо параметри проєктованих та вхідних зображень досить близькі, тоді використовуються відповідні вектори параметрів глибини та інтенсивності 3D для порівняння з тими, що зберігаються в базі даних, і рішення про автентифікацію можна досягти на основі набору попередньо встановлених правил прийняття рішення.

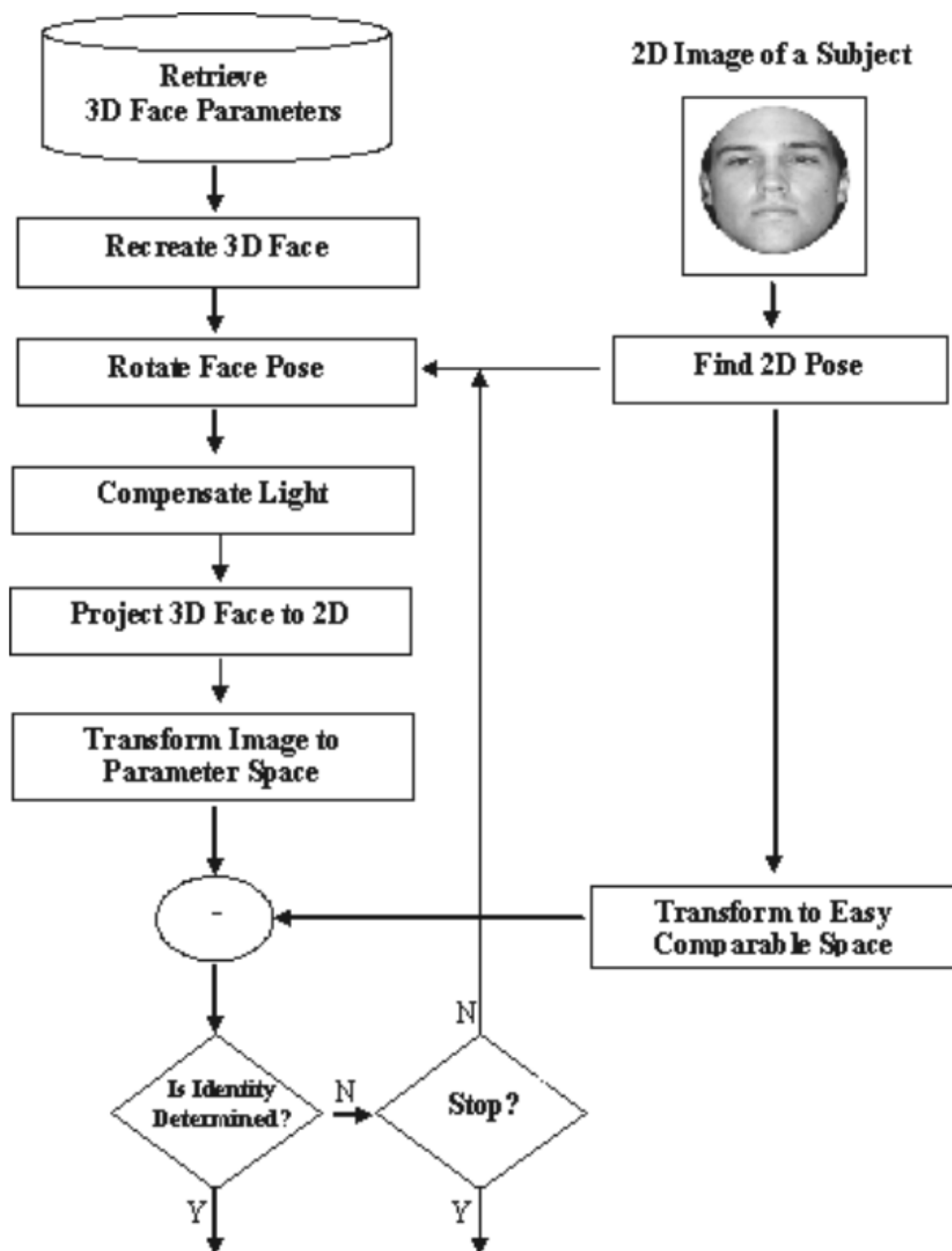


Рисунок 3.5 – Схема етапу верифікації

3.4 3D відтворення обличчя

У цьому розділі передбачається, що тривимірне зображення обличчя людини, яку потрібно зареєструвати, недоступне в базі даних 3D-моделі. Далі передбачається, що до системи подається до r кількості фотографій суб'єкта, до якого потрібно зарахуватись. У цьому випадку всі зображення інтенсивності, включаючи ті, що надані для перевірки об'єкта, будуть використовуватися для тривимірного відпочинку обличчя.

$$z^f = \sum_{i=1}^k a_i z_i^f, \quad t^f = \sum_{i=1}^{k+r} b_i t_i^f. \quad (3.1)$$

Діаграма, наведена на (рис. 3.6), трохи модифікована для створення тривимірного обличчя з урахуванням кількості 2D-зображень обличчя. Технічні деталі, наведені вище, досі застосовуються тут.

