Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____Електронної та біомедичної інженерії_____
(повна назва)

Кафедра _____Мікроелектроніки, електронних приладів та пристроїв_____
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

_____другий (магістерський)_____
(рівень вищої освіти)

_____ГЮІК 111111.000 ПЗ_____
(позначення документа)

_____Автоматична система контролю рухомості _____.
_____контингенту у Вищому Навчальному Закладі _____.
_____.
(тема)

Виконав:студент_6_курсу, групи ЕППм 19-1
напряму 171 Електроніка_____
_____
_____
(код і повна назва напряму)

_____Бондаренко Д.Р._____
(прізвище, ініціали)

Керівник _____Стрілкова Т.О._____
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____ Бондаренко І. М.____
(підпис) (прізвище, ініціали)

2020 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет_____Електронної та біомедичної інженерії_____

Кафедра_____Мікроелектроніки, електронних приладів та пристроїв_____

Рівень вищої освіти_____другий (магістерський)_____

Напрям 171 Електроніка_____._____

(код і повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
«____»_____ 20 ___ р.

ЗАВДАННЯ

НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові_____Бондаренку Дмитру Романовичу_____

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи ___« ВІДСТЕННЯ ВІДВІДУВАННЯ ТА ПЕРЕСУВАННЯ___ _____СТУДЕНТІВ В УЧБОВОМУ ЗАКЛАДІ»_____

_____

затверджена наказом по університету від _00_ ___000000____2020 р. № ___626Ст____

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії ____ _____ 20__ р.

3. Вихідні дані до роботи _____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Аналітичний огляд_систем відстення відвідування та пересування студентів в учбовому закладі _____

2. Огляд методів та аналогічної системи відстення відвідування та пересування студентів в учбовому закладі _____.

3. Створення системи _____

_____ відстення відвідування та пересування студентів в учбовому закладі _____

_____

_____

_____

_____

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

_____
_____
_____
_____
_____
_____
_____
_____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд		
2	Огляд методів та аналогічної системи		
3	Розробка проекту		
4	Пояснювальна записка		
5	Підготовка презентації		
6	Рецензування, нормоконтроль, здача роботи на		

Дата видачі завдання _00_ ____000000____ 2020 р.

Студент ___ _____
(підпис)

Керівник роботи _____ _____проф. Стрілкова Т.О._____
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

Реферат

Пояснювальна записка: 46 с., 23 рис., 2 табл., 21 джерела.

Актуальність теми.

З розвитком цифрових технологій, підвищенням якості фотоприймачів та зростанням обчислювальної потужності, до систем охорони висувають все нові вимоги. Системи обробки зображень в охоронній системі відстежує пересування персоналу, клієнтів та ймовірного пошуку злочинця. На приклад алгоритм yitu-000 у Шанхаї, Китай, за перші 3 місяця допоміг упіймати 567 злодіїв, або на фестивалі у Циндао з систему розпізнання по обличчю допомогло затримати 22 розшукуваних.

Ціль дослідження.

Розробка системи спостереження за пересуванням студентів

Об'єктом дослідження.

Є фізичний процес приймання сигналів, з можливими спотвореннями, і математичне розкладання сигналу на складові, з ймовірністю прийняття помилкового сигналу за потрібний.

Предмет дослідження.

Сукупність методів обробки зображення, які дадуть більш точне розпізнання особи в залежності від видимості і ракурсу особи.

Мета роботи - розробка системи яка дозволить відстежувати пересування студенту в учбовому закладі

Методи дослідження.

Методи що дозволяють по унікальним рисам обличчя визначити людину по відео потоку або на фото.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАЧКИ 4
ВСТУП 5
1 МЕТОДИ КОНТРОЛЮ СТУДЕНТІВ В НАВЧАЛЬНОМУ ЗАКЛАДІ 8
1.1 Проблеми комп’ютерного зору 8
1.2 Рішення проблем комп’ютерного зору 10
1.2.1 Розпізнавання обличчя 11
1.2.2 Аналіз обличчя 11
1.2.3 Перевірка сигналу у базі даних 12
1.3 Технологія розпізнавання осіб 12
1.3.1 2D технологія 12
1.3.2 3D технологія 14
1.3.3 Коефіцієнти помилок FAR і FRR 17
1.4 Система для контролю доступу та моніторингу переміщень людей 18
2 ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАНЬ ОСІБ 21
2.1 Методи, засновані на геометричних характеристиках обличчя 22
2.2 Метод головних компонент 23
2.3 Контурні (еластичні) моделі особи (Flexible Appearance Models) 26
2.4 Порівняння еластичних графів 28
2.4 Системи розпізнавання осіб Facial recognition technology (FRT) 30
3 СИСТЕМА ВІДСТЕЖЕННЯ СТУДЕНТІВ 32
3.1 Фіксування сигналу 32
3.2 Алгоритми обробки сигналу 32
3.2.1 Етап навчання 32
3.2.2 Підвищення точності та ефективності виявлення 32
3.3 Фіксування сигналу 32
ВИСНОВОК 49
ПЕРЕЧЕНЬ ПОСИЛАНЬ 50

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАЧКИ

БД – база даних

SFM – shape from motion

FAR – False Acceptance Rate

FRR – False Rejection Rate

PCA – Метод головних компонент

FAM – Flexible Appearance Models

MPF – моделі форми обличчя

EMPF – еластичної моделі форми обличчя

ВСТУП

В час цифрових технологій, безпека вийшла на новий рівень з появою відео або фото спостереження. До систем спостереження висувають все нові вимоги. Системи спостереження слідкують за пересуванням людей у приміщенні, на вулиці.

Розпізнавання облич - це автоматична локалізація людського обличчя на зображенні або відео і, при необхідності, ідентифікація особистості людини на основі наявних баз даних. Інтерес до цих систем дуже великий в зв'язку з широким колом завдань, які вони вирішують. Або розпізнавання особи як біометричний програмний додаток, здатне однозначно ідентифікувати або верифікувати людини шляхом порівняння і аналізу шаблонів на основі контурів особи людини.

Багато досліджень, проведених у провідних наукових центрах світу упродовж кількох десятиліть, не призвели до створення справді працюючих систем комп'ютерного зору, здатних виявляти та впізнавати людину в будь-яких умовах. Незважаючи на схожість завдань і методів, що використовуються при розробці альтернативних систем біометричної ідентифікації людини, таких як ідентифікація за відбитками пальців або за зображенням райдужки, системи ідентифікації за зображенням людини значно поступаються наведеним системи.

У даній роботі буде розглянуто систему позволяющая в автоматичному режиме регистрировать , контролировать, пересування студентів у учбовому закладі, методи обробки зображень, їх різновид, переваги та недоліки.

1 МЕТОДИ КОНТРОЛЮ СТУДЕНТІВ В НАВЧАЛЬНОМУ ЗАКЛАДІ

У сучасному світі нікого вже не здивувати камерою відеоспостереження. Багато людей їх просто не помічають, та навіть не підозрюють що данні камери можуть слідкувати за переміщенням персоналу в компанії, або переміщення студенту у навчальному закладі.

Контроль переміщення людей є важливою складовою функціонування у навчальному закладі. За рахунок того що можна виявити який навчальний період був найбільш відвідуваним, який найменш, і зібрати статистичні данні відвідувань. Це покаже які місця у навчальному закладі були найбільш популярними серед студентів та викладачів. Які напрямки збирають великий попит, та які предмети є найбільш цікавими.

Також можна слідити за відвідуваністю окремих студентів/викладачів, за рахунок «комп’ютерного зору», яке зможе ідентифікувати людину, зрівнявши данні з камери з Базою Даних. Не дивлячись на відчуття того що за кожним кроком легко може відслідковувати комп’ютерна система, у «комп’ютерного зору» є ряд недоліків.

1.1 Проблеми систем комп’ютерного зору

Завдання виділення людського обличчя та подальша ідентифікація завжди були одними з найбільш важливих завдань для дослідників, у галузі машинного зору та систем штучного інтелекту. Тим не менше, дослідженя що були проведені у провідних наукових центрах світу упродовж кількох десятиліть, не призвели до створення універсального методу, здатного виявляти та впізнавати людину в будь-яких умовах. Незважаючи на схожість завдань і методів, що використовуються при розробці альтернативних систем біометричної ідентифікації людини, таких як ідентифікація за відбитками пальців або за зображенням райдужки.

Серйозною проблемою, з якою стикаються системи комп'ютерного зору, є велика мінливість візуальних зображень, пов'язана зі зміною

освітленості, кольору, масштабу та кутів спостереження (рис. 1.1). Крім того, люди можуть одягати одежу яка погіршує видимість обличя, що призводить до значної мінливості в образах тієї самої людини. Однак найскладнішим завданням комп'ютерного зору є проблема усунення неоднозначності, що виникає при проектуванні тривимірних об'єктів реального світу на плоских зображеннях. Колір і яскравість окремих пікселів на зображенні також залежить від великої кількості факторів, які важко передбачити. Ці фактори включають[21]:

- кількість та розташування джерел світла;
- колір та інтенсивність випромінювання;
- тіні або відбиття від оточуючих предметів.

