

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

До захисту допускається
Т.в.о. завідувача кафедри
_____ Сафонова С.О.
« ____ » _____ 20__ р.

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

НА ТЕМУ:

Метод кластеризації та ідентифікації людських облич

Освітній рівень “Магістр”
Спеціальність 123 “Комп’ютерна інженерія”

Науковий керівник роботи:

(підпис)

В.М.Барбарук

(ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

(підпис)

Я.О.Критська

(ініціали, прізвище)

Студент:

(підпис)

Я.В.Попов

(ініціали, прізвище)

Група:

КІ-18дм

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет Інформаційних технологій та електроніки

Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії

Освітній рівень магістр

Напрямок підготовки _____

(шифр і назва)

Спеціальність 123 "Комп'ютерна інженерія"

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Т.в.о. завідувача кафедри _____

С.О. Сафонова

« _____ » _____ 20 _____ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Попову Ярославу Вікторовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Метод кластеризації та ідентифікації людських облич

керівник проекту (роботи) Барбарук Віктор Миколайович, к.т.н., доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від «11» 10 2019 р. № 135/15.15

2. Строк подання студентом роботи 10.01.2020

3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики, тестові зображення різних форматів, методи аналізу зображень, теоретичні відомості про методи ідентифікації людини, математична модель методу кластеризації облич

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Аналіз методів розпізнавання образів, методи розпізнавання людських облич, реалізація методів розпізнавання людських облич, охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях, висновки

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

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Критська Я.О. ст. викл. кафедри КНІ		

7. Дата видачі завдання 14.10.2019

Керівник

_____ (підпис)

Завдання прийняв до виконання

_____ (підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Отримання завдання	02.09.2019-15.09.2019	
2	Аналіз технічних засобів	16.09.2019-22.09.2019	
3	Розробка методу розпізнавання	23.09.2019-25.09.2019	
4	Реалізація методу розпізнавання	26.09.2019-06.10.2019	
5	Розробка частини проекту "Охорона праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях"	07.10.2019-25.11.2019	
6	Оформлення пояснювальної записки, автореферату та презентації	26.11.2019-9.01.2020	
7			

Студент

_____ (підпис)

Я.В.Попов

_____ (прізвище та ініціали)

Науковий керівник

_____ (підпис)

В.М.Барбарук

_____ (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Попов Я.В. Метод кластеризації та ідентифікації людських облич.

Метою роботи є розробка методу кластеризації облич для системи автоматичної ідентифікації людини.

Об'єктом дослідження є існуючі методи автоматичного розпізнавання людських облич.

Проведено дослідження методів розпізнавання образів та аналіз існуючих методів автоматичного розпізнавання людських облич. Розроблено алгоритм кластеризації облич з використанням в якості близькості зображень евклідової та Кульбака-Лейблера відстаней. У результаті роботи здійснена програмна реалізація метода.

Ключові слова: розпізнавання образів, класифікація, кластеризація облич, система розпізнавання.

ABSTRACT

Popov Y.V. The method of clustering and identifying human appearance.

The purpose of the work is to develop a method of clustering faces for the system of automatic identification of a person.

The object of the research is the existing methods of automatic dispersal of human faces.

The research of methods of image recognition and analysis of existing methods of automatic recognition of human faces has been carried out. The algorithm of clustering of faces with the use of close-ups of the images of the euclidean and Kulbak-Leibler distances is developed.

As a result of the work carried out the program implementation of the method.

Keywords: recognition of images, classification, clusterization, discussion.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	6
ВСТУП.....	7
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ.....	9
1.1 Основні поняття теорії розпізнавання.....	9
1.2 Сутність основних методів розпізнавання образів.....	12
1.3 Проблеми і перспективи розвитку теорії розпізнавання образів.....	17
1.4 Постановка задачі дослідження.....	18
2 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ.....	20
2.1 Метод головних компонентів.....	20
2.2 Приховані марковські моделі.....	24
2.3 Вейвлети Габора (Gabor Wavelet).....	29
2.4 Методи кластеризації.....	33
2.5 Аналіз баз облич та результатів тестування методів.....	36
3 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ.....	39
3.1 Методи ідентифікації.....	39
3.2 Визначення близькості зображень.....	41
3.3 Експериментальна частина.....	42
3.4 Аналіз результатів.....	47
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	52
4.1 Загальні питання з охорони праці.....	52
4.1.1 Правові та організаційні основи охорони праці.....	53
4.1.2 Організаційно-технічні заходи з безпеки праці.....	54
4.2 Аналіз стану умов праці.....	55
4.2.2 Вимоги до організації місця праці.....	56
4.2.3 Навантаження та напруженість процесу праці.....	57
4.3 Виробнича санітарія.....	57
4.3.1 Аналіз небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації) виробу.....	58
4.3.2 Пожежна безпека.....	59
4.4 Освітлення.....	60
4.5 Вентилювання.....	62
4.6 Розрахунок захисного заземлення (забезпечення електробезпеки будівлі).....	62

	5
4.7 Екологія	64
ВИСНОВКИ.....	65
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	66
ДОДАТОК А. Електронні плакати	69

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ШНМ – штучні нейронні мережі

АОО – алгоритм обчислення оцінок

КВП – колектив вирішальних правил

РСА – Principal Component Analysis

НММ – Hidden Markov Models

ОРЛ – Olivetty Research Ltd

ВСТУП

Досить тривалий час завдання розпізнавання образів розглядалася тільки з біологічної точки зору. При цьому спостереженнями піддавалися лише якісні характеристики, які не дозволяли описати механізм функціонування.

Введене Н.Вінера на початку ХХ століття поняття кібернетика (наука про загальні закономірності процесів управління і передачі інформації в машинах, живих організмах і суспільстві), дозволила в питаннях розпізнавання ввести кількісні методи. Тобто, увияти цей процес (по суті - природне явище) математичними методами.

Теорія розпізнавання образу - розділ інформатики та суміжних дисциплін, що розвиває основи і методи класифікації та ідентифікації предметів, явищ, процесів, сигналів, ситуацій і т.п. Об'єктів, які характеризуються кінцевим набором деяких властивостей і ознак. Такі завдання вирішуються досить часто, наприклад, при переході або проїзді вулиці за сигналами світлофора. Розпізнавання кольору загорілася лампи світлофора і знання правил дорожнього руху дозволяє прийняти правильне рішення про те, чи можна чи не можна переходити вулицю.

Необхідність в такому розпізнаванні виникає в самих різних областях - від військової справи і систем безпеки до оцифровки аналогових сигналів.

Проблема розпізнавання образу придбала видатне значення в умовах інформаційних перевантажень, коли людина не справляється з лінійно-послідовним розумінням надходячих до нього повідомлень, в результаті чого його мозок перемикається на режим одночасності сприйняття і мислення, якому властиво таке розпізнавання.

Не випадково, таким чином, проблема розпізнавання образу виявилася в полі міждисциплінарних досліджень - в тому числі в зв'язку з роботою зі створення штучного інтелекту, а створення технічних систем розпізнавання образу привертає до себе все більшу увагу.

Теорія розпізнавання образів є одним з основних розділів кібернетики як в теоретичному, так і в прикладному плані. Так, автоматизація деяких процесів передбачає створення пристроїв, здатних реагувати на мінливі характеристики зовнішнього середовища деякою кількістю позитивних реакцій.

Базою для вирішення завдань такого рівня є результати класичної теорії статистичних рішень. В її рамках будувалися алгоритми визначення класу, до якого може бути віднесений розпізнаваний об'єкт.

Далі математична база теорії розпізнавання розширювалася за рахунок застосування розділів прикладної математики, теорії інформації, методів алгебри логіки, математичного програмування і системотехніки.

Актуальність теми полягає в тому, що на даний момент розпізнавання образів - одне з провідних напрямків кібернетики. Так, в останні роки воно знаходить все більше застосування: воно спрощує взаємодію людини з комп'ютером і створює передумови для застосування різних систем штучного інтелекту.