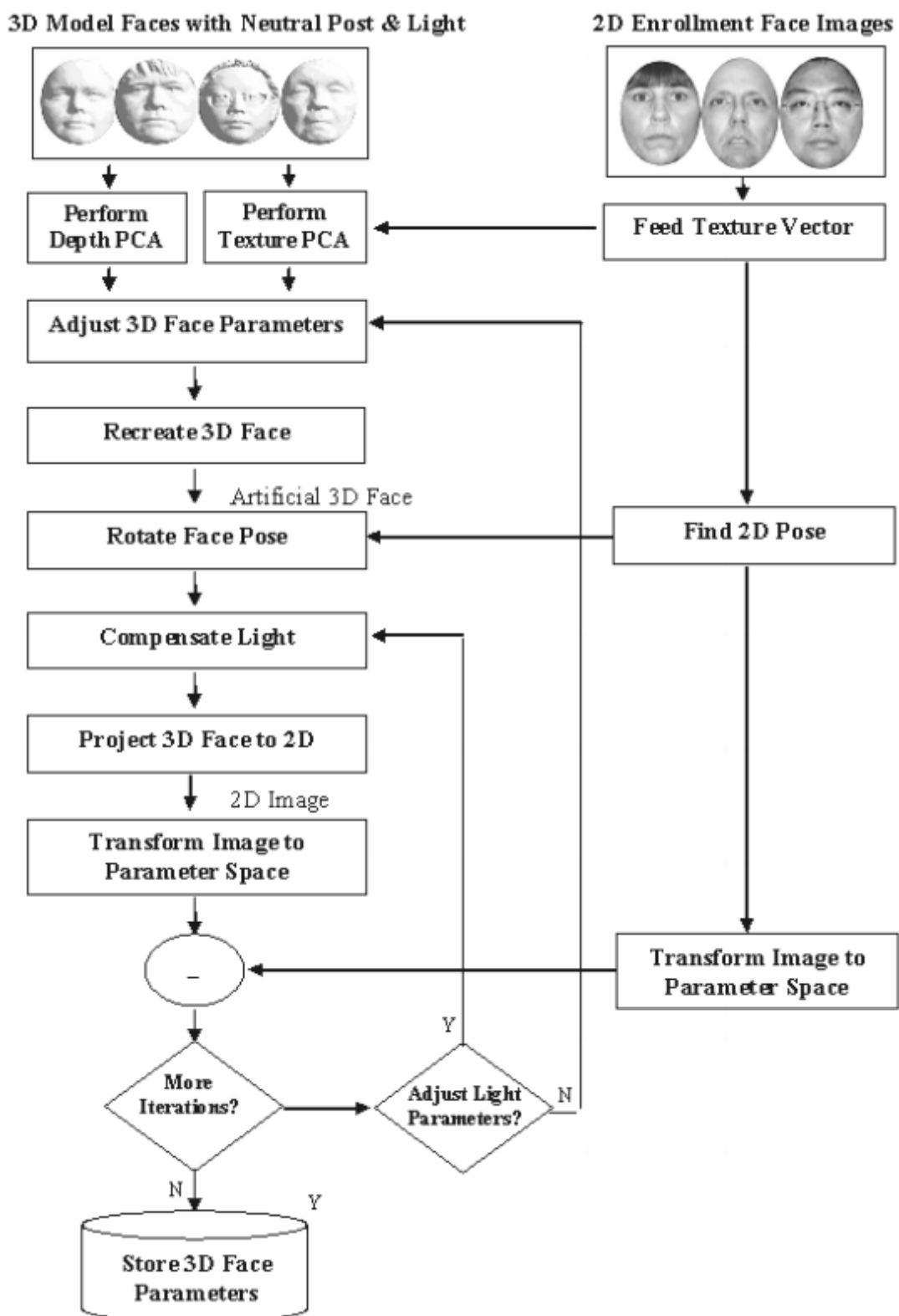


Рисунок 3.6 – 3D відтворення обличчя

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ЯКОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ 2D МОДЕЛЕЙ ТА 3D МОДЕЛЕЙ ОБЛИЧЧЯ

Далі приведені експериментальні результати підходу до використання 2D зображень та 3D моделей обличчя застосовані на безкоштовному наборі даних. На одній множині даних застосовуються два різні методи. У першому способі зображення 3D-галереї проектується на 2D-площину і розпізнавання здійснюється в 2D-площині. У другому способі створюється 3D-модель обличчя для кожного зондування 2D-фотографії, а потім розпізнавання здійснюється в 3D-домені.

4.1 2D розпізнавання за допомогою 3D зображення

При такому підході тривимірні зображення галереї проектується на 2D площину. Покрокові експерименти починаються з простого 2D PCA без будь-якої компенсації, а потім ми застосували компенсацію кута пози, і, нарешті, компенсацію пози та освітлення. Детальна інформація описана нижче.

Для експериментів у цьому розділі ми використовуємо фотографії 12 людей з нашої бази даних 3D, їх було, і кожен суб'єкт мав 9 3D-зображень з різними кутами огляду, вираження та умов освітлення. Також були зроблені 2D-знімки огляду кута пози кожного суб'єкта, які використовувались як зображення, що досліджувалось. Було проведено три експерименти: У першому експерименті кожне 3D-зображення галереї просто проектувалось на площину 2D-зображення, а алгоритм розпізнавання 2D PCA виконувався, щоб побачити, наскільки алгоритм може розпізнати кут зору 2D-зображення, що досліджується. У другому експерименті ми спочатку застосували алгоритм визначення пози 3D-2D, описаний вище, для оцінки кута пози зображення зонда, а потім усі зображення 3D-галереї обертаються до того ж кута пози з подальшим проектуванням на 2D площина зображення. І в третьому

експерименті ми додатково компенсуємо освітленість зображень галереї, застосовуючи описаний раніше алгоритм.

4.1.1 Експеримент з простим 2D розпізнаванням обличчя PCA

На рис. 4.1 показаний приклад 2D розпізнавання зображень з напів профільним кутом зору та проекція відповідного зображення 3D-галереї у фронтально-паралельному вигляді. У цьому прикладі ми показали зображення однієї і тієї ж людини, але зміна кута пози робить їх вигляд абсолютно різними для комп'ютерів.

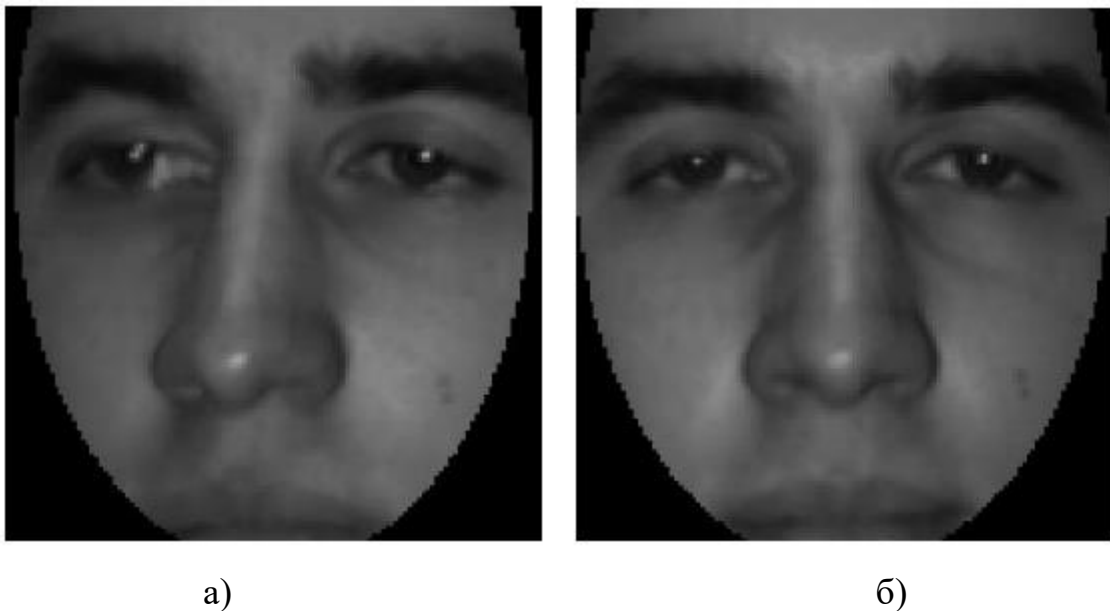


Рисунок 4.1 – Приклад простого 2D розпізнавання:

а) зображення, що було взято, як опорне;

б) фото з іншим кутом зору

Для кожного 2D зображення алгоритм PCA застосовується до кожного із зображень 3D-галереї. І тест повторюють також для кожного із зображень зонда.

Для оцінки ефективності алгоритму розпізнавання обличчя помилка визначається як евклідова норма вектору (ознака PCA) між зображенням зонда та проєктованим зображенням галереї. (Рис 4.2) показує помилки, що

виникають під час тестування всіх зображень зонда. Зверніть увагу, що вектор ознак PCA кожного зображення зонда порівнюється з векторами всіх 46 зображень галереї. Для розпізнаних граней середня векторна відстань становить 16,19, а стандартне відхилення – 3,45; для інших граней середнє векторне відстань становить 27,27, а стандартне відхилення – 4,13. А коефіцієнт розпізнавання становить 91,30%, оскільки 4 із 46 зображень невірні визначені.