Завдання виявлення об'єктів на зображенні ускладнюється також величезною кількістю даних, що містяться в зображенні. Зображення може містити тисячі пікселів, кожен з яких може бути значущим. Повне використання інформації, що міститься на зображенні, вимагає аналізу кожного пікселя на предмет приналежності до його об’єкта або фону з урахуванням можливої мінливості об’єктів. Такий аналіз може бути дорогим при необхідній пам'яті та продуктивності комп'ютера[21].

Рисунок 1.1 – Мінливість візуальних зображень

1.2 Рішення проблем комп’ютерного зору

Рішення цієї проблеми полягає у правильному виборі опису об’єктів, для виявлення та розпізнавання яких створена система. Опис об'єкта повинен враховувати його найбільш характерні особливості та бути достатньо репрезентативним, щоб відрізняти цей об'єкт від інших елементів навколишньої сцени. Щоб уникнути суб’єктивності при виборі бажаного опису, можна використовувати методи автоматичного вибору відповідних характеристик об’єкта, які реалізовані в генетичних алгоритмах та при навчанні штучних нейронних мереж. У той же час в описі об’єкта є ряд параметрів, які повинен бути обраний дослідником, що розробляє систему виявлення та розпізнавання. Ці варіанти включають[21]:

- вибір між 2D та 3D зображенням сцени та об'єкта. Алгоритми, що використовують двовимірне подання, як правило, простіші за тривимірні алгоритми, але водночас вимагають великої кількості

різних описів, що відповідають зображенню об’єкта за різних умов спостереження;

- вибір між описом об'єкта в цілому або як системи, що складається з ряду взаємопов'язаних елементів;
- вибір між системою ознак на основі геометричних чи інших характеристик, що описують специфіку об’єкта.

Усі сучасні технології розпізнавання облич використовують системи, які навчаються за допомогою тестових зображень. Для навчання використовуються основи із зображеннями, що містять обличчя та не містять облич. Кожен фрагмент досліджуваного зображення характеризується як вектор ознак, за допомогою яких класифікатори (алгоритми визначення об’єкта в кадрі) визначають, чи є ця частина об’єкта гранею чи ні.
Технологічно системи іноді можуть сильно відрізнятися з точки зору розпізнавання обличчя, але всі вони мають приблизно загальні принципи роботи[21].

1.2.1 Розпізнавання обличчя.

Для отримання сигналу зазвичай використовують відео фіксатори. Після отримання сигналу, він обробляється, и знаходиться корисний сигнал(обличчя) [21].

Для отримання сигналу найбільш якісного сигналу, використовується з відеокамери з високими показниками світлочутливості, для того що б отримувати якісний сигнал при поганому освітленні, та з підтримкою технології HDR(High Dynamic Range), для того що б об’єкти не затемнювали інші об’єкти, які можуть погіршити подальше виявлення корисних сигналів.

Ці та інші фактори можуть критично вплинути на подальшу обробку.

1.2.2 Аналіз обличчя.

Потім робиться фотографія обличчя і починається аналіз. У більшості рішень для розпізнавання облич замість об’ємних тривимірних зображень

використовуються 2D-зображення, оскільки вони можуть легше поєднувати 2D-фотографії з загальнодоступними фотографіями або фотографіями в базі даних[21].

Кожне обличчя складається з помітних орієнтирів або опорних точок. Кожне людське обличчя має 80 вузлових точок. Програмне забезпечення для розпізнавання обличчя аналізує такі вузли, як відстань між очима або форма вилиць.

1.2.3 Перевірка сигналу у базі даних

Після цього аналіз корисного сигналу(обличчя) перетворюється на математичну формулу. Риси обличчя стануть числовим кодом. Цей числовий код називається відбитком обличчя. Подібно до унікальної структури відбитка великого пальця, кожна людина має свій власний відбиток обличчя.

Ця операція може зайняти велику частину часу, за рахунок великої кількості порівнянь на наявність збігів. Та для вирішення цієї проблеми використовується структурована база даних, в якій об’єкти с груповані по якомусь спільному признаку[21].

1.3 Технологія розпізнавання осіб

1.3.1 2D технологія

Двовимірна (2D) технологія розпізнавання облич заснована на плоских двовимірних зображеннях. В алгоритмах розпізнавання обличчя використовуються: антропометричні параметри обличчя, графіки - моделі обличчя або еластичні 2D-моделі облич, а також зображення з гранями, представленими певним набором фізичних або математичних ознак. Приклад структури графа для розпізнавання осіб граф на основі антропометричних точок обличчя (рис.1.2).

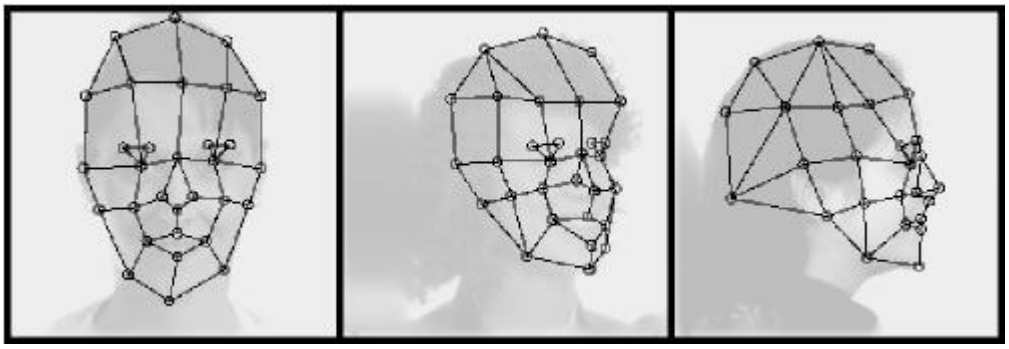

Рисунок 1.2 - Метод гнучкого порівняння на графах

Розпізнавання 2D-зображень - одна з найпопулярніших технологій на даний момент. Оскільки основні бази даних ідентифікованих осіб, накопичені у світі, є саме двовимірними. А основним обладнанням, яке вже встановлено у всьому світі, є також 2D - станом на 2020 рік - 450 мільйонів камер відеоспостереження. Ось чому основним попитом є системи 2D-розпізнавання облич.

А попит, як відомо, стимулює пропозицію, змушуючи розробників максимізувати свої зусилля щодо вдосконалення 2D-технологій. Ці зусилля іноді приносять несподівано цікаві результати, наприклад, у формі створення 3D-моделі обличчя з 2D-зображення. Дослідники з університетів Ноттінгема та Кінгстона представили проект 3D-реконструкції обличчя на основі одного єдиного зображення. Нейронна мережа, через яку було передано багато об'ємних 3D-моделей людей та звичайних портретів, відтворює об'ємні обличчя людей на основі лише одного двовимірного зображення обличчя.

Величезною перевагою двовимірного розпізнавання облич є наявність готових баз даних стандартів обличчя та готової інфраструктури. Максимальний попит припаде на цей сегмент, а попит стимулюватиме розробників до вдосконалення технологій.

До недоліків відносять більш високі коефіцієнти помилкового пропускання, та помилкової відмови.

1.3.2 3D технологія

Існує кілька різних технологій 3D-сканування. Це можуть бути лазерні сканери з оцінкою відстані від сканера до елементів поверхні об’єкта, спеціальні сканери зі структурованим освітленням поверхні об’єкта та математичною обробкою вигинів смуг, або це можуть бути сканери, які обробляють синхронні стереопари фотографій обличчя фотограмметричним методом (рис.1.3)[21].

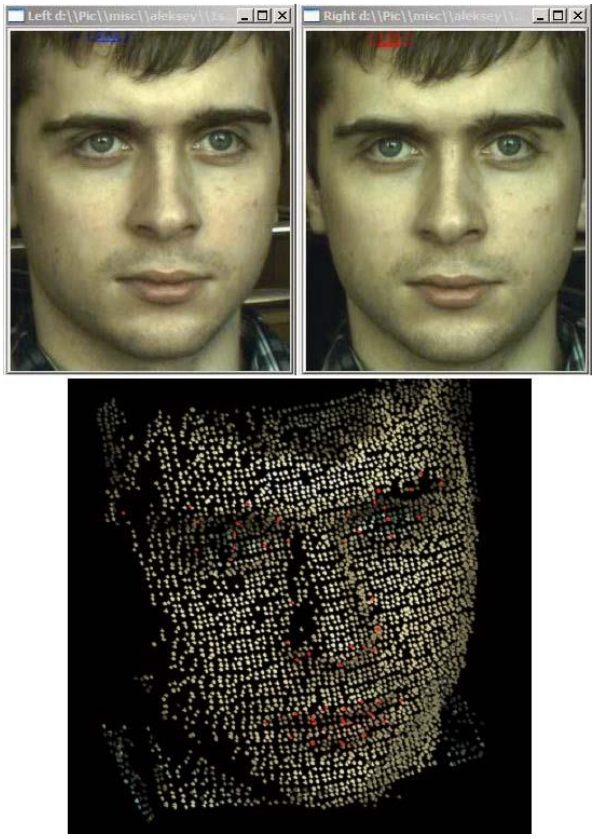

Рисунок 1.3 – 3D сканування обличчя[21]

Для того, щоб отримати тривимірну інформацію про об'єкт, використовуюсь алгоритми "shape from X" (отримання фігури за допомогою X), де X означає безліч методів. Давайте розглянемо ті з них, які є найбільш перспективними з точки зору вирішення проблема, поставлена у вступі.