У сучасному світі, завдяки широкому спектру можливих застосувань, з'явився великий інтерес до технологій ідентифікації людини по обличчю. Вони використовуються як в системах забезпечення громадської безпеки: в охоронних, контрольно-пропускних системах і системах спостереження, так і в персональних пристроях цифрових камерах, роботів-помічників, смартфонах і ноутбуках. Відомо про велику кількість досліджень в області ідентифікацій людини по обличчю, але на практиці, можна сказати, що успішність розпізнавання залежить від безлічі факторів: від умов освітленості об'єкта, кута огляду, віку людини і маскувальних елементів на ньому. Все це робить проблему точного розпізнавання осіб складним завданням, що вимагає ретельного вивчення.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

1.1 Основні поняття теорії розпізнавання

Розпізнавання образів є однією з фундаментальних проблем теорії інтелектуальних систем. З іншого боку, задача розпізнавання образів має величезне практичне значення. Оскільки практичні аспекти стосуються різних галузей сучасного життя. Довгий час проблема розпізнавання привертала увагу лише учених галузі прикладної математики. В результаті, роботи Р.Фішера [1], створені в 20-х роках, призвели до формування дискримінантного аналізу - одного з розділів теорії і практики розпізнавання образів. У 40-х роках А. Н. Колмогоровим і А. Я. Хінчіним була поставлена мета про поділ суміші двох розподілів [2]. А в 50-60-ті роки ХХ століття на основі великої кількості робіт з'явилася теорія статистичних рішень. В рамках кібернетики почав складатися новий напрямок, пов'язаний з розробкою теоретичних основ і практичною реалізацією механізмів, а також систем, призначених для розпізнавання об'єктів і процесів. Нова дисципліна отримала назву "Розпізнавання образів". У більшості випадків, сприймаючи явища навколишнього світу, людина здійснює їх класифікацію, тобто розбиває ці явища (предмети, ситуації) на групи схожих явищ (саме схожих, а не тотожних). По тим чи іншим причинам необхідно віднести в одну групу у чомусь "подібні" явища чи предмети, які можуть при цьому значно відрізнятися один від одного.

Розпізнавання образів (об'єктів) - це задача ідентифікації об'єкта по його зображенню (оптичне розпізнавання), аудіозапису (акустичне розпізнавання) або іншим характеристикам. Образ - це класифікаційне угруповання, яка дозволяє об'єднати групу об'єктів за деякими ознаками. Образи мають характерну рису, що виявляється в тому, що ознайомлення з кінцевим числом явищ з одної множини дає можливість дізнатися велику кількість його представників. У класичній постановці задачі розпізнавання множина розбивається на частини.

Одним з базових визначень також є і поняття множини. У комп'ютері множина - це набір неповторюваних однотипних елементів. "Повторюваний" - означає, що елемент в множині або є, або немає. Універсальна множина включає всі можливі елементи, порожня не містить жодного.

Методика віднесення елемента до якогось образу називається вирішальним правилом. Ще одне важливе поняття - метрика - визначає відстань між елементами множини. Чим менший цей період, тим більше схожі об'єкти (символи, звуки та ін.), які

ми розпізнаємо. Стандартно елементи задаються у вигляді набору чисел, а метрика - у вигляді якоїсь функції. Від вибору уявлення образів і реалізації метрики залежить ефективність роботи програми: однаковий алгоритм розпізнавання з різними метриками буде помилятися з різною частотою.

Навчанням [3] зазвичай називають процес вироблення в деякій системі тієї чи іншої реакції на фактори зовнішніх схожих сигналів шляхом їх багаторазового впливу на систему. Самонавчання відрізняється від навчання тим, що тут додаткова інформація про реакцію системі не повідомляється.

Прикладами завдань розпізнавання образів є:

- розпізнавання букв;
- розпізнавання штрих-кодів;
- розпізнавання автомобільних номерів;
- розпізнавання облич і інших біометричних даних;
- розпізнавання мови і ін.

До середини 50-х років Р. Пенроуз ставить під сумнів нейромережеву модель мозку, вказуючи на істотну роль в його функціонуванні квантово-механічних ефектів. Відштовхуючись від цього, Ф.Розенблатт розробив модель навчання розпізнавання зорових образів, названу перцептроном [4].

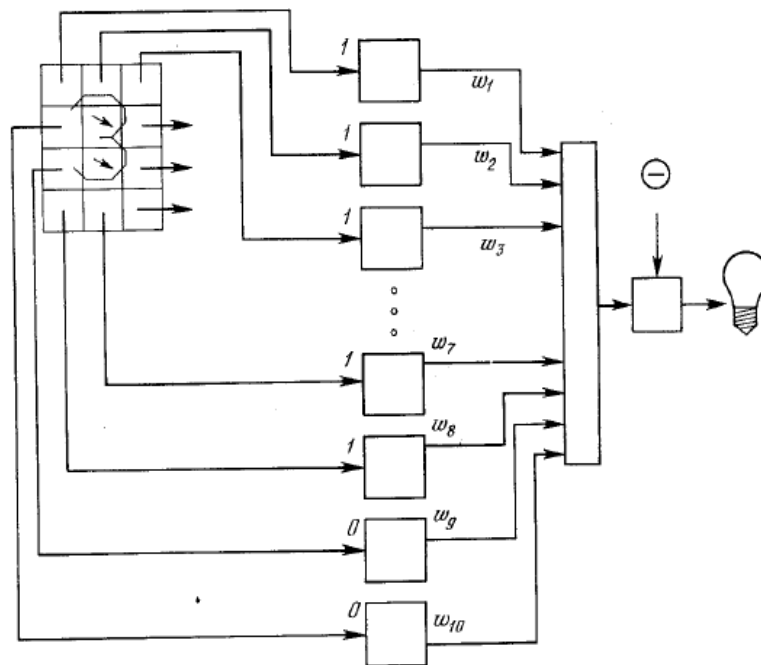


Рисунок 1.1 – Схе́ма Перцептрона

Далі були придумані різні узагальнення перцептрона, і функція нейронів була ускладнена: нейрони змогли не тільки множити вхідні числа і порівнювати результат з

граничними значеннями, а й застосовувати по відношенню до них більш складні функції. На рисунку 1.2 зображено одне з подібних ускладнень:

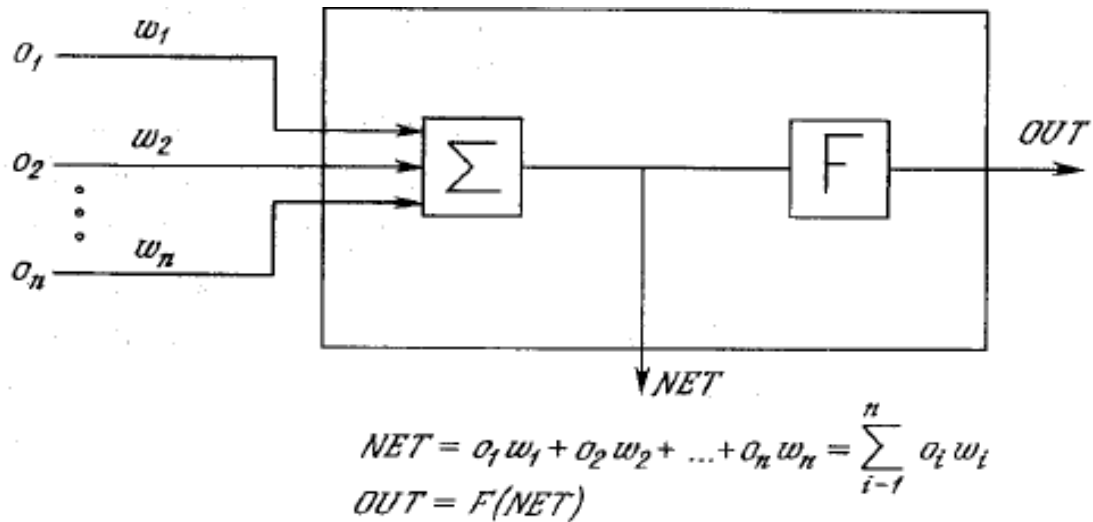


Рисунок 1.2 – Схема нейронної мережі

Крім того, топологія нейронної мережі могла бути ще більш ускладненою. Наприклад:

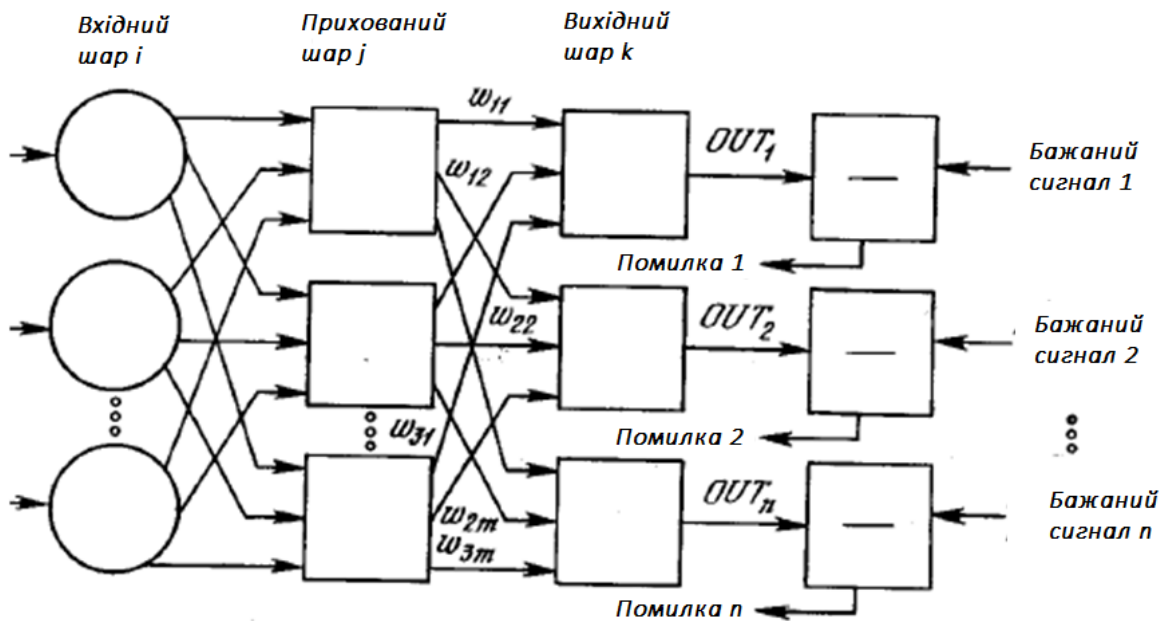


Рисунок 1.3 - Схема нейронної мережі Розенблатта

Нейронні мережі, будучи складним об'єктом для математичного аналізу, при грамотному їх використанні, дозволяли знаходити досить прості закони даних. Але це гідність одночасно є і джерелом потенційних помилок. Труднощі для аналізу, в загальному випадку, пояснюються тільки складною структурою, але, як наслідок, практично невичерпними можливостями для узагальнення самих різних закономірностей.

Як вже було зазначено, розпізнаванням образів називаються завдання встановлення відносин еквівалентності між певними образами-моделями об'єктів реального або ідеального світу.

Дані відносини визначають приналежність розпізнаваних об'єктів до будь-яких класів, які розглядаються як самостійні незалежні одиниці.

При побудові алгоритмів розпізнавання ці класи можуть задаватися дослідником, який користується власними уявленнями або використовує додаткову інформацію про подібність або відмінність об'єктів в контексті даного завдання. В даному випадку говорять про "розпізнавання з вчителем"_[5]. В іншому, тобто коли автоматизована система вирішує завдання класифікації без залучення додаткової інформації, говорять про "розпізнаванні без вчителя".

У роботах В.А. Дюка дано академічний огляд методів розпізнавання і використовується два основних способи представлення знань:

- інтенціональне (у вигляді схеми зв'язків між атрибутами);
- екстенціональності за допомогою конкретних фактів (об'єкти, приклади).

Інтенціональне уявлення фіксують закономірності, якими пояснюється структура даних. Стосовно до діагностичним завданням така фіксація полягає у визначенні операцій над ознаками об'єктів, що призводять до потрібного результату. Інтенціональні уявлення реалізуються через операції над значеннями і не припускають проведення операцій над конкретними об'єктами.

У свою чергу екстенціональне представлення знань пов'язані з описом і фіксацією конкретних об'єктів з предметної області та реалізуються в операціях, елементами яких служать об'єкти як самостійні системи.

Таким чином, в основу класифікації методів розпізнавання, запропонованої В.А. Дюка, покладені фундаментальні закономірності, які лежать в основі людського способу пізнання в принципі. Це ставить даний розподіл на класи в особливе становище порівняно з іншими менш відомими класифікаціями, які на цьому тлі виглядають штучними і неповними.

1.2 Сутність основних методів розпізнавання образів

Метод перебору - в даному методі проводиться порівняння з деякою базою даних, де для кожного з об'єктів представлені різні варіанти модифікації відображення.

Наприклад, для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору під різними кутами або масштабами, зміщеннями, деформаціями і т.д. Для букв можна перебирати шрифт або його властивості. Ваш пристрій може розпізнати звукових образів відбувається порівняння з деякими відомими шаблонами (слово, вимовлене багатьма людьми). Далі, проводиться більш глибокий аналіз характеристик образу. У разі оптичного розпізнавання - це може бути визначення геометричних характеристик. Звуковий зразок в цьому випадку піддається частотному і амплітудному аналізу.

Наступний метод - використання штучних нейронних мереж (ШНМ). Він вимагає або великої кількості прикладів завдань розпізнавання, або спеціальної структури нейронної мережі [6], яка враховує специфіку даного завдання. Але, тим не менш, цей метод відрізняється високою ефективністю і продуктивністю.

Методи, засновані на оцінках щільності розподілу значень ознак. Запозичені з класичної теорії статистичних рішень, в якій об'єкти дослідження розглядаються як реалізації багатовимірної випадкової величини, розподіленої в просторі ознак з якогось закону. Вони базуються на байєсівській схемі прийняття рішень, що апелює до початкових можливостям приналежності об'єктів до того чи іншого класу і умовним щільностям розподілу ознак.

Група методів, заснованих на оцінці щільності розподілу значень ознак, має безпосереднє відношення до методів дискримінантного аналізу. Байєсівській підхід до прийняття рішень відноситься до найбільш розробленим в сучасній статистиці параметричних методів, для яких вважається відомим аналітичний вираз закону розподілу (нормальний закон) і потрібно тільки оцінити лише невелику кількість параметрів (вектори середніх значень і коваріаційні матриці). Основними труднощами застосування даного методу вважається необхідність запам'ятовування всієї навчальної вибірки для обчислення оцінок щільності і високу чутливість до навчальної вибірки.

Методи, засновані на припущеннях про клас вирішальних функцій. У даній групі вважається відомим вид вирішальної функції і заданий функціонал її якості. На підставі цього функціоналу по навчальній послідовності знаходять оптимальне наближення до вирішальної функції. Функціонал якості вирішального правила зазвичай пов'язують з помилкою. Основною перевагою методу є ясність математичної постановки задачі розпізнавання. Можливість отримання нових знань про природу об'єкта, зокрема знань про механізми взаємодії атрибутів, тут принципово обмежена заданою структурою взаємодії, зафіксованої в обраній формі вирішальних функцій.

Метод порівняння з прототипом - це найбільш легкий на практиці екстенсiональностi метод розпізнавання. Він застосовується, в тому випадку, коли

розпізнаються класи показуються компактними геометричними класами. Тоді як точка - прототипу вибирається центр геометричній угруповання (або найближчий до центру об'єкт).

Для класифікації невизначеного об'єкта знаходиться найближчий до нього прототип, і об'єкт відноситься до того ж класу, що і він. Очевидно, ніяких узагальнених образів в даному методі не формується. В якості запобіжного можуть застосовуватися різні типи відстаней.

Метод k найближчих сусідів - метод полягає в тому, що при класифікації невідомого об'єкта знаходиться задане число (k) геометрично найближчих просторі ознак інших найближчих сусідів з уже відомою приналежністю до якого-небудь класу. Рішення про віднесення невідомого об'єкта приймається шляхом аналізу інформації про його найближчих сусідів. Необхідність скорочення числа об'єктів в навчальній вибірці (діагностичних прецедентів) є недоліком даного методу, так як це зменшує представництво навчальної вибірки.

Виходячи з того, що різні алгоритми розпізнавання проявляють себе по-різному на одній і тій же вибірці, то постає питання про синтетичне вирішальне правило, яке б використовувало сильні сторони всіх алгоритмів. Для цього існує синтетичний метод або колективи вирішальних правил, які об'єднують в собі максимально позитивні сторони кожного з методів.

На закінчення огляду методів розпізнавання представимо суть вищевикладеного в зведеній таблиці, додавши туди також деякі інші використовувані на практиці методи.