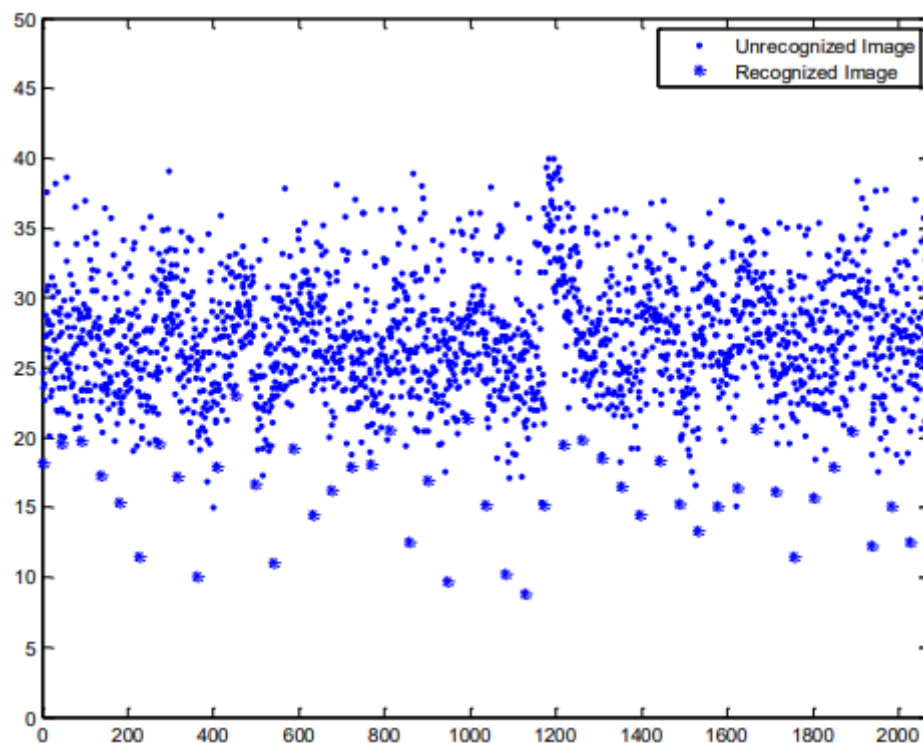


Рисунок 4.2 – Норми помилок між кожним із аналізованих зображень та зображень галереї: Горизонтальна вісь позначає індекс зображення, а вертикальна вісь позначає норму похибки з точки зору векторів ознак PCA

4.1.2 Експеримент з компенсацією пози

На рис. 4.3 а) показаний інший приклад 2D зображень у напів профільному вигляді, на рис 4.3 б) показано проекція відповідного йому зображення 3D-галереї на фронтально-паралельному вигляді, а на рис. 4.3 в) – 2D проекція того самого 3D-зображення галереї після коригування пози.



а)

б)

в)

Рисунок 4.3 – Приклад 2D зображення в напівпрофільному вигляді:

а) 2D-зображення зонда; б) 2D-проекція його 3D-зображення галереї з фронтально-паралельного вигляду;

в) 2D-проекція 3D-зображення галереї після обертання до тієї самої пози

Використовується той же метод експерименту, що і вище, на рис. 4.4 знову показані вектори характеристик помилок між зображеннями зонда та проєктованими зображеннями галереї. Для розпізнаних граней середня векторна відстань становить 14,10, а стандартне відхилення – 2,93; для інших граней середнє векторне відстань становить 28,01, а стандартне відхилення – 4,16. І рівень розпізнавання становить 97,83%, оскільки одне з 46 зображень невірно визначено. Порівнюючи з першим експериментом, можна зауважити, що різниця середніх відстаней похибок між розпізнаним обличчям та нерозпізнаним більша, а середнє відхилення помилок у кожній групі також менше. Це означає, що як серед розпізнаних, так і нерозпізнаних груп обличчя точки ближчі, але ці дві групи більш розділені, що може призвести до кращого рівня розпізнавання.

4.1.3 Експеримент з компенсацією пози та освітлення

У цьому експерименті ми спочатку розташували кожне зображення 3D-галереї в тій самій позі, що і 2D-зображення зонда, а потім застосували модель відбиття Фонга з алгоритмом оптимізації, описаним у попередньому розділі,

для компенсації світла. Після цієї процедури проєктовані зображення галереї використовуються для розпізнавання обличчя за будь-якого зображення.

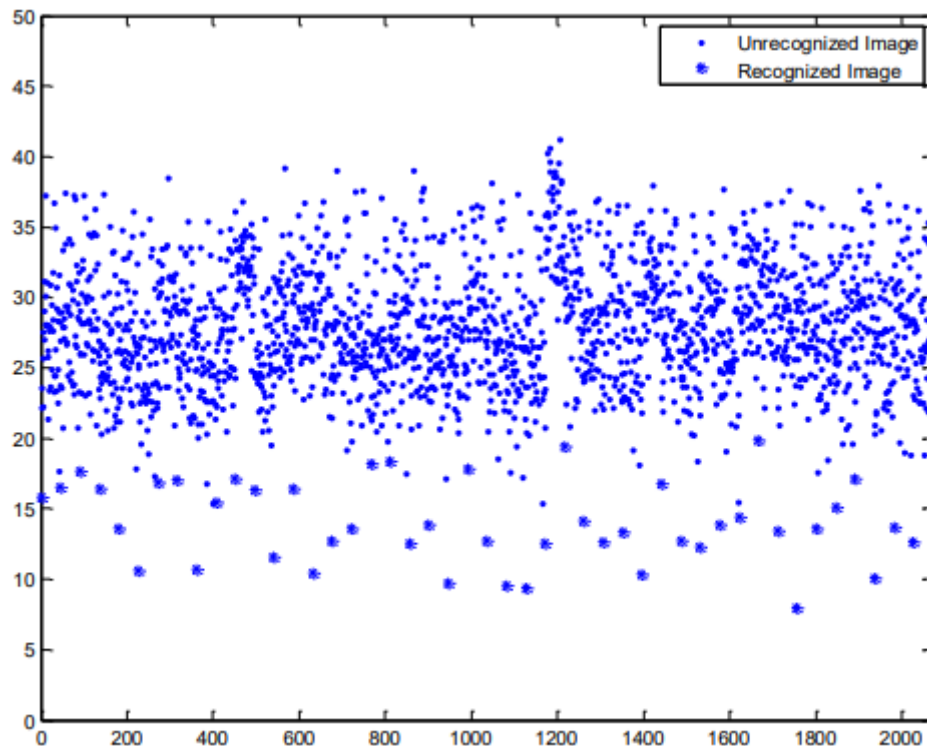
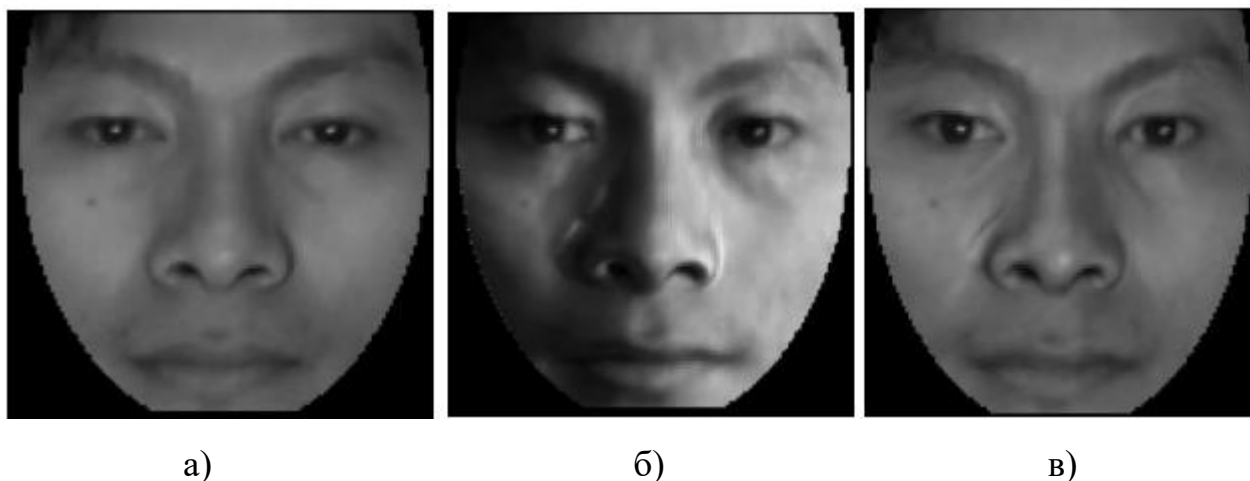


Рисунок 4.4 – Норми помилок між кожним із зображень та галереї.