Відновлення форми від затінення (SFS). В основі лежить завдання відновлення форми предмета шляхом зміни яскравості пікселів зображення

здатність людини визначати форму предмета за допомогою візуальної інформації про характер відбиття світла на його поверхні. Це завдання є завданням обернене завдання візуалізації, коли яскравість точки імітованої сцени залежить від ряду факторів і обчислюється відповідно до заданої математичної моделі освітлення.

Серед факторів, що впливають на яскравість точки на поверхні предмета, можна виділити наступні:

1. Властивості та розташування джерел світла.
2. Характеристики поверхні, що визначають її відбивні властивості.
3. Орієнтація площі поверхні, що відповідає даній точці простору.
4. Точка зору спостерігача.

Як математична модель взаємодії світла і поверхні зазвичай використовується модель розсіювання Ламберта, яка описує функцію залежності яскравості зображення вказує на інтенсивність окремого джерела світла, альбедо (відбивальну здатність) поверхні та точковий добуток одиниці, нормальний до вектори поверхні та напрямку до джерела світла.

Оскільки ця математична модель містить велику кількість невідомих параметрів, для того, щоб звести проблему SFS до розв'язуваної форми, застосовуються різні спрощення, головним чином щодо напрямку освітлення.

Реконструкція фігури зі стереопари(Shape from stereo). Побудова тривимірних моделей із стереопари традиційно розглядається як два послідовних завдання: стереопорівняння та побудова тривимірних моделей із набору балів. Завданням алгоритму є отримання даних про відстань до об'єктів на сцені, на основі яких будується карта диспропорцій.

Більшість існуючих алгоритмів стереоустановки можна розділити на дві категорії рішень: локальні та глобальні. Локальні методи засновані на пошуку точок об’єктів та їх узгодження два кадри. Глобальні методи шукають відповідність між зображеннями за кожної пари пікселів, а оскільки є області, де відсутня якась текстура, накладаються обмеження плавності. Хороші алгоритми шукають карту переміщення як по часках гладку функцію

з обмеженою кількістю ліній розриву та враховуйте, що деякі точки видно лише на одному зображенні.

Відновлення форми з руху (shape from motion, SFM). Метод реконструкції 3D сцени використовує відносний рух між камерою та сценою в послідовності зображень. Як і при стерео відновленні, проблему SFM можна розділити на дві підзадачі: пошук "один на один" відповідність характерних точок на послідовних рамах та реконструкція сцени. Але є також деякі важливі відмінності. Різниця між послідовними кадри значно менші, ніж між зображеннями в типовій стереопарі, оскільки відео знімається з частотою в кілька десятків кадрів в секунду. Крім того, на відміну від від стерео, у русі відносне зміщення між камерою та сценою не є необхідним спричинене тим самим 3D-перетворенням.

Що стосується пошуку збігів, алгоритм SFM надає багато тісно пов’язані зображення (відеокадри) для аналізу, і в цьому перевага цього підходу. По-перше, тут можна використовувати методи відстеження, які використовують історію рухів для прогнозування відмінностей у наступному кадрі. По-друге, також може бути розглянута проблема узгодження як проблема оцінки видимого руху на зображенні (оптичний потік).

До переваг відносять більш низькі коефіцієнти помилкового пропускання, та помилкової відмови (таб.1.1).

До недоліків:

• Для розпізнавання 3D потрібні спеціальні камери для сканування, які в кілька разів дорожчі за звичайні камери відеоспостереження, які використовуються при 2D-розпізнаванні;

• Відсутність готових баз даних ідентифікованих граней, порівняно з двовимірним розпізнаванням;

• Розпізнавання близнюків залишається складним для алгоритмів розпізнавання обличчя. У середньому на 1000 народжень у світі народжується 13,1 близнюків, і ця цифра сильно варіюється залежно від географічного регіону.

1.3.3 Коефіцієнти помилок FAR і FRR.

Параметри (як і інші перераховані вище) взаємопов'язані (рис. 1.4). Змінюючи поріг FAR і FRR - «чутливості» біометричної системи, ми одночасно змінюємо їх, вибираючи необхідне співвідношення. Дійсно, можна налаштувати біометричну систему таким чином, що вона, швидше за все, пропустить зареєстрованих користувачів, але з достатньою мірою ймовірності вона також пропустить незареєстрованих користувачів. Отже, ці параметри повинні бути вказані одночасно для біометричної системи.

Таблиця 1.1 - коефіцієнти помилок FAR і FRR.

Метод біометричної ідентифікації	Коефіцієнт помилкового пропускання(FAR), %	Коефіцієнт помилкової відмови(FRR), %
Розпізнання облич 2D	0.1	2.5
Розпізнання облич 3D	0.0005	0.1

FAR (False Acceptance Rate) - ймовірність несанкціонованого допуску (помилка першого роду), виражене у відсотках число допусків системою неавторизованих осіб (мається на увазі верифікація)[11]:

$$FAR = \frac{m^2 * n(n-1)}{2}$$

де m – кількість зразків,

n – кількість облич.

Імовірнісні параметри виражаються або в абсолютних величинах (10-5), для параметра FAR це означає, що 1 людина з 100 тис. Буде несанкціоновано допущений, в процентах дане значення буде (0,001%).

FRR (False Rejection Rate) - ймовірність помилкового затримання (помилка другого роду), виражене у відсотках число відмов у допуску системою авторизованих осіб (мається на увазі верифікація) [11]:

$$FRR = \frac{m * n(n-1)}{2}$$

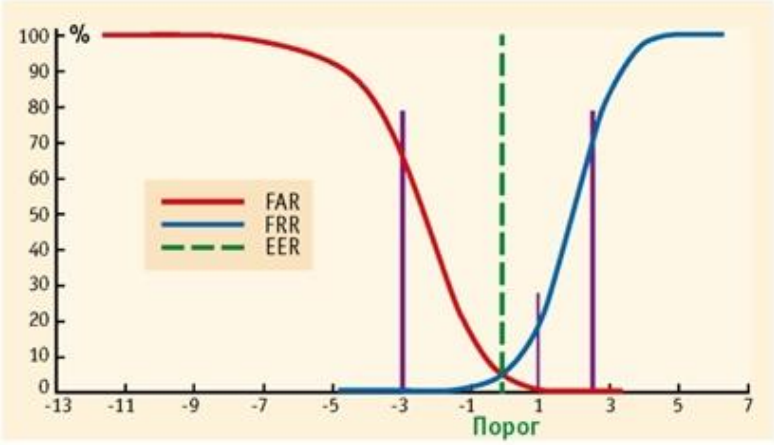

Рисунок 1.4 - Графіки FAR і FRR

1.4 Система для контролю доступу та моніторингу переміщень людей

Винахід відноситься до галузі обчислювальної техніки(рис.1.5). Технічний результат полягає в поліпшенні якості контролю руху людей. Система містить:

- датчик для виявлення та розпізнавання облич, а також датчик для відстеження та збору статистичних даних, більше того, датчик для виявлення та розпізнавання облич виконаний у вигляді телевізійної камери, одночасно визначаючи характеристики та особливості людей обличчя та передача їх на сервер інтелектуального аналізу та прийняття рішень та в базу даних;
- датчик відстеження та збору статистики виконаний у вигляді оптичної системи з ширококутними стереокамерами;
- сервер інтелектуального аналізу та прийняття рішень містить взаємопов’язану підсистему ідентифікації та верифікації особи, підсистему інтеграції датчиків відстеження, підсистему порівняння та прийняття рішень та підсистему контролю та доступу до бази даних;

- підсистема для інтеграції датчиків відстеження та збору статистики призначена для отримання, порівняння та аналізу даних;
- підсистема моніторингу та доступу до бази даних виконана з можливістю безпечного та швидкого отримання інформації з бази даних;
- підсистема для моніторингу та збору статистики виконана з можливістю отримувати та приймати рішення щодо даних комплексного аналізу інформації.