Таблиця 1.1 Таблиця класифікації методів розпізнавання, порівняння їх областей застосування і обмежень

Класифікація методів розпізнавання	Область застосування	Обмеження (недоліки)
1	2	3
Інтенсіальні методи розпізнавання		
Методи, засновані на оцінках щільності	Завдання з відомим розподілом (нормальним), необхідність набору великий статистики	Необхідність перебору всієї навчальної вибірки при розпізнаванні, висока чутливість до не показності навчальної вибірки і артефактів

Продовження таблиці 1.1

1	2	3
Методи, засновані на припущеннях	Класи повинні бути добре розділяемі	Повинен бути заздалегідь відомий вид вирішальної функції. Неможливість урахування нових знань про кореляції між ознаками
Логічні методи	Завдання невеликий розмірності	При відборі логічних вирішальних правил необхідний повний перебір. Висока трудомісткість
Лінгвістичні методи	Завдання невеликий розмірності простору ознак	Завдання визначення граматики по деякій множині висловлювань (описів об'єктів), важко формалізується. Невирішеність теоретичних проблем
Екстенсіальні методи розпізнавання		
Метод порівняння з прототипом	Завдання невеликий розмірності простору ознак	Висока залежність результатів класифікації від метрики. Невідомість оптимальної метрики
Метод k найближчих сусідів	Завдання невеликий розмірності за кількістю класів та ознак	Висока залежність результатів класифікації від метрики. Необхідність повного перебору навчальної вибірки при розпізнаванні. Обчислювальна трудомісткість
Алгоритми обчислення оцінок (АОО)	Завдання невеликий розмірності за кількістю класів та ознак	Залежність результатів класифікації від метрики. Необхідність повного перебору навчальної вибірки при розпізнаванні. Висока технічна складність методу
Колективи вирішальних правил (КВП) - синтетичний метод.	Завдання невеликий розмірності за кількістю класів та ознак	Дуже висока технічна складність методу, невіршеність ряду теоретичних проблем, як при визначенні областей компетенції приватних методів, так і в самих приватних методах

Загальна структура системи розпізнавання і її етапи показані на рисунку 1.4:

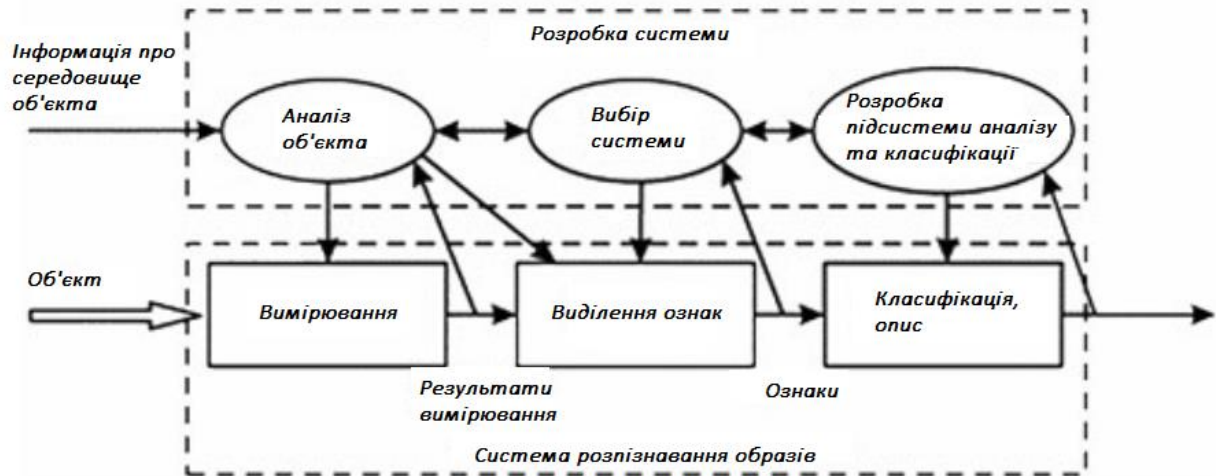


Рисунок 1.4 - Структура системи розпізнавання

Завдання розпізнавання мають наступні характерні етапи:

- перетворення вихідних даних до зручного виду для розпізнавання;
- розпізнавання (вказівка приналежності об'єкта певного класу).

У цих завданнях можна вводити поняття подібності об'єктів і формулювати набір правил, на підставі яких об'єкт зараховується в один або різні класи.

Так само можна оперувати набором прикладів, класифікація яких відома і які у вигляді заданих описів можуть бути оголошені алгоритму розпізнавання для настройки на завдання в процесі навчання.

Труднощі вирішення завдань розпізнавання пов'язані з неможливістю застосовувати без виправлень класичні математичні методи (часто в доступі немає інформації для точної математичної моделі).

Виділяють такі типи завдань розпізнавання:

- задача розпізнавання - віднесення пред'явленого об'єкта за його опису до одного із заданих класів (навчання з учителем);
- задача автоматичної класифікації - розбиття множини систему непересічних класів (таксономія, кластерний аналіз, самонавчання);
- задача вибору інформативного набору атрибутів під час розпізнавання;
- задача приведення вихідних даних до зручного виду;
- динамічне розпізнавання і класифікація;
- задачу прогнозування - тобто, рішення повинно відноситися до певного моменту в майбутньому.

В існуючих системах розпізнавання є дві найбільш складні проблеми:

- проблема «1001 класу» [7] - додавання 1 класу до тисячі існуючих викликає труднощі з перенавчанням системи і перевірки даних, отриманих до цього;

– проблема «співвідношення словника і джерел» - найбільш сильно проявляється в розпізнаванні мови. Поточні системи можуть розпізнавати або велика кількість слів від невеликої групи осіб, або мало слів від великої групи осіб. Так само важко розпізнавати велику кількість осіб з гримом або гримасами.

Нейронні мережі не вирішують ці завдання безпосередньо, проте в силу своєї природи вони набагато легше адаптуються до змін вхідних послідовностей.

1.3 Проблеми і перспективи розвитку теорії розпізнавання образів

В цілому проблема розпізнавання образів складається з двох частин: навчання та розпізнавання. Навчання здійснюється шляхом показу незалежних об'єктів з віднесенням їх до того чи іншого класу. За підсумком навчання розпізнає система повинна придбати здатність реагувати однаковими реакціями на всі об'єкти одного образу і різними - на всі інші. Важливо, що в процесі навчання вказуються тільки самі об'єкти і їх приналежність образу. За навчанням слідує процес розпізнавання, який характеризує дії вже навченої системи. Автоматизація цих процедур і становить проблему.

Перш ніж почати аналіз будь-якого об'єкта, потрібно отримати про нього певну, будь-яким способом впорядковану, точну інформацію. Така інформація являє собою сукупність властивостей об'єктів, їх відображення на множині сприймаючих органів розпізнаючій системі.

Але кожен об'єкт спостереження може впливати по-різному, в залежності від умов сприйняття. Крім того, об'єкти одного і того ж образу можуть сильно відрізнятися один від одного.

Кожне відображення будь-якого об'єкта на сприймаючі органи системи, що розпізнає, незалежно від його положення щодо цих органів, прийнято називати зображенням об'єкта, а безлічі таких зображень, об'єднані певними загальними властивостями, являють собою образи [8]. При вдалому виборі вихідного опису (простору ознак) завдання розпізнавання може виявитися досить легкою і, навпаки, невдало вибране може привести до дуже складної подальшої переробки інформації, або взагалі до відсутності рішення.

Розпізнавання об'єктів, сигналів, ситуацій, явищ - сама часто зустрічається завдання, яке людині необхідно вирішувати щосекунди. Для цього використовуються

величезні ресурси мозку, який оцінюється таким показником як число нейронів, що дорівнює 10^{10} .

Також, розпізнавання постійно зустрічається в техніці. Обчислення в мережах формальних нейронів, багато в чому нагадують обробку інформації мозком. В останнє десятиліття нейрокомп'ютеринг придбав надзвичайну популярність і встиг перетворитися в інженерну дисципліну, пов'язану з виробництвом комерційних продуктів. У великому обсязі ведуться роботи зі створення елементної бази для нейрообчислювань.

Основною їх характерною рисою є здатність вирішувати неформалізовані проблеми, для яких в силу тих чи інших причин, не передбачається алгоритмів рішення. Нейрокомп'ютери пропонують відносно просту технологію отримання алгоритмів шляхом навчання. У цьому їх основна перевага. Тому нейрокомп'ютеринг виявляється актуальним саме зараз - в період розквіту мультимедіа, коли глобальний розвиток вимагає розробки нових технологій, тісно пов'язаних з розпізнаванням образів.

Однією з основних проблем розвитку та застосування штучного інтелекту залишається проблема розпізнавання звукових і візуальних образів. Всі інші технології вже готові до того, щоб знайти своє застосування в медицині, біології, системах безпеки. У медицині розпізнавання образів допомагає лікарям ставити більш точні діагнози, на заводах воно використовується для прогнозу шлюбу в партіях товарів. Системи біометричної ідентифікації особистості як свого алгоритмічного ядра так само засновані на результатах розпізнавання [9]. Подальший розвиток і проектування комп'ютерів, здатних до більш безпосереднього спілкування з людиною на природних для людей мовах і за допомогою мови, не вирішується без розпізнавання. Тут вже постає питання про розвиток робототехніки, штучних систем управління, що містять в якості життєво важливих підсистем системи розпізнавання.