Горизонтальна вісь позначає індекс зображення, вертикальна вісь позначає норму похибки з точки зору векторів ознак PCA

На рис. 4.5 показаний приклад компенсації освітленості після регулювання пози, щоб і зондування 2D зображення, і проєктоване зображення 3D-галереї мали однаковий кут пози. І на рис. 4.6 знову показано вектори помилок між зображеннями зонда та проєктованими зображеннями галереї. Для розпізнаних граней середня векторна відстань становить 7,45, а стандартне відхилення – 2,99; для інших граней середнє векторне відстань становить 24,79, а стандартне відхилення – 4,06. І рівень розпізнавання становить 100%, оскільки всі 12 зображень правильно визначені. Середня відстань похибки для розпізнаного обличчя значно менша, ніж у попередніх двох експериментах, що призводить до найбільш точного результату розпізнавання.



а)

б)

в)

Рисунок 4.5 – Зображення експерименту :

а) опорне зображення; б) відсутність компенсації;

в) компенсація за допомогою трьох джерел світла

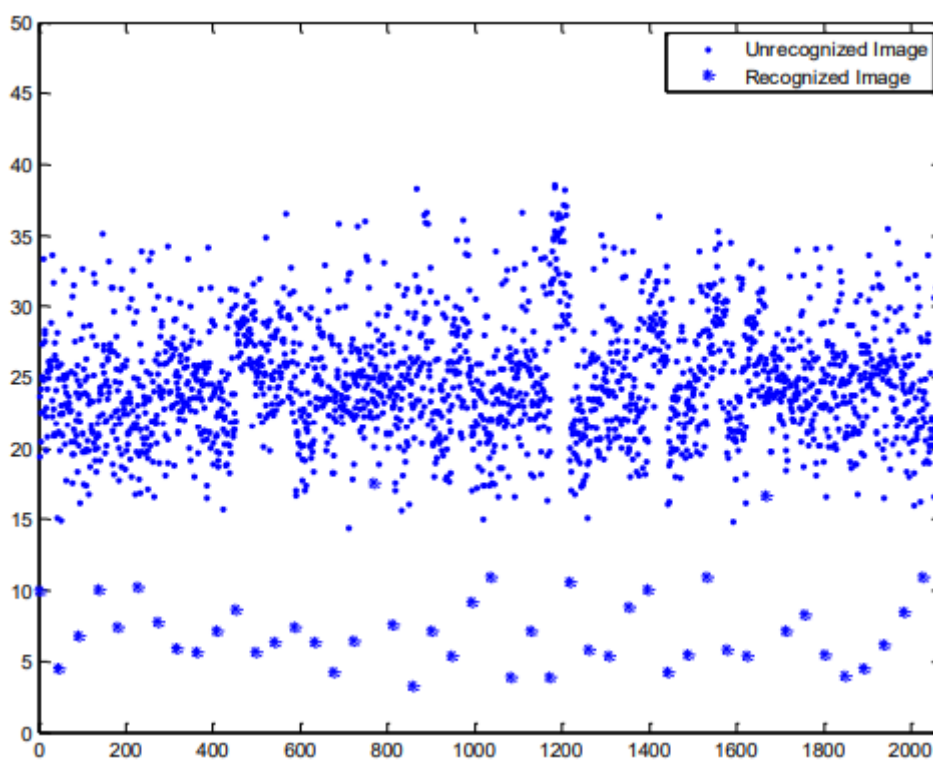


Рисунок 4.6 – Норми помилок між кожним із зондів та зображень галереї:

Горизонтальна вісь позначає індекс зображення, а вертикальна вісь позначає норму похибки з точки зору векторів ознак PCA

Результати цих трьох експериментів порівнюються у табл. 4.1. Помилковий позитивний коефіцієнт тут описує помилку підбору зображення до неправильного зображення галереї. Результат показує значне поліпшення шляхом застосування компенсації кута пози, а потім застосування компенсації освітленості.

Таблиця 4.1 – Порівняльна характеристика двовимірного розпізнавання за допомогою 3D-фігури

	Успішне розпізнавання	Помилки розпізнавання
Перший експеримент	91.3%	8.7%
Другий експеримент	97.83%	2.13%
Третій експеримент	100%	0%

4.2 3D розпізнавання за допомогою 2D зображення

На цьому починається створення 3D-моделі обличчя, використовуючи лише одне 2D зображення, а потім демонструємо результат тесту, використовуючи декілька 2D зображень обличчя. Цей метод може бути оптимальним, оскільки в реальному житті можна отримати багатовимірні 2D-зображення, і чим більше зображень ми отримаємо, тим кращою буде створена 3D-модель обличчя.

Після цього ми демонструємо експеримент із використанням шумних зображень взятих для дослідження. Нарешті, в наших експериментах використовуються два різні алгоритми розпізнавання – PCA та FLD.

4.2.1 Використання єдиного 2D зображення

Часткові результати відтворених 3D-граней із запропонованою схемою наведені на рис. 4.6. Де перший рядок зображує вхідні зображення суб'єктів, другий рядок – відтворені 3D зображення, вирівняні за вхідними фотографіями.



Рисунок 4.6 – Відтворені 3D обличчя з 2D зображень

4.2.2 Використання кількох 2D фотографій

Як показано на (рис. 4.7) приклад результатів, отриманих із застосуванням методу в з використанням декількох зображень. Другий рядок показує відтворені тривимірні обличчя обстежуваного, фото якого наведено в першому рядку. Зліва направо кількість фотографій для реєстрації змінюється від одного до трьох. Очевидно, що з 3 вхідними фотографіями різних поз суб'єкта, наш метод може створити 3D зображення обличчя суб'єкта, якого немає в базі даних 3D.



Рисунок 4.7 – Відтворені 3D обличчя з різної кількості вхідних фотографій

4.2.3 Шумні вхідні зображення

Третій експеримент включав шумні зображення, намагаючись перевірити, наскільки добре працює алгоритм 3D-відпочинку обличчя в неідеальних ситуаціях. Було створено два типи галасливих зображень. У першому випадку для імітації ситуації, що камера не була правильно сфокусована, застосовувалося рівняння розмиття Гауса, а у другому – переміщення об'єктів для створення розмитого зображення. На рисунку 4.8 показано відтворені 3D зображення разом із вхідними зображеннями, розмитими від «несфокусованої камери». Результати показують, що запропонована схема працює досить добре в цих не дуже досконалих ситуаціях.