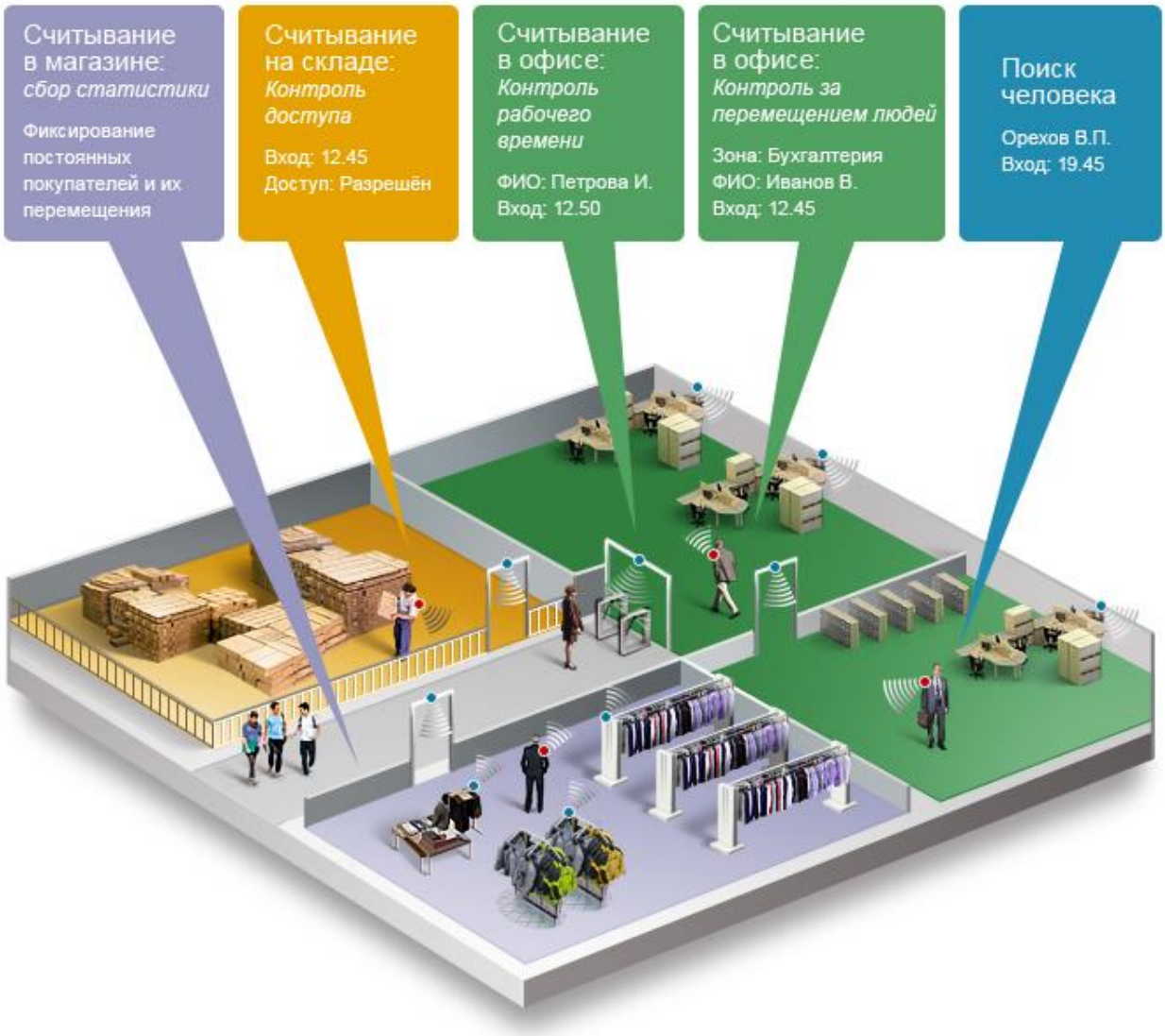

Рисунок 1.5 – RFID-система для контролю доступу та моніторингу переміщень людей [7]

Система відносится до систем безпеки, зокрема до систем і способів контролю руху людей(студентів у навчальному закладі), які є розподіленими системами, що складаються з пристроїв для контролю руху і доступу об'єктів, включаючи людей, в заповідну зону, шляхом виявлення та розпізнавання облич, підтримання заданого маршруту, контроль руху та супроводу, а також контроль доступу на територію. Винахід може бути застосований для контролю руху людей у певній місцевості за певним маршрутом, для збору статистики відвідувань місць на території дозволеними для цих груп групами людей, що особливо важливо для торгових мереж. Основна область застосування винаходу - громадські місця (банки, офіси, магазини, аеропорти, залізничні станції, об'єкти паливно-енергетичного комплексу, морські та річкові порти та інші об'єкти, що вимагають підрахунку та аналізу руху споживачів, що вимагає доступу та автоматичного візуальний контроль проходу клієнтів.

Існують системи для підрахунку та відстеження потоку персоналу(студентів та вчителів) з використанням технології стереокамери, яка базується на датчику для підрахунку та відстеження потоку клієнтів. Алгоритм обробки сигналів зі стереокамери дозволяє точно підраховувати та відстежувати клієнтів у їх щільному потоці. Від оптичної системи інформація надходить до лічильника-процесора, де згідно алгоритму стереовізії відтворюється карта висот, що дозволяє створити тривимірну математичну модель навколишнього простору з високою точністю. Підрахунок людей здійснюється шляхом виявлення голови кожного клієнта, що проходить через зону охоплення датчика, що усуває дітей, тіні, відблиски від сонця, продуктові візки, дитячі коляски, сумки тощо від підрахованих клієнтів.

2. ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАНЬ ОСІБ

Методи вилучення ознак можна розділити на дві групи. Це методи, які використовують локальні ознаки і глобальні ознаки особи. При використанні локальних ознак, алгоритм виділяє окремі частини обличчя (такі як очі, ніс, рот і ін.) І вже по ним виділяє або розпізнає обличчя. При використанні ж глобальних ознак, алгоритм оперує з усім особою в цілому[18].

До методів, які працюють з локальними ознаками, відносяться:

- Фільтри Габора;
- Метод порівняння еластичних графів;
- Контурні моделі особи;
- Метод найбільш інформативних областей;
- Приховані марковские моделі;
- Морфінгом моделі;
- Моменти;
- Методи, засновані на геометричних характеристиках обличчя;
- Методи, засновані на порівнянні еталонів;
- Нейронні сіті.

Методами, що використовують глобальні ознаки, є:

- дискримінантні методи;
- моменти;
- фільтри Габора;
- нейронні сіті.

Як видно, одні і ті ж методи можуть використовуватися як для виділення локальних ознак особи, так і для виділення глобальних ознак:

- фільтри Габора;
- моменти;
- нейронні сіті.

Всі класифікатори можна розбити на наступні групи:

- статистичні методи, що будуються на основі принципів математичної статистики;
- методи, засновані на побудові поділяють гіперповерхонь;
- методи, засновані на принципі потенціалів;
- методи, засновані на визначенні примірників;
- методи, розроблені на підставі вивчення біологічних нейронних мереж.

2.1 Методи, засновані на геометричних характеристиках обличчя.

Одним з найперших методів є аналіз геометричних характеристик обличчя. Спочатку він використовувався в криміналістиці і там був детально розроблений. Потім з’явилися комп’ютерні реалізації цього методу. Його суть полягає у виділенні набору ключових точок (або ділянок) обличчя та подальшому виборі набору рис. Кожна особливість - це або відстань між ключовими точками, або співвідношення таких відстаней. На відміну від методу порівняння пружних графіків, тут відстані не вибираються як дуги графіка. Набори найбільш інформативних ознак виділяють експериментально.

Ключовими моментами можуть бути куточки очей, губи, кінчик носа, центр ока тощо (рис.2.1). Ключовими областями можуть бути прямокутні області, включаючи: очі, ніс, рот.

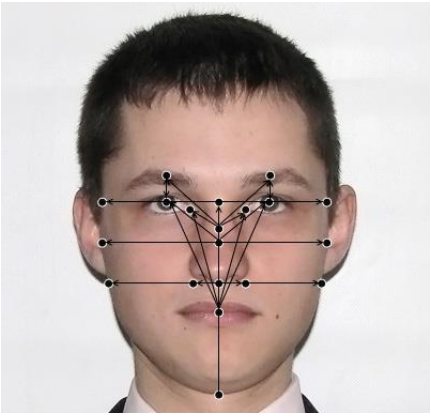

Рисунок 2.1 - Ідентифікаційні точки і відстані[20]

У процесі розпізнавання ознаки невідомої особи порівнюються з ознаками, що зберігаються в базі даних.

Завдання пошуку ключових точок наближається до трудомісткості прямого розпізнавання, і правильне знаходження ключових моментів на зображенні значною мірою визначає успіх розпізнавання.

Тому зображення обличчя людини не повинно мати перешкод, що заважають процесу пошуку ключових точок. До таких перешкод належать окуляри, борода, прикраси, зачіски та макіяж. Освітлення бажано рівномірне і однакове для всіх зображень.

Крім того, зображення обличчя повинно мати фронтальну перспективу, можливо, з невеликими відхиленнями. Вираз обличчя повинен бути нейтральним. Це пов’язано з тим, що більшість методів не мають моделі обліку таких змін.

Таким чином, цей метод накладає суворі вимоги до умов зйомки, вимагає надійного механізму пошуку ключових моментів для загального випадку. Крім того, потрібні більш досконалі методи класифікації або побудови моделі змін.

Загалом, цей метод не є найбільш оптимальним, але він перспективний для деяких конкретних завдань. Ці завдання включають контроль над документом, коли потрібно порівняти зображення обличчя, отримане на даний момент, із фотографією в документі. У той же час інших зображень цієї людини немає, і тому механізми класифікації, засновані на аналізі навчального набору, відсутні.