1.4 Постановка задачі дослідження

У сучасному світі, завдяки широкому спектру можливих застосувань, з'явився великий інтерес до технологій ідентифікації людини по обличчю. Відомо про велику кількість досліджень в області ідентифікацій людини по обличчю, але на практиці, можна сказати, що успішність розпізнавання залежить від безлічі факторів: від умов освітленості об'єкта, кута огляду, віку людини і маскувальних елементів на ньому. Все це робить

проблему точного розпізнавання осіб складним завданням, що вимагає ретельного вивчення.

Метою даної атестаційної роботи є розробка методу кластеризації облич для системи автоматичної ідентифікації людини. Для даної роботи необхідно виконати наступні завдання:

- дослідити та провести порівняльний аналіз методів розпізнавання образів;
- дослідити та провести порівняльний аналіз методів автоматичного розпізнавання людських облич;
- дослідити та порівняти методи кластеризації облич;
- розробити та програмно реалізувати метод кластеризації облич для системи автоматичної ідентифікації людини;
- протестувати реалізований метод при різних початкових даних.

2 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ

2.1 Метод головних компонентів

Автоматична ідентифікація особистості людини по його зображенню на фотографії або в відеопотоці має широке комерційне та наукове застосування. Дана тематика з'явилася на початку 80-х років, однак, її бурхливий розвиток почалося в 90-х, після створення нових технологій в сфері обробки зображень та обчислювальних машин. Дана технологія має особливий інтерес у зв'язку з тим, що може відбуватися безконтактно.

У загальному випадку, завдання ідентифікації особистості складається з двох етапів. Перший - це визначення місця розташування особи на зображенні. Для цього вихідне зображення сканують вікном меншого розміру, і кожен раз визначають певний рівень схожості зображення у вікні з людським обличчям. Цей етап найбільш обчислювально трудомісткий, так як потрібно проводити повне сканування для різних розмірів вікна, а так само кожен раз знаходити ступінь схожості зображення у вікні з особою. Формально, зображення облісся може здаватися структурно (обличчя - це овал, на якому в середині розташований ніс, симетрично очі, і т. д.), за кольором шкіри (якщо фон має колір, відмінний від кольору шкіри), статистично і списком прикладів зображень облич.

Після того, як вибрано вікно, про яке з великою вірогідністю можна сказати, що воно містить тільки обличчя людини, починається ідентифікація обличчя. Для цього застосовується набір алгоритмів: статистичних, нейромережевих, марковських ланцюгів, еластичних графів, вейвлет аналіз, аналіз характерних точок та інше. В сучасних системах, як правило, ці методи використовуються в сукупності.

Нехай дано зображення, про яке апіорі відомо, що воно містить тільки обличчя людини.

Метод головних компонентів (Principal Component Analysis - PCA) [10] є статистичним методом. По суті, в ньому ніде не використовується, що об'єктом обробки є зображення облич. Він оперує з векторами в деякому лінійному просторі.

Нехай I - чорно-біле зображення обличчя Ver на Hor пікселів, тобто

$$I \in Mat(Ver \times Hor), \quad (2.1)$$

Будемо вважати, що $I \in R^N$, де $N = Ver \times Hor$. Потрібно визначити деякий підпростір $U \subset R^N$, розмірності багато меншою N , при проекції на яке втрата інформації зображення $I \in R^N$ буде мінімальною. Більш точно. Нехай навчальна вибірка облич $\Omega = \{I_1, \dots, I_n\}$, $I_i \in R^N$. Математичне очікування $E = E(\Omega) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i$. Визначимо матрицю:

$$A = [I_1 - E, \dots, I_n - E] \in Mat(N \times n), \quad (2.2)$$

і кореляційну матрицю:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_i - E)(I_i - E)^t = \frac{1}{n} AA^t \in Mat(N \times N). \quad (2.3)$$

Потрібно знайти праві власні вектора матриці C (вони ті ж, що і у матриці $D = nC$). Це складно зробити безпосередньо при великих значеннях N , тому використовується інший шлях.

Нехай v - власний вектор і λ - відповідне йому власне значення, тоді:

$$Dv = \lambda v \rightarrow AA^t v = \lambda v \rightarrow A^t AA^t v = \lambda A^t v, \quad (2.4)$$

отже, $u = A^t v$ - власний вектор з власним значенням λ для матриці $A^t A \in Mat(n \times n)$, де n всього лише число осіб в навчальній вибірці Ω , а не розмір зображення N .

Нехай $\{r_1, \dots, r_k\}$ - перші k векторів ($k \leq n$), що відповідають найбільшим різним власним значенням матриці $A^t A$, тобто

$$A^t A r_i = \lambda_i r_i \Rightarrow AA^t A r_i = \lambda_i A r_i \Leftrightarrow AA^t v_i = \lambda_i v_i \Leftrightarrow Dv_i = \lambda_i v_i \quad (2.5)$$

де $v_i = A r_i$. Отже, v_i є власними векторами матриці D . Зауважимо, що кожен v_i є лінійна комбінація векторів $I_1 - E, \dots, I_n - E$, тобто лінійної комбінацією вихідних осіб I_1, \dots, I_n . У зв'язку з чим, v_i мають обличчяподібний вид, їх часто називають власними обличчями (eigenfaces), показано на рисунку 2.1.

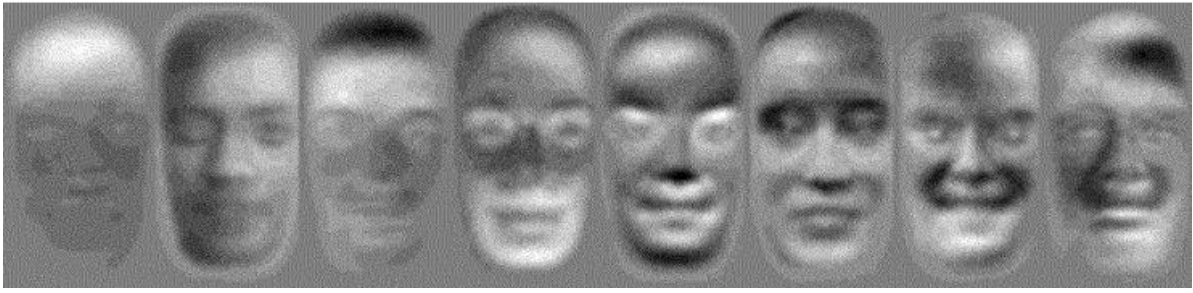


Рисунок 2.1 - Власні обличчя

Довільність навчальної вибірки Ω , як правило, дозволяє вважати, що $rk(A) = n$ (тобто максимальний ранг) і всі вектори r_1, \dots, r_k - лінійно незалежні. Отже, вектори $v_i = Ar_i (i=1, \dots, k)$ теж лінійно незалежні і утворюють підпростір $U = Lin(v_1, \dots, v_k)$ розмірності k . Більш того, вектори v_i - ортогональні. Справді: так як $\lambda_i(v_i, v_j) = (AA^t v_i, v_j) = (v_i, (AA^t)^t v_j) = (v_i, AA^t v_j) = \lambda_j(v_i, v_j)$, де (\cdot, \cdot) - скалярний добуток. У такому випадку, якщо $\lambda_i \neq \lambda_j$, то $(v_i, v_j) = 0$.

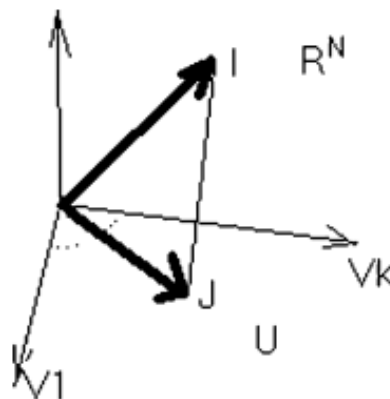


Рисунок 2.2 - підпростір U

Будь-який вектор $I = (i_1, \dots, i_N)^t$ ортогонально проектується в підпростір U . $J = Pr_U(I) = (j_1, \dots, j_k)^t \in R^k$, $j_i = (I, v_i)$ на рисунку 2.2. В силу максимальності власних значень, що відповідають v_i , набір чисел j_1, \dots, j_k характеризують випадкову величину I по найбільш значимим параметрами, і в силу ортогональності v_i ($i=1, \dots, k$), ці параметри незалежні. Тепер зображення будь-якої особи видається вектором в k -вимірному просторі, де k багато менше N .