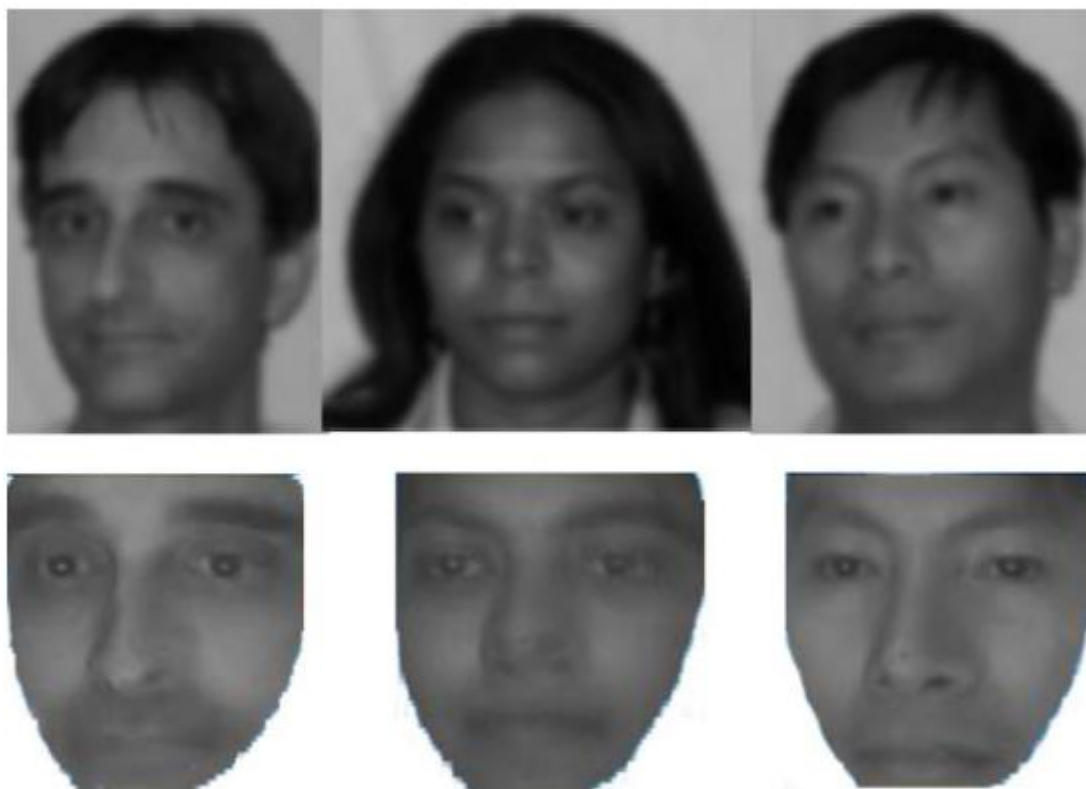


Рисунок 4.8 – Приклад розпізнавання обличчя при використанні рівняння розмиття Гауса

4.2.4 Використання PCA для вилучення обличчя

У цьому експерименті ми спочатку розмістили кожне зображення 3D галереї в тій самій позі, що і 2D знімальна фотографія, а потім застосували модель відбиття Фонга з алгоритмом оптимізації, викладеним у попередній главі, для компенсації світла. Ця процедура була ітеративно застосована, поки алгоритм не зійшовся. Потім параметри глибини та інтенсивності отриманого синтезованого 3D зображення використовувались для розпізнавання обличчя порівняно з параметрами кожного зображення 3D галереї.

На рис. 4.9 показані вектори помилок між характерними векторами досліджених фотографій та отриманими синтезованими зображеннями. Для розпізнаних граней середня відстань становила 2 093 900, а стандартне відхилення – 2 625 100; для інших граней середня відстань становила 14 447 900, а стандартне відхилення 15 372 000. Частота розпізнавання становила 91,3%, оскільки 1 із 12 зображень були неправильно ідентифіковані.

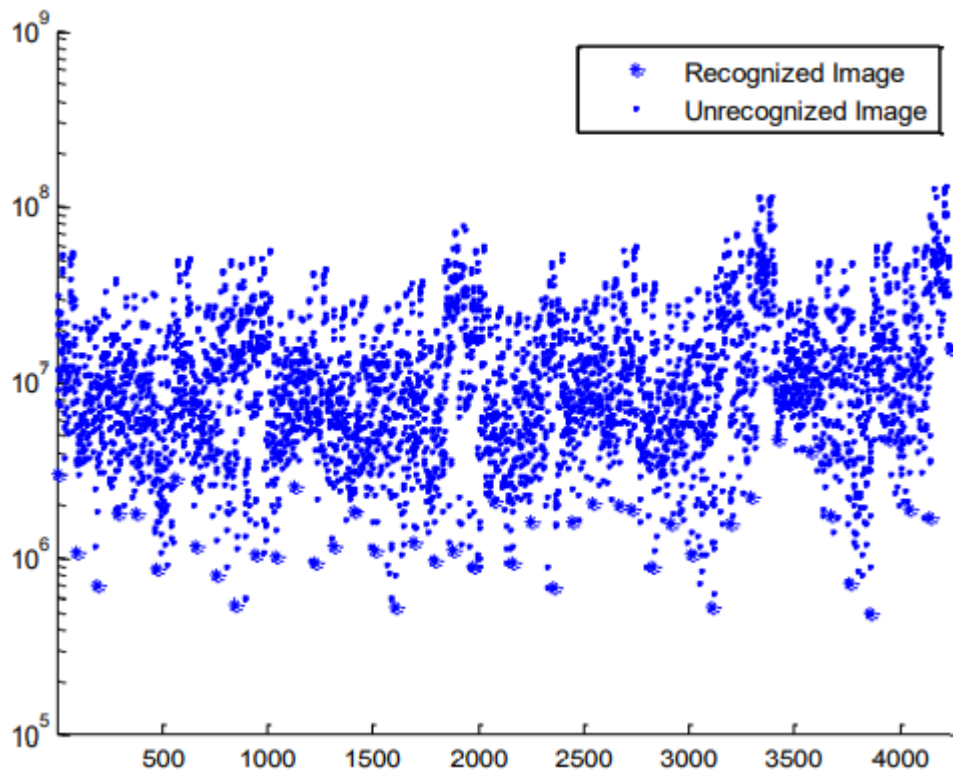


Рисунок 4.9 – Норми помилок між кожним із зондів та зображень галереї: Горизонтальна вісь позначає індекс зображення, а вертикальна вісь позначає базовий логарифм норми похибки з точки зору векторів ознак PCA

4.2.5 Використання FLD для вилучення об'єктів

У цьому експерименті ми застосовуємо метод FLD за однакових умов. На рис. 4.10 знову показані вектори помилок між векторами характеристик фотографій зонда та проєктованими зображеннями галереї. Для розпізнаних граней середня відстань становила 1 052 000, а стандартне відхилення – 1 278 000; для інших граней середня відстань становила 10 810 000, а стандартне відхилення – 11 780 000. І рівень розпізнавання також становив 91,3%.