2.2 Метод головних компонент

Метод головних компонент (PCA) використовується для стиснення інформації без значних втрат інформаційного змісту. Він полягає в лінійному ортогональному перетворенні вхідного вектора **x** розмірності **N** у вихідний вектор **y** розмірності[17]:

$$\mathbf{M}, \mathbf{N} > \mathbf{M}$$

У цьому випадку компоненти вектора **y** некорельовані, а отже, загальна дисперсія після перетворення залишається незмінною. Матриця **X** складається з усіх зразків зображень навчального набору. Вирішуючи рівняння[17]:

$$\Lambda = \Phi^{T} \sum \Phi$$

Отримуємо матрицю власних векторів Φ(рис.2.2),

де ∑- матриця коваріації для x,

а Λ - діагональна матриця власних значень.

Вибираючи з **Φ** підматриці $\mathbf{\Phi_M}$, що відповідає **M**, до найбільших власних значень, ми отримуємо, що перетворення

$$y = \Psi_M^T \tilde{x}$$

Де $\tilde{x} = x - \bar{x}$ - нормований вектор з нульовим математичним сподіванням, характеризує більшу частину сумарної дисперсії та відображає найбільш суттєві зміни в x.

Вибір перших **M** головних компонентів розбиває векторний простір на основний (власне) простір

$$F = \{\Phi^i\}_{i=1}^{M}$$

Що містить основні компоненти, та його ортогональний доповнення

$$F = \{\Phi^i\}_{i=M+1}^{M}.$$

Рисунок 2.2 - Зображення власних векторів (власні особи)[16]

Застосування проблеми розпізнавання людини за зображенням обличчя полягає в наступному. Вхідні вектори представляють відцентровані та масштабовані зображення граней. Власні вектори, обчислені для всього набору зображень обличчя, називаються власними поверхнями. Метод основних компонентів, що застосовується до зображень обличчя, також називається методом власних значень. Використовуючи матриці, розраховані раніше, вхідне зображення розкладається на набір лінійних коефіцієнтів, які називаються головними компонентами. Сума перших N головних компонентів, помножена на відповідні власні вектори, є апроксимацією зображення порядку N (рис. 2.3).

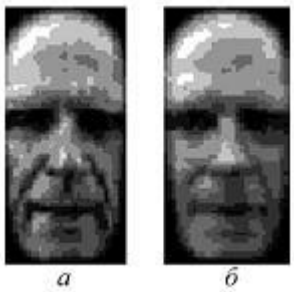

Рисунок 2.3 - Нормалізоване зображення обличчя (а) і його реконструкція по 85 головних компонентів (б)

Для кожного зображення обличчя розраховуються його основні компоненти. Зазвичай береться від 5 до 200 основних компонентів. Решта компонентів кодують невеликі відмінності між гранями та шумом. Процес розпізнавання полягає у порівнянні основних компонентів невідомого зображення з компонентами всіх інших зображень. Для цього зазвичай використовується якась метрика (найпростіший випадок - евклідова відстань). Додаткове підвищення надійності досягається шляхом додаткового застосування аналізу основних компонентів до окремих ділянок обличчя, таких як очі, ніс та рот.

Метод основних компонентів також використовується для виявлення обличчя на зображенні. Для людей значення компонентів у власному

просторі мають велике значення, а в доповненні власного простору вони близькі до нуля. З цього факту можна визначити, чи є вхідне зображення обличчям. Для цього перевіряється значення помилки реконструкції; чим більша помилка, тим більше ймовірність, що це не грань. Якщо в наборі зображень обличчя є варіації, такі як раса, стать, емоції, освітлення, з’являться компоненти, величина яких головним чином визначається цими факторами. Отже, значення відповідних основних компонентів можуть бути використані для визначення, наприклад, раси або статі людини.

Основними недоліками PCA є наступні. Метод власних облич вимагає ідеалізованих умов для його застосування, таких як рівномірні параметри освітлення, нейтральний вираз обличчя та відсутність перешкод, таких як окуляри та бороди. Якщо ці умови не виконуються, основні компоненти не відображатимуть між класові зміни. Наприклад, за різних умов освітлення метод власного значення практично не застосовується, оскільки перші основні компоненти переважно відображають зміни освітлення, а порівняння дає зображення із однаковими рівнями освітлення.

Обчислення набору власних векторів дуже копітке. Один із способів - це складання зображень у рядки та стовпці; у цій формі подання зображення на порядок менше, обчислення та розпізнавання швидші, але відновити вихідне зображення вже неможливо.

2.3 Контурні (еластичні) моделі особи (Flexible Appearance Models, FAM)

Деякі методи вирішення проблеми розпізнавання обличчя використовують поняття "еластичні моделі обличчя" (Flexible model), які в свою чергу є об'єктами, реконструйованими на основі основних компонентів(рис. 2.4). У цих методах розпізнавання базується на порівнянні контурів обличчя. Контури зазвичай витягують для ліній голови, вух, губ, носа, брів та очей. Контури представлені ключовими положеннями, між якими шляхом інтерполяції обчислюються положення точок, що належать

контуру. Для локалізації контурів різними методами використовуються як апріорна інформація, так і інформація, отримана в результаті аналізу навчального набору[18].

Рисунок 2.4 - Вплив головних компонент на форму обличчя

Ключові точки, що відповідають контурам, були розміщені вручну на наборі навчальних зображень. Ці набори точок - початкові риси - представляють оригінальні моделі форми обличчя (MPF). Далі ці ознаки зменшуються методом основних компонентів, і на їх основі формується усереднена ІФЛ. Це створює можливість зміни форми моделі обличчя і, відповідно, створення еластичної моделі форми обличчя (EMPF) шляхом зміни параметрів у просторі зменшених рис. У процесі розпізнавання EMFL як би «натягується» на розпізнане зображення обличчя, і отримані в результаті нові параметри форми моделі є ключем для класифікації розпізнаного зображення[18].

Щоб знайти контури на обличчі(рис.2.5), пропонується використовувати алгоритм Active Shape Models. Основним завданням для

розпізнавання контурів є правильний підбір цих контурів. Загалом, це завдання за складністю безпосередньо порівнянне з розпізнаванням зображень. Більше того, використання цього методу само по собі недостатньо для проблеми розпізнавання[18].

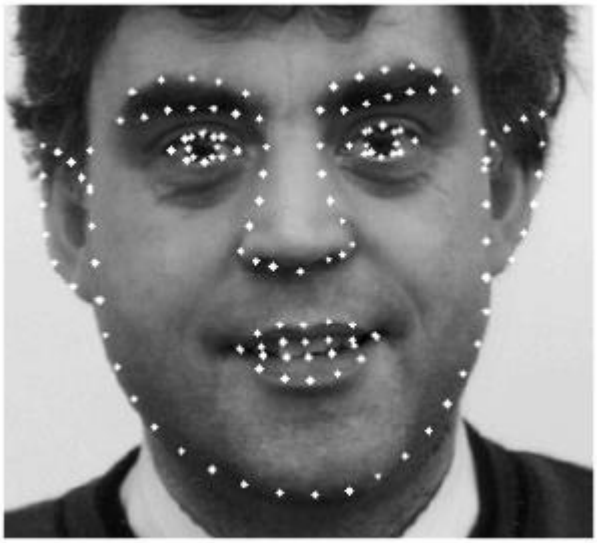

Рисунок 2.5 - Розташування точок на обличчі з навчальної вибірки

2.4 Порівняння еластичних графів

У цьому методі (Elastic Bunch Graph Matching) особа представляється у вигляді графіка, вершини якого розташовані в ключових точках особи, таких як контури голови, губ, носа та їх крайніх точок. Кожне обличчя позначене відстанню між його вершинами. У кожній такій точці коефіцієнти розширення Габора розраховуються для п'яти різних частот і восьми орієнтацій. Сукупність таких коефіцієнтів $\mathbf{J = \{J_j\}}$ називається струменем. Реактиви характеризують локальні області зображень і служать двом цілям: по-перше, знаходити точки відповідності в даній області на двох різних зображеннях; по-друге, для порівняння двох відповідних областей різних зображень. Кожен коефіцієнт $Jj = a_j exp(i\phi_j)$ для точок з однієї і тієї ж площі різних зображень характеризується амплітудою **aj**, яка повільно змінюється з положенням точки, і фазою **ϕj**, яка обертається зі швидкістю, пропорційною частоті хвильовий вектор базисної функції. Тому в найпростішому випадку

для пошуку точки з подібними характеристиками на новому зображенні фаза не враховується у функції подібності[19]:

$$S_a(J,J') = \frac{\sum_j a_j a_j^i}{\sqrt{\sum_j a_j^2 * \sum_j a_j^{r2}}}$$

Функція подібності з одним струменем у фіксованому положенні та іншим із змінним положенням є досить плавним, щоб отримати швидку та надійну конвергенцію при пошуку за допомогою найпростіших методів, таких як дифузія або градієнтний спуск. Досконаліші функції подібності спираються на інформацію про фазу. Для різних кутів на тренувальному наборі вручну позначаються відповідні ключові точки. Крім того, для того, щоб представити різні варіації її зображення в одному графіку для однієї і тієї ж людини, для кожної точки використовується кілька струменів, кожен з яких може відповідати різним локальним характеристикам даної точки, наприклад, відкрита та закрита око.