Ступінь відмінності між двома особами визначається як $\rho(A, B) = \sum a_i b_i$, де $A = (a_1, \dots, a_k)$, $B = (b_1, \dots, b_k)$ - проекція зображень двох облич. Якщо два зображення

схожі, то відмінність між їх проекціями мало, тому, зображення однієї людини визначають деяку область в U , як показано на рисунку 2.3.

Для функціонування алгоритму розпізнавання потрібно визначити підпростір U . При цьому, Ω повинна містити по можливості найбільшу вибірку різних зображень облич. Слід зазначити, що всі обличчя повинні бути в одному положенні, наприклад в фас, а також зображення повинні бути однакового розміру - Ver на Hor пікселів.

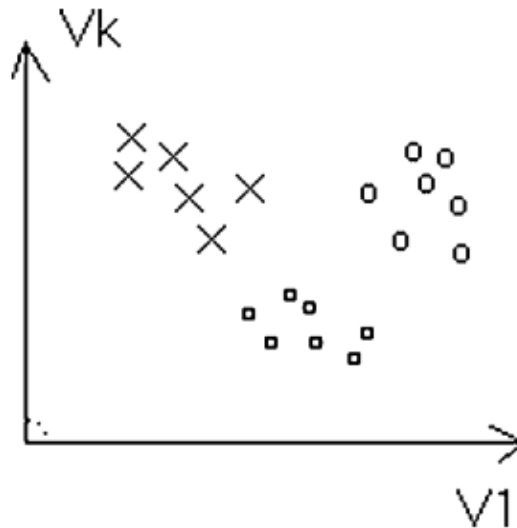


Рисунок 2.3 – область в U

Нехай $\{\Omega_i, (i = 1, \dots, K)\}$. $\Omega_i = \{I_1^i, \dots, I_{n(i)}^i\}$ множина зображень i -ої людини. Знаходимо $\Lambda_i = \text{Pr}_U(\Omega_i) = \{J_1^i, \dots, J_{n(i)}^i\}$, де $J_t^i = \text{Pr}_U(I_t^i - E)$. Якщо потрібно розпізнати невідоме зображення A , то знаходимо $B = \text{Pr}_U(A - E)$. Потім, серед векторів $\{J_1^i, \dots, J_{n(i)}^i\}$ ($i = 1, \dots, K$) знаходимо J_m^i найближчий до B . Якщо відстань між J_m^i і B не перевищує деякого граничного значення D_{\min} , то вважаємо, що вектор B належить класу t , і A - це зображення обличчя з номером t . Якщо відстань між J_m^i і B більше D_{\min} , то вважаємо, що людину з зображенням A немає. Граничне значення D_{\min} встановлюється емпірично.

Ефективність розпізнавання заздрості від розмірності U , тобто від кількості власних облич, від якості фотографій: дозволу, освітленості, розташування обличчя на фотографії, і т.д. Необхідно мати однакове освітлення і положення голови на всіх фотографіях, хоча допустимі невеликі відхилення: окуляри, невеликі повороти голови, посмішки і т. п.

2.2 Приховані марковські моделі

Приховані Марковські моделі (Hidden Markov Models - НММ) [11] моделюють випадкові процеси, зокрема ефективно застосовуються в розпізнаванні мови. Вперше ідея використання прихованої одновимірної Марківської моделі (1D-НММ) була запропонована Samaria [12].

Прихованою Марківською моделлю називається трійка $\lambda = (A, B, \pi)$. Тут $S = \{s_1, \dots, s_N\}$ - безліч станів моделі, $V = \{v_1, \dots, v_K\}$ - вихідний алфавіт, $\pi = (\rho_i) \in \text{Mat}(1 \times N)$ вектор початкових ймовірностей, тут ρ_i - ймовірність того, що система в початковий момент часу $t=1$ знаходиться в стані $s(1) = s_i$. $\sum_{i=1}^N \rho_i = 1$.
 $A = (a_{ij}) \in \text{Mat}(N \times N)$ - матриця переходу станів, $a_{ij} = P(s(t) = s_j | s(t-1) = s_i)$, $\sum_{i=1}^N a_{ij} = 1$ для всіх $i = 1, \dots, N$, $B = (b_i(k)) \in \text{Mat}(N \times K)$ - матриця появ символів, $b_i(k) = P(o(t) = v_k | s(t) = s_i)$, $\sum_{k=1}^K b_i(k) = 1$ для всіх $i = 1, \dots, N$.

У початковий момент часу $t = 1$, модель знаходиться в деякому стані $s(1)$, $s(1)$ вибирається випадково з розподілу π , тобто $P(s(1) = s_i) = \rho_i$. На виході моделі з'являється символ $o(1)$ з алфавіту V згідно з розподілом B , тобто:

$$P(o(1) = v_k) = b_i(k). \quad (2.6)$$

Якщо в момент $t-1$ модель знаходиться в стані s_i , і її вихідна послідовність це $O(t-1) = \{o(1), \dots, o(t-1)\}$, то в момент t модель перейде в стан $s_j = s(t)$ з ймовірністю:

$$P(s(t) = s_j | s(t-1) = s_i) = a_{ij} \quad (2.7)$$

На виході моделі з'явиться символ $v_k = o(t)$ з ймовірністю:

$$P(o(t) = v_k | s(t) = s_i) = b_i(k). \quad (2.8)$$

Отримаємо вихідну послідовність $O(t) = \{o(1), \dots, o(t)\}$. Процес зупиняється, коли модель переходить в деякий фінальний стан $s^* \in S$, або, коли поточний час t стає більше деякої константи T .

Аналогічно визначається Марковська модель в разі, коли вихідні символи належать деякій нескінченній безперервній множині. Тоді функція розподілу вихідних символів неперервна. У цьому випадку в якості функції розподілу часто беруть Гауссову суміш, тобто:

$$b_i(O) = \sum_{k=1}^K c_{ik} N(O, m_{ik}, U_{ik}), \quad (2.9)$$

де $N(O, m_{ik}, U_{ik})$ - гауссіан з математичним очікуванням m_{ik} , і ковариационною матрицею U_{ik} .

У задачі розпізнавання осіб використовуються одномірні і псевдо-двовимірні лінійні моделі. Суть одновимірної лінійної моделі полягає в тому, що в ній неможливі переходи в стани з меншою номером, як на рисунку 2.4.

Будемо розглядати зображення, на яких обличчя тільки в «фас», і строго укладені в межі зображення. У моделі буде 5 станів: волосся, лоб, очі, ніс і рот. Зображення проглядається зверху вниз, і модель послідовно переходить з одного стану в інший.

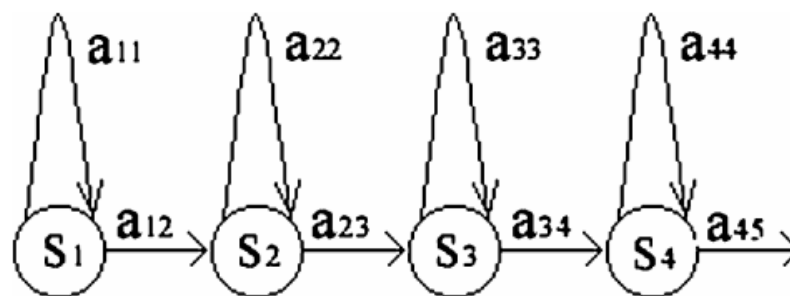


Рисунок 2.4 - Одновимірна лінійна модель

Нехай зображення має розміри (в пікселях) V по вертикалі і Hor по горизонталі. Нехай розмір вікна перегляду L по вертикалі. Це вікно буде пробігати зображення зверху вниз, накриваючи попереднє вікно на P пікселів, як на рисунку 2.5. Тоді число блоків, на яке розбивається зображення рівне T .

$$T = \frac{Ver - L}{L - P} + 1. \quad (2.10)$$

Слід зазначити важливість вибору параметрів L і P . Велике значення P покращує якість розпізнавання. Але вибір L вимагає обережності. При великому значенні L можливе захоплення зображень з різних станів, при малих значеннях, можливо, що вікно буде містити занадто мало інформації. В [13] використовувалася база осіб Olivetty Research Ltd (ORL). Ця база містить 400 чорно-білих фотографій, 40 осіб по 10 фотографій. Зображення розміру 92 по горизонталі і 112 по вертикалі пікселів. Значення L і P пропонувалося $L = 10$, $P = 9$.