У порівнянні з результатом попереднього експерименту PCA, спостерігається, що при FLD різниця середніх помилок між векторами ознак розпізнаного обличчя та невизнаними була більшою, а стандартне відхилення помилок у кожній групі було меншим, оскільки Ну. Це означає, що в обох прийнято і відхилені групи осіб, члени були згруповані щільніше, і дві групи були більш розділені, що призвело до кращого визнання.

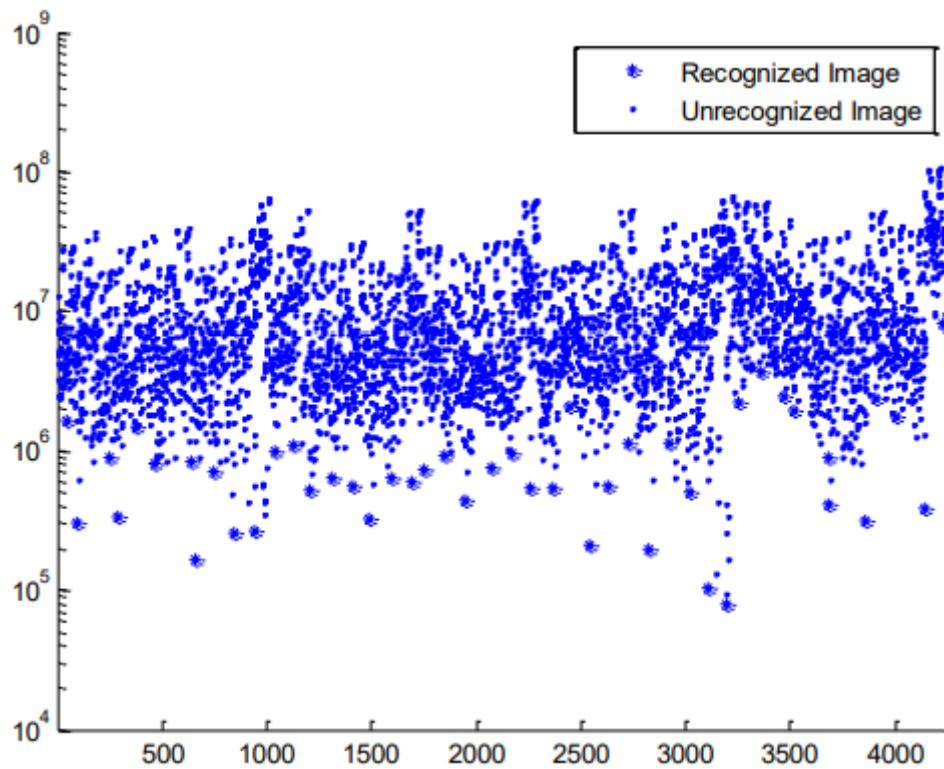


Рисунок 4.10 – Норми помилок між кожним із зображень зонда та галереї: Горизонтальна вісь позначає індекс зображення, а вертикальна вісь позначає логарифм основи 10 норми похибки з точки зору векторів функції FLD

Наведені вище результати тестів показують подібний рівень розпізнавання за допомогою PCA або FLD. Ми також порівняли результат параметрів інтенсивності лише із комбінованими параметрами інтенсивності та глибини, з вагою 0,1 для векторів глибини. Результати цього порівняння відображаються в табл. 4.2. Помилкова позитивна оцінка тут описує швидкість підбору досліджуваної фотографії до неправильного зображення галереї.

Таблиця 4.2 – Порівняльна характеристика швидкості 3D розпізнавання за допомогою 2D зображення

	Успішне розпізнавання	Помилки розпізнавання
Інтенсивності	89.1%	10.9%
Інтенсивність і глибина	91.3%	8.7%

4.3 Результати

На основі результатів порівняльних досліджень, продемонстрованих вище, обидва підходи до розпізнавання обличчя мають дуже задовільні показники розпізнавання. Результати також показують перевагу та надійність додавання компенсації пози та (або) освітленості до процесу створення 3D моделі обличчя. Пізніше з другим підходом далі демонструється кращі 3D моделі обличчя, які можна отримати з більшої кількості 2D фотографій, що свідчить про гнучкість та звикання цього нового методу.

5 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ЯКОСТІ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ОБЛИЧЧЯ, ЩО Є СТІЙКИМИ ДО ЗМІН ПОЗИ, ОСВІТЛЕННЯ ТА ДІЇ АДИТИВНОГО ШУМУ

У попередньому розділі ми обговорювали умову, що зображення обличчя досліджуване зображення є двовимірним, а зображення галереї в базі даних розпізнавання – тривимірним. У цьому розділі ми вдосконалили наші методи рішення для обробки як двовимірних зображень, що досліджуються, так і двовимірних зображень галереї. Для експериментів нижче ми використовуємо дані про обличчя, взяті з бази даних «Yale Face Database», що включає десять різних зображень кожного з 16 різних суб'єктів. Для деяких предметів зображення були зроблені в різний час, змінюючи освітлення, міміку (відкриті чи закриті очі, посміхаючись чи не посміхаючись) та деталі обличчя (з окулярами чи без окулярів). Всі зображення були зроблені на темному однорідному тлі із випробовуваними у вертикальному, фронтальному положенні (з допуском до певного руху в сторону). Ці зображення спочатку обертають у 2D площині, щоб обидва ока знаходились на одній горизонтальній лінії, потім зображення обрізається за допомогою маски у формі еліпса. Зображення попереднього перегляду бази даних обличчя показано на рис. 5.1.

У першому експерименті ми просто застосували 2D PCA лише на даних інтенсивності для бази даних «Yale Face Database». У другому експерименті 3D PCA виконується для розпізнавання досліджуваних зображень, і для кожного досліджуваного зображення результати тесту ідентифікації повідомляються як частота помилок. Кожна частота помилок обчислюється як частка зображень, які були неправильно класифіковані.



Рисунок 5.1 – Yale Face Database

5.1 Застосування покращень

На цьому зміненому етапі зарахування отримують 2D фотографію предмета. 3D-обличчя створюється шляхом вибору ваг 3D-моделей, щоб проєктоване 2D зображення 3D обличчя було подібним до 2D-фотографії об'єкта.

Потім 3D-ваги (або 3D-параметри) зберігаються в базі даних. Процес починається зі створення бази даних для зберігання параметрів 3D PCA для граней 3D-моделі. Тут 3D PCA означає, що аналіз основних компонентів виконується як для глибини, так і для інтенсивності відповідно.

На етапі перевірки застосовується процедура, подібна до тієї, що була знайдена на етапі реєстрації, щоб отримати 3D-параметри та порівняти їх із збереженими в базі даних, щоб визначити особу особи.

5.2 Просте 2D PCA розпізнаванням обличчя

Для оцінки ефективності алгоритму розпізнавання обличчя помилка визначається, як евклідова норма різниці векторів ознак PCA між зображенням зонда та проєктованим зображенням галереї. На рис. 5.2 показані помилки, що виникли під час тестування всіх 200 зображень. Зверніть увагу, що вектор ознак PCA кожного зображення порівнюється з векторами всіх 200 зображень галереї. Для розпізнаних граней середня векторна відстань становить 1516,5, а стандартне відхилення – 539,7; для інших граней середнє векторне відстань становить 4418,9, а стандартне відхилення – 1209,3. А коефіцієнт помилок становить 89%, оскільки 22 із 200 зображень визначені неправильно.