У формі, представленій вище, метод здатний досить надійно розпізнати, коли кут змінюється до 20°; при великих кутах точність розпізнавання різко зменшується, функція подібності виявляється більш чутливою до кута, ніж до міжкласових різниць. Подальший розвиток методу полягає у виділенні коефіцієнтів важливості на основі аналізу навчальної вибірки. Для кожного струменя коефіцієнт важливості обчислюється за допомогою симплекс-методу, який потім використовується у функції подібності. Коефіцієнти важливості обчислюються з умови максимізації функції подібності для однієї і тієї ж людини та мінімізації для різних осіб. Існують також більш ранні варіанти цієї техніки, які не використовують вбудовані ключові точки та структури графіків. Деякі з них використовують для порівняння струменеві решітки, накладені на зображення(рис.2.6). На невідомому зображенні знаходять точки збігу, а потім із знайдених точок

будують спотворену решітку та вимірюють міру її спотворення, щоб визначити найбільш подібне зображення. В інших методах точки видалення струменя спочатку утворюють решітку, а потім найменш придатні точки для розпізнавання усуваються під час тренувального процесу.

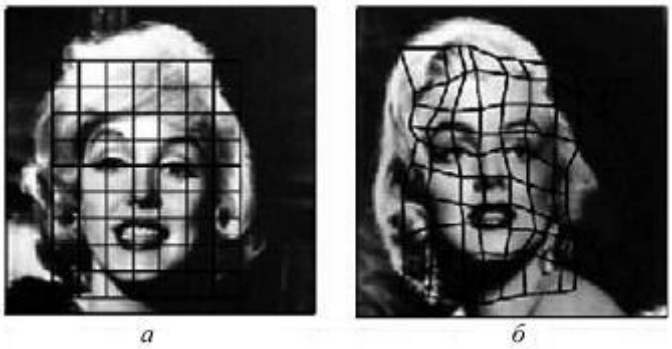

Рисунок 2.6 - Накладена на зображення (а)еластична решітка і її (б)перекручена версія[19]

2.5 Системи розпізнавання осіб Facial recognition technology (FRT)

Методи контролю контингенту в навчальному закладі та проблеми цифрового зору було розглянуто у першому розділі даної роботи. Методи розпізнання осіб було розглянуто вище у даному розділі. Далі буде розглянуто систему NEC яка активно впроваджується в університети.

Рішення NEC дозволяє дуже точно ідентифікувати особу людини, визнає вікові зміни. Рішення широко використовується в системах доступу, національних системах ідентифікації людей.

На відміну від продуктів інших виробників, NeoFace розділяє вхідне зображення та зареєстроване зображення на невеликі сегменти та фокусується лише на сегментах із більшим ступенем подібності. Це дозволяє системі досягти більш високої точності ідентифікації, навіть якщо частина обличчя суб'єкта прихована, наприклад, маскою або окулярами.

Технологію розпізнавання обличчя NEC можна впровадити як функціонально незалежну програму або інтегрувати в нові або існуючі рішення біометричної безпеки.

Характеристики NeoFace:

- Верифікація 1: 1;
- Ідентифікація 1: n;
- Визначення множинних збігів осіб на основі GLVQ;
- Розпізнавання на основі нейтральної мережевої технології;
- Визначення розташування голови, обличчя і очей;
- Дозвіл зображення до 2,147, 483,647 x 2,147, 483,647 пікселів;
- Розпізнавання незалежно від вигідної точки зйомки або змін особи (окуляри, рослинність на обличчі або вираз обличчя);
- Виділення схожих областей особи;
- Гнучка інтеграція;
- Підтримує різноманітну графіку і формати відео, а також роботу з камерами прямої передачі зображення;
- Швидкість зіставлення до 1,000,000 осіб в секунду.

У порівнянні з іншими біометричними системами, такими як відбитки пальців, долоні і райдужна оболонка ока, розпізнавання особи має певні переваги завдяки безконтактність процесу:

- зображення обличчя може бути зафіксовано з відстані, без дотику до ідентифікованому особі;
- для ідентифікації необхідно нульове взаємодія;
- служить засобом утримування від скоєння злочинів;
- зображення можна архівувати і використовувати пізніше для ідентифікації індивідуума.

Дана система направлена не тільки верифікацію студенту для екзамену, але і для переміщення окремих студентів у учбовому закладі.

3 СИСТЕМА ВІДСТЕЖЕННЯ СТУДЕНТІВ

Система спостереження за студентом буде реалізовано програмно, та розділена на 2 частини, структурна схема(рис.3.1):

- Фіксування сигналу;
- Обробку на серверній частині;
- Виведення інформації на інтерфейс.

У першій частині буде розглянуто пристрій який фіксую сигнал, у даному випадку відеокамеру, її характеристики та місце для відео фіксування. Як було розглянуто у першому розділі, від якості сигналу на етапі фіксування, залежить подальша обробка.

У другій частині буде розглянуто алгоритм обробки сигналу, з подальшим виділення корисного сигналу.

У третій частині буде показано виведення інформації користувачу, для зручної подальшої роботи.

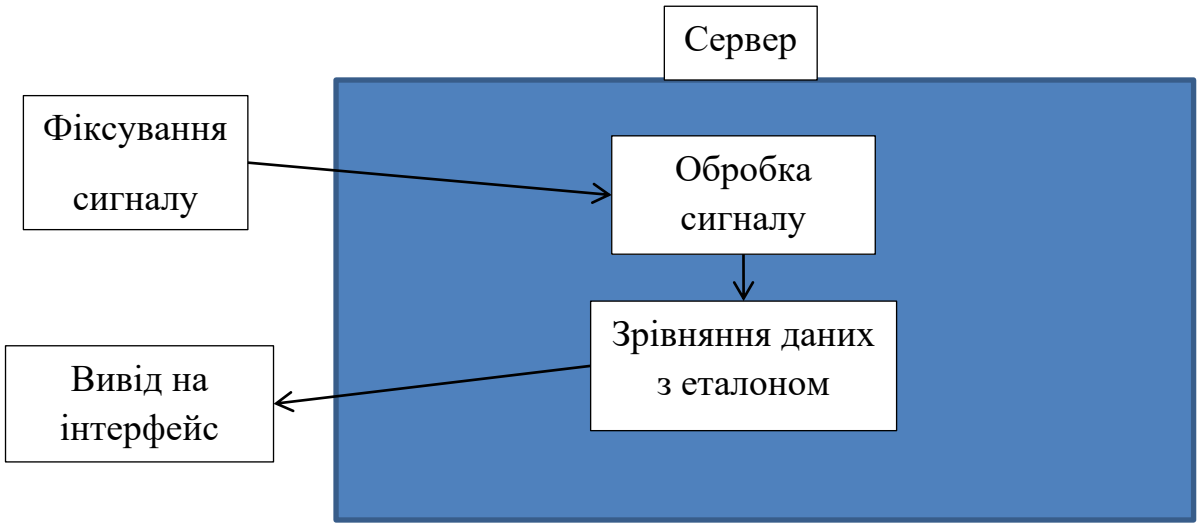

Рисунок 3.1 – Структурна схема системи відстеження студентів

3.1 Фіксування сигналу.

У даній роботі використовується система с передачею відео потоку на сервер (рис.3.2). Ця реалізація являється найбільш поширеною за рахунок гнучкості системи. Відеокамера IP-камера відповідає за приймання сигналу, та відправкою його по мережі на сервер.

Рисунок 3.2 – Система с передачею відео потоку

Недоліками цієї системи являється велика загрузка на мережу, велике навантаження на сервер, за рахунок чого не велика кількість камер підключених до однієї машини, яка займається подальшою обробкою зображення.

Аналогічною системою системою являється обробка відео потоку на IP-камері(рис.3.2). Що дозволяє зменшити навантаження на мережу, підвищую кількість IP-камер відключених до однієї машини. В камері вже є встроєний алгоритм обробки відео.

Рисунок 3.2 – Система с передачею результатів обробки сигналу

Недоліками даної системи являється залежність серверної частини від даних отриманих з IP-камери. Це сковує подальшу роботу з даними, та вимагає підстроювати серверну частину під камеру. Обмежує у виборі камер, які повинні повертати дані одного типу.

Для надійного виявлення та розпізнавання присутності обличчя в кадрі камеру слід встановити в центральній частині входу-виходу або в коридорах де найбільше скупчення студентів буде в центрі відео фрагменту. Об'єктив камери таким чином, щоб 150-200 пікселів і більше потрапляли на обличчя в точці виявлення. У той же час камери з варіфокальним об'єктивом ідеально підходять для розпізнавання обличчя, оскільки вони мають можливість регулювати апроксимацію зображення, змінюючи фокусну відстань об'єктива.

Варіофокальна об'єктив - це тип об'єктивів зі змінною фокусною відстанню. Іншими словами, ця лінза дозволяє регулювати відстань до об’єкта спостереження, тим самим даючи можливість більш детально розглянути ту чи іншу деталь того, що відбувається. У той же час варіфокальна лінза, на відміну від цифрового масштабування, не псує якість зображення і не зменшує деталізацію при масштабуванні.