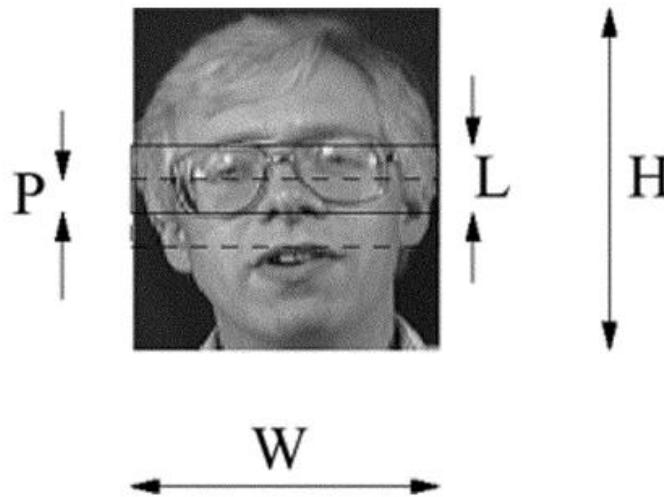


Рисунок 2.5 – Зображення в «фас»

Інша проблема полягає в тому, що вектор вікна $V \in R^{L \cdot Hor}$ дуже чутливий до слабких змін вихідного зображення. У зв'язку з цим, використовуються різні перетворення V . В запропоновано двовимірне дискретне косинус перетворення (2D-DCT). При 2D-DCT зображення розглядається як двовимірний сигнал. У загальному вигляді 2D-DCT $C(x, y)$ функції $F(x, y)$ на області $[0, M] \times [0, N]$ представляється в такий спосіб:

$$C(x, y) = A(x)(y) \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F(i, j) \cos\left(\frac{(2i+1)x\pi}{2n}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)y\pi}{2n}\right), \quad (2.11)$$

де $A(x)$ - нормуючий множник.

Значення $C(x, y)$ при малих значеннях $|x| + |y|$ відповідають низьким частотам, при великих значеннях - високим. Вся високочастотна складова всіх п'яти ділянок особи майже дорівнює нулю, тому від перетворення лише 39 коефіцієнтів, що лежать в вікні 3×13 . Вони відповідають низьким частотам. Ця операція дозволяє скоротити розмірність і залишити тільки істотну інформацію. Але для перетворення вектора V можна використовувати не тільки 2D-DCT [14].

Отже, для кожного зображення з бази треба побудувати свою Марківську модель. Для цього зображення розбивається на стани, і ініціалізується матриця V . Потім використовується алгоритм Баума-Велша (Baum-Welsh Algorithm) для налаштування параметрів A , B і π . Після того, як для кожного зображення I_k з бази даних налаштована Марківська модель λ_k , розпізнавання невідомого зображення I проводиться наступним чином: на кожну модель λ_k подається зображення I , і за допомогою алгоритму прямого-зворотного ходу (Forward-backward Algorithm) обчислюється значення $P(I|\lambda_k)$ -ймовірності появи I в моделі λ_k . Зображення I максимально схоже на I_t , де $t = \arg \max P(I|\lambda_k)$.

Ефективніше розпізнавання забезпечують псевдо-двовимірні лінійні Марківські моделі (P2D-HMM). Така модель складається з лінійної моделі з суперстану. Кожний суперстан є окремою лінійною Марківською моделлю, як на рисунку 2.6. Перехід до нового суперстану можливий тільки тоді, коли система знаходиться в фінальному стані моделі з попереднього суперстану.

По зображенню пробігає вікно розміром $L \times R$ пікселів. Суперстан відповідає розбиття зображення на стовпці, а послідовні переходи по станам всередині суперстану - проходу вікна зверху вниз по даному стовпцю.

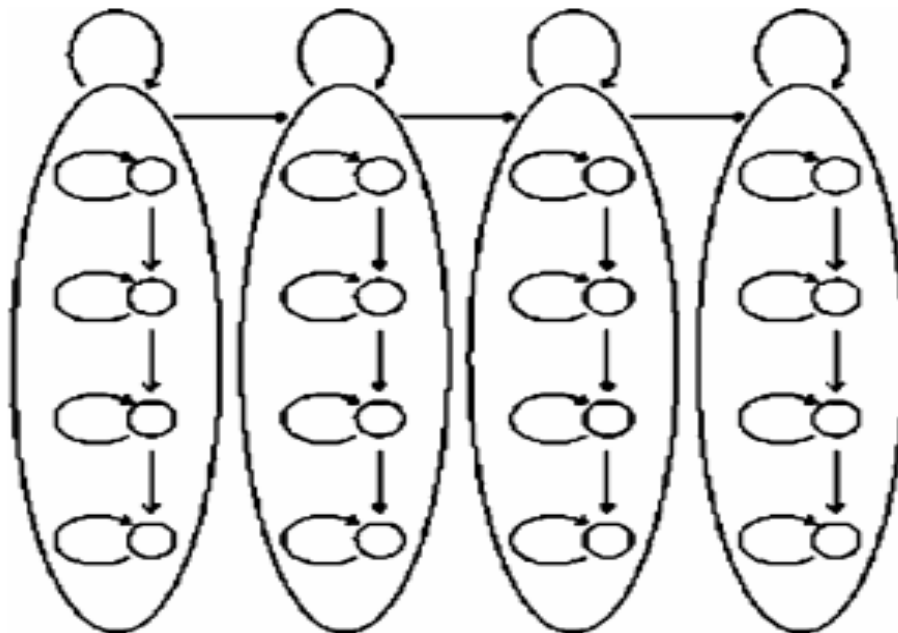


Рисунок 2.6 - Лінійна Марківська модель

Для бази (ORL) значення L і R пропонуються $L = 12$, $R = 8$. Вікна йдуть з перекриттям 75% (рис. 2.7). На виході з'являється вектор $O \in R^{L \cdot R}$.

Як і в випадку 1D-НММ, вектор O сильно реагує на слабкі зміни зображення. Тому, пропонується використання 2D-DCT вектора O . Навчання і розпізнавання відбувається за аналогією з 1D-НММ.:

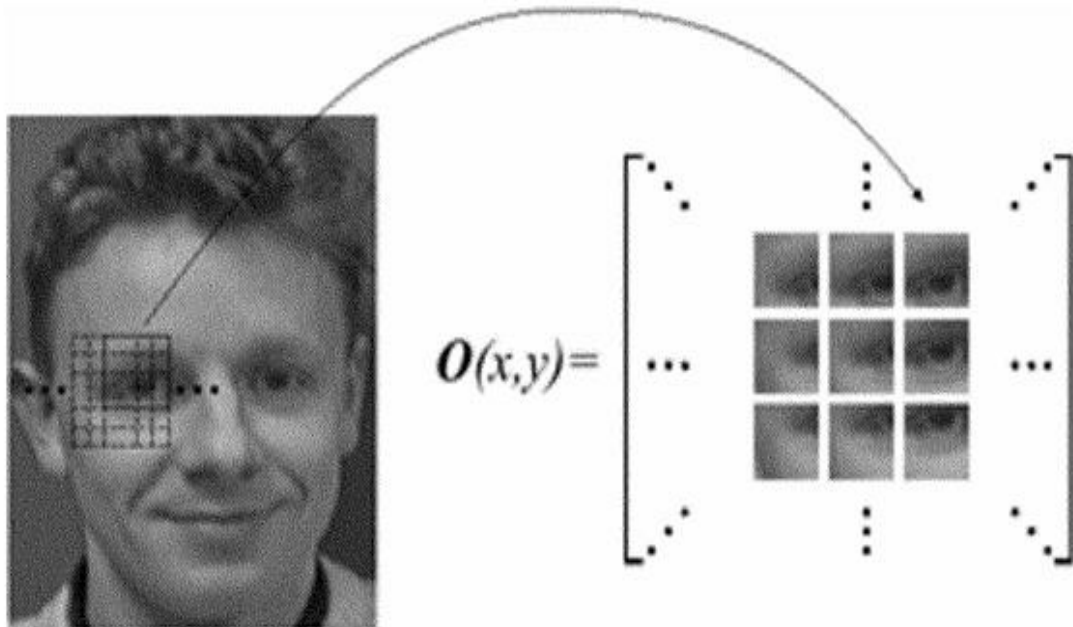


Рисунок 2.7 – Вікно з перекриттям 75%

В алгоритмі може варіюватися структура P2D-НММ: число суперстанів і число станів у кожному суперстану. Найкраще розпізнавання було отримано при використанні моделі 6×6 . Так само може змінюватися число гауссіанов в Гауссовій суміші.