5.3 3D моделювання та розпізнавання

Використовується той же метод експерименту, що і вище - у кожному тесті використовується загалом 200 зображень галереї, і тест повторюється для кожного із 200 зображень, що досліджується.

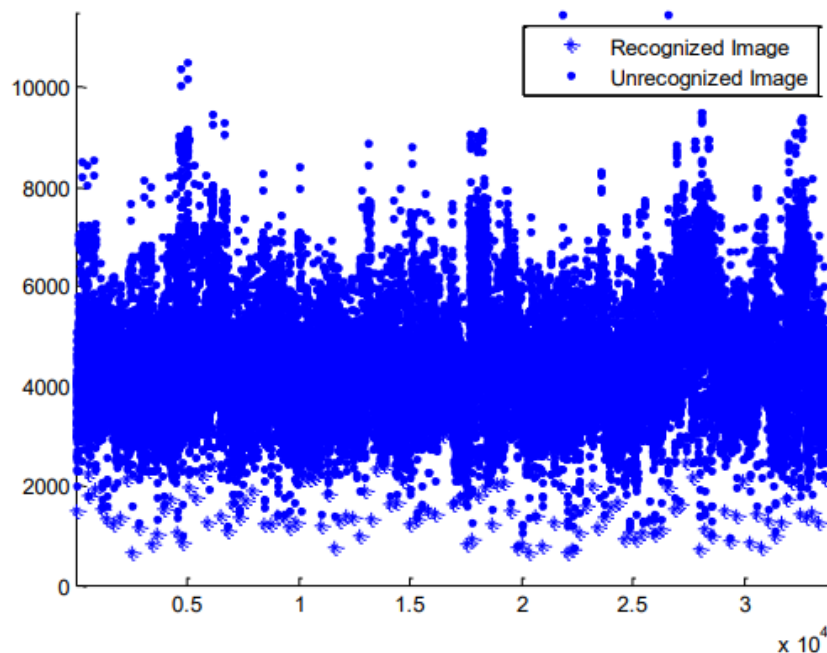


Рисунок 5.2 – Норми помилок між кожним із зображень та галереї: горизонтальна вісь позначає індекс зображення, а вертикальна вісь позначає норму помилки з точки зору векторів ознак PCA.

На рис. 5.3 знову показані вектори характеристик помилок між зображеннями зондування та зображеннями галереї. Для розпізнаних граней середня векторна відстань становить 1629,6, а стандартне відхилення – 569,4; для інших граней середнє векторне відстань становить 4423,9, а стандартне відхилення – 1109,0. А коефіцієнт помилок становить 90,5%, оскільки 19 із 200 зображень визначено неправильно.

Порівнюючи з попереднім експериментом, можна помітити, що різниця середніх відстаней похибок між розпізнаним обличчям та невизнаними є більшою, а середнє відхилення помилок у кожній групі також менше. Це означає, що як серед розпізнаних, так і нерозпізнаних груп обличчя точки ближчі, але ці дві групи більш розділені, що може призвести до кращого рівня розпізнавання.

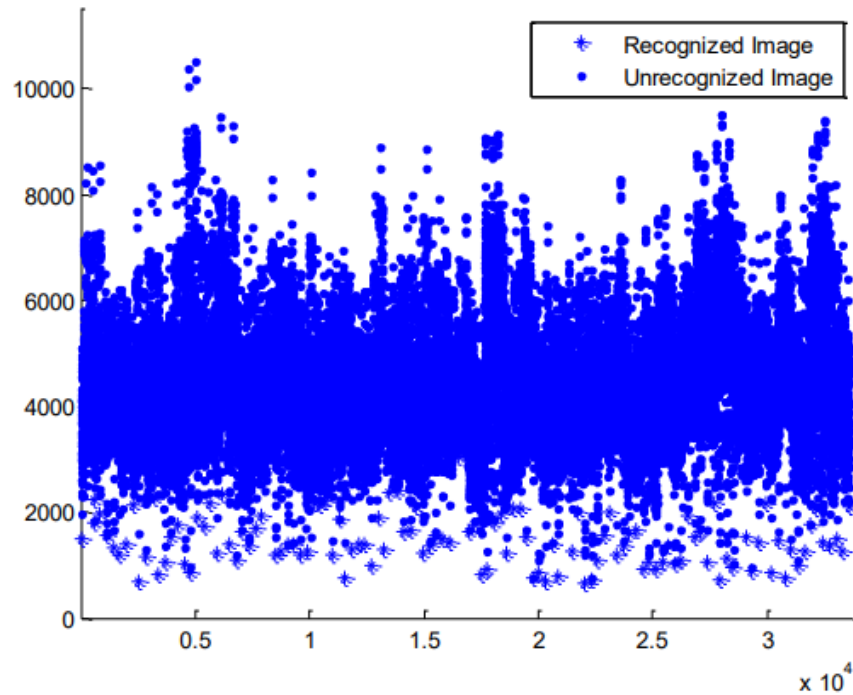


Рисунок 5.3 – Норми помилок між кожним із зображень та зображень галереї:
Горизонтальна вісь позначає індекс зображення, а вертикальна вісь позначає
норму похибки з точки зору векторів ознак PCA

Результати порівняння з використанням запропонованого алгоритму або звичайного методу 2D розпізнавання також порівнюються в табл. 5.1. Рівень помилок знову визначається як частка зображень, які були неправильно класифіковані.

Таблиця 5.1 – Порівняльна характеристика 3D розпізнавання

	Успішне розпізнавання	Помилки розпізнавання
2D PCA	89%	11%
3D моделювання та 3D PCA	90.5%	9.5%

ВИСНОВКИ

Було представлено два методи розпізнавання обличчя із використанням двовимірної фотографії, а також база даних обличч галереї тривимірних зображень. Ці підходи дали задовільні показники визнання приблизно до 98%.

У першому методі фотографії 3D галереї з бази даних проектується на 2D площину, а потім порівнюються з двовимірними досліджуваними зображеннями за допомогою алгоритмів 2D розпізнавання. Ключовим елементом цього методу є компенсація пози та освітленості до того, як з'являться тривимірні зображення використовується для розпізнавання обличчя, що можливо, коли зображення галереї є тривимірними.

При другому способі спочатку створюється 3D-модель обличчя з використанням 2D зображень. Основна відмінність цього методу від літературних полягає в тому, що в новому методі розбіжність між векторами характеристик 2D фотографії та проєктованим зображенням галереї використовується для керівництва алгоритмом оптимізації, який шукає оптимальне рішення в тривимірному параметричному просторі.