Зображення обличчя повинно мати достатній контраст і бути освітленим джерелом світла, що наближається. Часто виникає ситуація. при стрільбі по скляних дверних отворах, через які потрапляє природне світло, що, як правило, пришвидшує роботу електронного затвора камери, тоді як обличчя людей, що стоять спиною до світла, затемнюються, а надійність виявлення зменшується (кількість проміжків збільшується).

Для боротьби з цим ефектом слід використовувати камери з апаратним WDR або забезпечити достатнє штучне освітлення для облич, що знімаються.

В (таб.1.2) наведено рекомендовані висоти встановлення від мінімальної дистанції до об’єкту.

Таблиця 1.2 – Рекомендована висота встановлення від мінімальної відстані

Відстань (d), м	Висота(h(d)), м
4-20	2

4-20	2.25
6-20	2.5
7-20	2.75
8-20	3

3.2 Алгоритми обробки сигналу

У цьому розділі детальніше розглядається аналіз PCA та його застосування, а також обговорюється використання паралельної обробки в аналізі зображень. Були зроблені вдосконалення в навчанні машинного зору, а також у використанні паралельної архітектури для розпізнавання декількох облич.

Розпізнавач власних значень приймає дві змінні. Перший - це кількість компонентів, збережених для аналізу основних компонентів. Друга змінна призначена як поріг прогнозування; ця змінна містить помилку, оскільки будь-яке значення вище цього вважається невідомим (рис.3.3).

Розпізнавач Фішера приймає дві змінні, як і конструктор Eigen. Перший - це кількість компонентів, збережених за допомогою лінійного дискримінантного аналізу за допомогою тесту Фішерфаса.. Друга змінна - це поріг для невідомих. Якщо отримана внутрішня відстань перевищує це значення, метод Predict () поверне значення -1, що вказує на невідоме. Цей метод працює, і порогове значення встановлено за замовчуванням 3500, змініть це значення, щоб обмежити точність результатів(рис.3.3).

На відміну від двох інших, вирішувач LBPH приймає п’ять змінних(рис.3.3):

radius - радіус, який використовується для побудови кругового локального двійкового масиву,

radius - кількість точок вибірки для побудови кругової локальної двійкової структури. Значення, запропоноване OpenCV Documentations,

становить 8 зразків. Майте на увазі: чим більше очок вибірки ви включаєте, тим вище обчислювальні витрати,

grid_x - Кількість комірок у горизонтальному напрямку, 8 - це звичайне значення, яке використовується в публікаціях. Чим більше комірок, тим менша сітка, тим більша розмірність результуючого вектора ознак,

grid_y - Кількість комірок у вертикальному напрямку, 8 - це звичайне значення, яке використовується в публікаціях. Чим більше комірок, тим менша сітка, тим більша розмірність результуючого вектора ознак,

threshold- поріг, який використовується в прогнозі. Якщо відстань до найближчого сусіда більше порога, цей метод повертає -1.

```
case ("EMGU.CV.LBPHFaceRecognizer"):
    recognizer = new LBPHFaceRecognizer(1, 8, 8, 8, 100);//50
    break;
case ("EMGU.CV.FisherFaceRecognizer"):
    recognizer = new FisherFaceRecognizer(0, 3500);//4000
    break;
case("EMGU.CV.EigenFaceRecognizer"):
default:
    recognizer = new EigenFaceRecognizer(80, double.PositiveInfinity);
    break;
```

Рисунок 3.3 – Класифікатори

3.2.1 Етап навчання.

Для перетворених даних складається матриця коваріації(рис.3.4).

```
int count = values.Length;
double[][] res = new double[count][];
for (int i = 0; i < count; i++)
{
    res[i] = new double[count];
}
for (int i = 0; i < count; i++)
{
    for (int j = i; j < count; j++)
    {
        var cov = Statistic.Covariance(values[i], values[j]);
        res[i][j] = cov;
        res[j][i] = cov;
    }
}
return res;
```

Рисунок 3.4 - Матриця коваріації

Власні значення - це результат множення матриць, проте вони є окремим випадком. Власні значення знаходяться шляхом множення ковариационной матриці на вектор в двовимірному просторі(рис.3.5).

```
PrincipalComponents = new double[0][];
var sum = Eigenvectors.Sum(e => e);
double s = 0; int k = 0;
foreach (var e in Eigenvectors)
{
    if (s / sum > accuracy) break;
    s += e;
    Array.Resize( ref PrincipalComponents, k + 1);
    PrincipalComponents[k] = e; k++;
}
PrincipalComponents = MatrixOperations.Transparent(PrincipalComponents);
```

Рисунок 3.5 - Власні значення

У методі головних компонент результатом розпізнавання є елемент, найближче розташований від даного. Результатом розпізнавання є ідентифікатор найближчого об'єкта.

```
0 references
public int Recognize(Bitmap image)
{
    var img = new Bitmap(image, size, size);

    var brightness = ImageProcessing.GetBrightness(image);
    var b = MatrixOperations.ConvertToVector(brightness);
    var v = MatrixOperations.Multiply(b, PrincipalComponents);

    int id = imgs.Min(e => e.Key);
    double d = Distance(v, imgs[id]);

    foreach (var e in imgs)
    {
        double d1 = Distance(v, e.Value);
        if (d1 < d)
        {
            d = d1; id
            = e.Key;
        }
    }
    return id;
}

0 references
private double Distance(double[] x1, double[] x2)
{
    if (x1.Length != x2.Length) return double.NaN;
    double s = 0;
    for (int i = 0; i < x1.Length; i++)
        s += Math.Pow(x1[i] - x2[i], 2);
    return Math.Sqrt(s);
}
```

Рисунок 3.6 - Результат

Форма навчання дозволяє розпізнавати і додавати особи індивідуально, оскільки програма призначена для запуску з веб-камери, особи розпізнаються одним і тим же методом. Додана функція для отримання 10 успішних класифікацій осіб і додавання їх всіх або окремих до даних навчання. Це збільшення збір даних навчання і кількість зображень, отриманих можна регулювати в змінної області підготовки кадрі. Збільште або зменшіть num_faces_to_aquire будь-яке бажане значення(рис.3.7).

```
//For aquiring 10 images in a row
List<Image<Gray, byte>> resultImages = new List<Image<Gray, byte>>();
int results_list_pos = 0;
int num_faces_to_aquire = 10;
bool RECORD = false;
```

Рисунок 3.7 - Для отримання 10 зображень поспіль

Збереження змінилося порівняно з попередньою версією, оскільки клас FaceRecognizer включає власні методи збереження(рис3.8) / завантаження(рис.3.9). Метод збереження зберігає лише відповідні дані для типу розпізнавача, і немає вбудованого методу для визначення типу розпізнавача на основі збережених даних. Для цього використовуються три розширення файлів, ці розширення файлів перевіряються під час завантаження даних, щоб визначити тип розпізнавача.

EFR - EigenFaceRecognizer

FFR - FisherFaceRecognizer

LBPH – LBPHFaceRecognizer

```
recognizer.Save(filename);

//save label data as this isn't saved with the network
string direct = Path.GetDirectoryName(filename);
FileStream Label_Data = File.OpenWrite(direct + "/Labels.xml");
using (XmlWriter writer = XmlWriter.Create(Label_Data))
{
    writer.WriteStartDocument();
    writer.WriteStartElement("Labels_For_Recognizer_sequential");
    for (int i = 0; i < Names_List.Count; i++)
    {
        writer.WriteStartElement("LABEL");
        writer.WriteElementString("POS", i.ToString());
        writer.WriteElementString("NAME", Names_List[i]);
        writer.WriteEndElement();
    }

    writer.WriteEndElement();
    writer.WriteEndDocument();
}
Label_Data.Close();
```

Рисунок 3.8 – Збереження даних навчання

Важливо зазначити, що вирішувач більше не має масиву рядків, що містить імена, натомість виводить ціле число, яке потім можна використовувати для класифікації особи. Таким чином, список використовується для навчання та прогнозування для зберігання кожного рядка імені людини. Потім ціле число, повернене класом FaceRecognizer, використовується для зчитування імені з певної позиції в масиві. Подібним чином, збереження роздільника не зберігає і список імен. Щоб дозволити збереження всіх даних, у розпізнавачі зберігається додатковий файл "Labels.xml" для зберігання цих даних.

```
FileStream filestream = File.OpenRead(direct + "/Labels.xml");
long filelength = filestream.Length;
byte[] xmlBytes = new byte[filelength];
filestream.Read(xmlBytes, 0, (int)filelength);
filestream.Close();

MemoryStream xmlStream = new MemoryStream(xmlBytes);

using (XmlReader xmlreader = XmlTextReader.Create(xmlStream))
{
    while (xmlreader.Read())
    {
        if (xmlreader.IsStartElement())
        {
            switch (xmlreader.Name)
            {
                case "NAME":
                    if (xmlreader.Read())
                    {
                        Names_List.Add(xmlreader.Value.Trim());
                    }
                    break;
            }
        }
    }
}
ContTrain = NumLabels;
```

Рисунок 3.9 – Завантаження даних навчання

3.2.2 Підвищення точності та ефективності виявлення

Поріг, який використовується для управління невідомими гранями, або в конструкторі, або у випадку з EigenFaceRecognizer, з розрахункової відстані може бути відрегульований для підвищення точності. Для цього EigenFaceRecognizer це можна зробити у формі, змінивши значення в текстовому полі Невідомий поріг. Використовується значення за замовчуванням 2000, але, наприклад, збільшення цього значення до 5000 означало б, що менше шансів помилкового збігу. Однак, якщо значення занадто велике, ви ніколи не зможете досягти збігу.