Приведені методи мають застосування в біометричній автентифікації та розпізнаванні людей. Дані методи є практичними, оскільки не використовують тривимірні зображення, а лише двовимірні фотографії, які досить легко зібрати на сьогоднішній день. Експериментальні дослідження показали, що запропоновані методи можуть досягти вищих показників порівняно з методами без вирівнювання пози та (або) компенсації освітлення, а також запропоновані методи мають кращі коефіцієнти розпізнавання в порівнянні з існуючими двовимірними методами розпізнавання. Ці методи працюють досить добре, навіть із шумними зображеннями з погіршенням якості. Ґрунтуючись на засадах вищезазначених двох методів, було представлено метод використання двовимірних зображень, що досліджуються та двовимірних зображень галереї. Наведена вище 3D модель обличчя створена як на досліджуваних зображеннях,

так і на зображеннях галереї, а дані глибини та інтенсивності використовуються в тривимірному алгоритмі розпізнавання. Цей метод притаманний перевагам стійкості проти змін пози та освітленості, а також додає певну гнучкість використання декількох двовимірних зображень зондування або використання шумних зображень.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. L. J. González-Soler, M. Gomez-Barrero, L. Chang, A. Pérez-Suárez and C. Busch, "Fingerprint Presentation Attack Detection Based on Local Features Encoding for Unknown Attacks," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 5806-5820, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3048756.
2. Z. Wang, C. Li, H. Shao and J. Sun, "Eye Recognition With Mixed Convolutional and Residual Network (MiCoRe-Net)," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 17905-17912, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2812208.
3. C. -C. Chiu et al., "State-of-the-Art Speech Recognition with Sequence-to-Sequence Models," 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2018, pp. 4774-4778, doi: 10.1109/ICASSP.2018.8462105.
4. I. U. Wahyu Mulyono, D. R. Ignatius Moses Setiadi, A. Susanto, E. H. Rachmawanto, A. Fahmi and Muljono, "Performance Analysis of Face Recognition using Eigenface Approach," 2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic), 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/ISEMANTIC.2019.8884225.
5. B. W. Yohanes, R. Diaz Airlangga and I. Setyawan, "Real Time Face Recognition Comparison Using Fisherfaces and Local Binary Pattern," 2018 4th International Conference on Science and Technology (ICST), 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICSTC.2018.8528608.
6. X. Shi, H. Yang, Z. Xu, X. Zhang and M. R. Farahani, "An Independent Component Analysis Classification for Complex Power Quality Disturbances With Sparse Auto Encoder Features," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 20961-20966, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2898211.
7. VenkateswarLal, P., Nitta, G.R. & Prasad, A. Ensemble of texture and shape descriptors using support vector machine classification for face recognition. *J Ambient Intell Human Comput* (2019).

8. M. Coşkun, A. Uçar, Ö. Yildirim and Y. Demir, "Face recognition based on convolutional neural network," 2017 International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES), 2017, pp. 376-379, doi: 10.1109/MEES.2017.8248937.
9. Tim Chuk, Kate Crookes, William G. Hayward, Antoni B. Chan, Janet H. Hsiao, Hidden Markov model analysis reveals the advantage of analytic eye movement patterns in face recognition across cultures, *Cognition*, Volume 169, 2017, Pages 102-117, ISSN 0010-0277.
10. X. Lu and A. Jain, "Deformation Modeling for Robust 3D Face Matching," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 8, pp. 1346-1357, Aug. 2008, doi: 10.1109/TPAMI.2007.70784.
11. J. M. Di Martino, Q. Qiu and G. Sapiro, "Rethinking Shape From Shading for Spoofing Detection," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 30, pp. 1086-1099, 2021, doi: 10.1109/TIP.2020.3042082.
12. V. Blanz and T. Vetter, Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model, *IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 25, no. 9, pp. 1063-1074, Sep. 2003.
13. T. Gerig et al., "Morphable Face Models - An Open Framework," 2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018), 2018, pp. 75-82, doi: 10.1109/FG.2018.00021.
14. Kuang-Chih Lee, J. Ho and D. J. Kriegman, "Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 5, pp. 684-698, May 2005, doi: 10.1109/TPAMI.2005.92.
15. Fancourt, H.S.M., Lynch, J.J., Byrd, J.E. and Stephan, C.N. (2021), Next-generation osteometric sorting: Using 3D shape, elliptical Fourier analysis, and Hausdorff distance to optimize osteological pair-matching. *J Forensic Sci*, 66: 821-836.
16. A. Tefas, C. Kotropoulos and I. Pitas, "Variants of dynamic link architecture based on mathematical morphology for frontal face authentication," *Proceedings. 1998 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern*

Recognition (Cat. No.98CB36231), 1998, pp. 814-819, doi: 10.1109/CVPR.1998.698698.

17. Edison Paria, Rolando Cardenas, Juan Gutierrez, and Jose Galdos. 2017. "An Improved Face Recognition Based on Illumination Normalization Techniques and Elastic Bunch Graph Matching." In Proceedings of the International Conference on Compute and Data Analysis (ICCD '17). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 176–180.

18. Капшій О. В. Вейвлет-перетворення у компресії та попередній обробці зображень / О. В. Капшій, О. І. Коваль, Б. П. Русин. – Львів: Сполом, 2008. – 206 с.

19. M. I. Gofman, S. Mitra and N. Smith, "Hidden Markov Models for feature-level fusion of biometrics on mobile devices," 2016 IEEE/ACS 13th International Conference of Computer Systems and Applications (AICCSA), 2016, pp. 1-2, doi: 10.1109/AICCSA.2016.7945755.

20. P. Kumar, S. Chande and S. Sinha, "Convolutional neural network-based face recognition approach," TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON), 2019, pp. 2525-2528, doi: 10.1109/TENCON.2019.8929243.

21. J. E. Garcia-Bracamonte, J. M. Ramirez-Cortes, J. de Jesus Rangel-Magdaleno, P. Gomez-Gil, H. Peregrina-Barreto and V. Alarcon-Aquino, "An Approach on MCSA-Based Fault Detection Using Independent Component Analysis and Neural Networks," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 68, no. 5, pp. 1353-1361, May 2019, doi: 10.1109/TIM.2019.2900143.

22. Shang-Hung Lin, Sun-Yuan Kung and Long-Ji Lin, "Face recognition/detection by probabilistic decision-based neural network," in IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 8, no. 1, pp. 114-132, Jan. 1997, doi: 10.1109/72.554196.

23. T. Mantoro, M. A. Ayu and Suhendi, "Multi-Faces Recognition Process Using Haar Cascades and Eigenface Methods," 2018 6th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICMCS.2018.8525935.

24. X. Lu and A. K. Jain, Integrating range and texture information for 3d face recognition. Proc. 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 156–163. 2005.
25. Varma S., Shinde M., Chavan S.S. (2020) Analysis of PCA and LDA Features for Facial Expression Recognition Using SVM and HMM Classifiers. In: Pawar P., Ronge B., Balasubramaniam R., Vibhute A., Apte S. (eds) Techno-Societal 2018. Springer, Cham.
26. Andrea F. Abate, Michele Nappi, Daniel Riccio, Gabriele Sabatino, 2D and 3D face recognition: A survey, Pattern Recognition Letters, Volume 28, Issue 14, 2007, Pages 1885-1906, ISSN 0167-8655.
27. P. Paysan, R. Knothe, B. Amberg, S. Romdhani and T. Vetter, "A 3D Face Model for Pose and Illumination Invariant Face Recognition," 2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2009, pp. 296-301, doi: 10.1109/AVSS.2009.58.
28. V. Blanz and T. Vetter, Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model, IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence, vol. 25, no. 9, pp. 1063-1074, Sep. 2003.
29. S. Woo, S. Lee, J. Yoo and J. Kim, "Improving Color Constancy in an Ambient Light Environment Using the Phong Reflection Model," in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 27, no. 4, pp. 1862-1877, April 2018, doi: 10.1109/TIP.2017.2785290.
30. Guan X. 2D/3D Face Recognition : дис. канд. філос. наук / Guan Xinping – Florida Atlantic University, 2012. – 141 с.
31. P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, July 1997, doi: 10.1109/34.598228.