Вирівнювання гістограми також використовується для підвищення точності, що дає більш плавне зображення(рис.3.10), більш стійке до змін освітлення. Альтернативні методи також можна використовувати для створення унікальних навчальних наборів. Ви можете просто взяти функції

ока та рота, поєднати дані та використати це, проте потрібні подальші експерименти.

```
result = currentFrame.Copy(facesDetected[i]).
    Convert<Gray, byte>().
    Resize(100, 100, Emgu.CV.CvEnum.INTER.CV_INTER_CUBIC);
result._EqualizeHist();
```

Рисунок 3.10 - Вирівнювання гістограми

Часто бажано, хоча і непрактично, обробляти зображення в режимі реального часу. Обробка в реальному часі тісно пов’язана з точністю алгоритму обробки зображень. Швидші алгоритми є результатом обробки меншої кількості даних, і їх здатність відрізнити справжні від хибних даних за своєю суттю недолікова. Під час зйомки відео 30 кадрів в секунду вважається стандартним, що швидше, ніж може впоратись наше око, а отже забезпечує плавний рух. У реальних додатках це занадто повільно, щоб комп’ютер був точним.

3.3 Виведення інформації на інтерфейс

Кожне обличчя розпізнається окремим циклом(рис.3.11). Таким чином, для кожного виявленого обличчя інформація передається в розпізнавач для незалежної класифікації. Хоча виступ однієї людини навряд чи видно, якщо в кімнаті кілька людей, кожного з них можна впізнати самостійно. Це дуже корисно, якщо ви використовуєте велику кількість навчальних даних, оскільки чим більше результатів має EigenObjectRecognizer, тим довше буде потрібно точна класифікація. Оператор try catch використовується для фільтрації помилок, які можуть виникати епізодично, однак це не впливає на продуктивність чи точність(рис.3.12).

```
//Action for each element detected
for (int i = 0; i < facesDetected.Length; i++)// (Rectangle face_found in facesDetected)
{
    //This will focus in on the face from the haar results its not perfect but it will remove a majoriy
    //of the background noise
    facesDetected[i].X += (int)(facesDetected[i].Height * 0.15);
    facesDetected[i].Y += (int)(facesDetected[i].Width * 0.22);
    facesDetected[i].Height -= (int)(facesDetected[i].Height * 0.3);
    facesDetected[i].Width -= (int)(facesDetected[i].Width * 0.35);

    result = currentFrame.Copy(facesDetected[i]).
        Convert<Gray, byte>().
        Resize(100, 100, Emgu.CV.CvEnum.INTER.CV_INTER_CUBIC);
    result._EqualizeHist();
    //draw the face detected in the 0th (gray) channel with blue color
    currentFrame.Draw(facesDetected[i], new Bgr(Color.Red), 2);

    if (Eigen_Recog.IsTrained)
    {
        string name = Eigen_Recog.Recognise(result);
        int match_value = (int)Eigen_Recog.Get_Eigen_Distance;

        //Draw the label for each face detected and recognized
        currentFrame.Draw(name + " ", ref font, new Point(
            facesDetected[i].X - 2, facesDetected[i].Y - 2),
            new Bgr(Color.LightGreen));
        ADD_Face_Found(result, name, match_value);
    }
}
```

Рисунок 3.11 – Виведення інформації на інтерфейс циклом

```
try
{
    facesDetected[i].X += (int)(facesDetected[i].Height * 0.15);
    facesDetected[i].Y += (int)(facesDetected[i].Width * 0.22);
    facesDetected[i].Height -= (int)(facesDetected[i].Height * 0.3);
    facesDetected[i].Width -= (int)(facesDetected[i].Width * 0.35);

    result = currentFrame.Copy(facesDetected[i]).Convert<Gray, byte>(
    Resize(100, 100, Emgu.CV.CvEnum.INTER.CV_INTER_CUBIC);
    result._EqualizeHist();
    //draw the face detected in the 0th (gray) channel with blue colo
    currentFrame.Draw(facesDetected[i], new Bgr(Color.Red), 2);

    if (Eigen_Recog.IsTrained)
    {
        string name = Eigen_Recog.Recognise(result);
        int match_value = (int)Eigen_Recog.Get_Eigen_Distance;

        //Draw the label for each face detected and recognized
        currentFrame.Draw(name + " ", ref font, new Point(
            facesDetected[i].X - 2, facesDetected[i].Y - 2),
            new Bgr(Color.LightGreen));
        ADD_Face_Found(result, name, match_value);
    }

}
catch
{
    //do nothing as parrellel loop buggy
    //No action as the error is useless, it is simply an error in
    //no data being there to process and this occurss sporadically
}
```

Рисунок 3.12 – Виведення інформації на інтерфейс try catch

ВИСНОВКИ

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Е.І. Ватутін, В.С. Тітов, С.Г. Ємельянов, «Основы дискретной комбинаторной оптимизации», Москва, Росія: Аргамак-Медіа, 2016.

2. С.Г. Ємельянов, В.С. Тітов, М.В. Бобирь, «Адаптивные нечетко-логические системы управления», Москва, Росія: Аргамак-Медіа, 2014.

3. С.Г. Ємельянов, В.С. Тітов, «Встраиваемые оптико-электронные устройства распознавания изображений в многомерном пространстве признаков», Курск, Росія: вид-к ЮЗГУ, 2014.

4. А.Е. Кононюк, «Парадигма развития науки. Идеологическое обеспечение. ОБЩАЯ ТЕОРИЯ ПОНЯТИЙ. Книга 2. Теория образования понятий», Київ, Україна: Освіта України, 2014.

5. Р.Клетте, «Комп'ютерний зір. Теорія і алгоритми», Москва, Росія: ДМСК Прес, 2019.

6. А.І. Щеретобітов, В.П. Федосов, В.А. Приходченко, Д.В. Тимофєєв «Распознавание лиц на групповых фотографиях с использованием алгоритмов сегментации», Известия ІОФУ, Том 12, Журнал №14, ст.8, 11.2014.

7.URL: http://www.itproject.ru/otraslevye_resheniya/conference_exhibition_events/rfid_moving_people (дата звернення 10.09.2020)

8. О.С. Амосов, Ю.С. Іванов, С.В. Жиганов, «Локализация человека в кадре видеопотока с использованием алгоритма на основе растущего нейронного глаза и нечёткого вывода», Комсомольск-на-Амуре, т.41, №1, ст.46-58, 01.2017, 10.18287/2412-6179-2017-41-1-46-58.

9. Д.І. Самаль, І.І. Фролов, «Алгоритм подготовки обучвющей выборки с использованием 3D-моделирования лиц», Системний Аналіз, т.57, №61, ст. 17-23, 04.2016.

10. К.Р. Ахмезянов, В.І. Сазанов, Ю.Н. Липин, А.А. Южаков, «Программирование комплекс распознавания лиц человека», Весник УТАТУ, т.21, №3, ст.79-86, 06.2017.

11. URL: http://www.sigma-is.ru/articles/art_ab_nic_5_2015.html (дата звернення 15.09.2020)

12. Р.В. Личагін, «Система динамического распознавания антропологических признаков лица и сравнение их с динамической базой данных с целью идентификации личности», Автореферат, Донецький Національний Технічний Університет, Донецьк, Україна, 2017.

13. Е.О. Ткачук, «Анализ алгоритмов выделения и распознавания лиц из видеопотока и их программная реализация», Автореферат, Донецький Національний Технічний Університет, Донецьк, Україна, 2016.

14. Буй Тхі Тху Чанг, «Алгоритмы распознавания лиц и жестов на основе вейвлет-преобразований и метода главных компонент», Молодь і сучасні інформаційні технології, 2014, ст.17.

15. А.С. Харчевныкова, «Распознавание пола и возраста лица на видеоизображениях для мобильных платформ», «Математические методы распознавания образов», 2019, ст.18.

16. А.Д. Соколова, «Вычислительно эффективные алгоритмы распознавания изображений на основе последовательного анализа нейросетевых признаков», «Математические методы распознавания образов», 2019, ст.19.

17. URL: http://wiki.technicalvision.ru/index.php/%D0%92%D1%8B%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5_%D0%B8_%D1%80%D0%B0%D1%81%D0%BF%D0%BE%D0%B7%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B5_%D0%BB%D0%B8%D1%86 (дата звернення 21.09.2020)

18. URL: https://studfile.net/preview/1376730/page:12/ (дата звернення 10.10.2020)

19. URL: https://studfile.net/preview/1376730/page:13/ (дата звернення 12.10.2020)

20. URL: https://studfile.net/preview/1376730/page:14/ (дата звернення 15.10.2020)

21. URL: https://securityrussia.com/blog/face-recognition.html (дата звернення 30.10.2020)