Зауважимо, що НММ дозволяє сегментувати зображення обличчя. Для цього можна використовувати алгоритм Вітербі (Viterbi Algorithm) [15]. Він дозволяє, при фіксованих $U = o_1 \dots o_T$ - послідовності спостережень і Марківської моделі λ , знайти послідовність $Q = q_1, \dots, q_T$, таку, що $Q = \arg \max(P(U | W, \lambda))P(U | Q, \lambda)$ - ймовірність появи в λ послідовності U при проході по станам $W = w_1, \dots, w_T$. На рисунку 2.8 наведено приклад сегментації, отриманий за допомогою P2D-НММ.

Як показують тести, P2D-НММ є ефективним засобом для розпізнавання осіб. Було запропоновано використання псевдо-тривимірних Марковських моделей для розпізнавання виразу обличчя [16].

2.3 Вейвлети Габора (Gabor Wavelet)

Вейвлет (сплеск) аналіз з'явився в функціональному аналізі для дослідження локальної поведінки функцій [17]. Він широко застосовується при аналізі різних сигналів. Розглянуто застосування вейвлетів в комп'ютерній графіці.

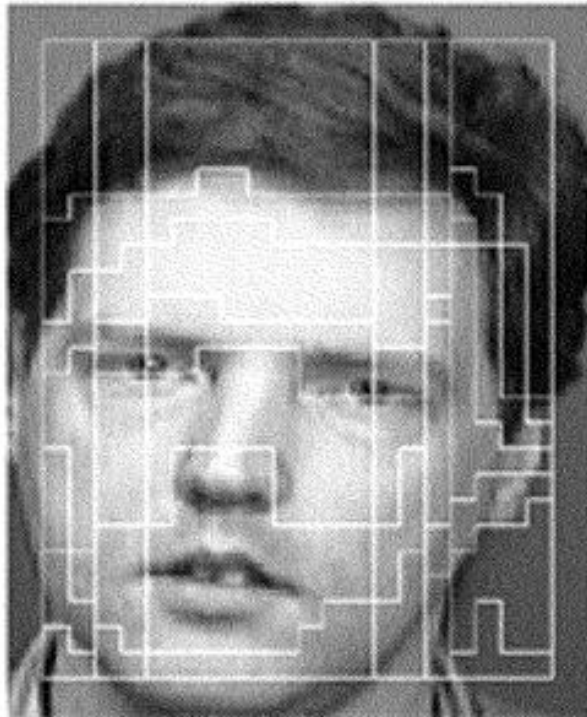


Рисунок 2.8 - Приклад сегментації

Вейвлет перетворення - це згортка вихідного зображення з деякою функцією ψ - вейвлетом. Двовимірний вейвлет Габора $\psi_k(x)$ це:

$$\psi_k(x) = \left(\frac{\|k\|^2}{\sigma^2}\right) \cdot \exp\left(\frac{-\|k\|^2 \cdot \|x\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left(\exp(ikx) - \exp\left(\frac{-\sigma^2}{2}\right)\right), \quad (2.12)$$

де $k = (\omega \cos \theta, \omega \sin \theta)$, i - уявна одиниця, $x \in R^2$.

Зазвичай розглядають речову (парну) компоненту $R_k(x) = \text{Re}(\psi_k(x))$ (рис. 2.9 (а)) і уявну (непарну) компоненту $S_k(x) = \text{Im}(\psi_k(x))$ (рис. 2.9 (б)) вейвлета Габора [18].



а)

б)

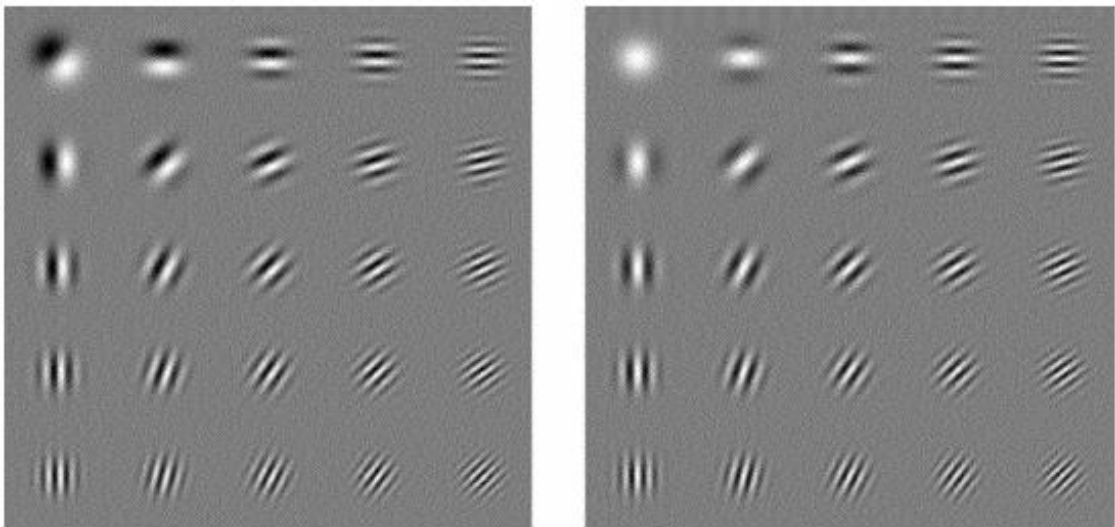
Рисунок 2.9 - Речова компоненти вейвлета Габора:

а) – парна; б) – непарна

Вектор k визначає частоту і напрям функцій $R_k(x)$ і $S_k(x)$. ω - відповідає частоті, а θ - повороту. На рисунках 2.10 (а) і 2.10 (б) зображені функції $R_k(x)$ і $S_k(x)$ відповідно, при різних значеннях ω і θ .

Вейвлет перетворення $T_k(x, y)$ функції (зображення) $I(x, y)$ представляється у вигляді:

$$T_k(x, y) = \iint I(u, v) \psi_k(x-u, y-v) du dv \quad (2.13)$$



а)

б)

Рисунок 2.10 - Функції $R_k(x)$ і $S_k(x)$:а) - $R_k(x)$; б) - $S_k(x)$

Запропонований метод використання парного вейвлет перетворення Габора для розпізнавання облич. Розглянемо функцію $R_k(x, y)$ при різних значеннях $k(\omega, \theta)$ на рисунку 2.11(а) і зображення обличчя $I(x, y)$ на рисунку 2.11(б). Для кожного значення $k(\omega, \theta)$ обчислимо $T_k(x, y)$ рисунок 2.12(а).

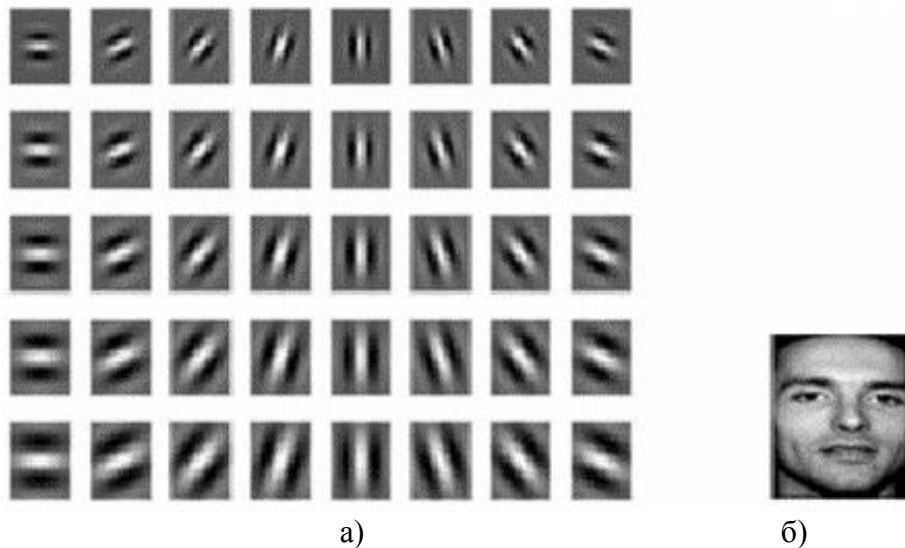


Рисунок 2.11 - Метод використання парного вейвлет перетворення Габора:
а) - функція $R_k(x, y)$; б) - зображення обличчя

За допомогою отриманого сімейства зображень $T_k(x, y)$ можна знайти на обличчі характерні точки. Точку (x_0, y_0) назвемо характерною, якщо:

$$T_k(x_0, y_0) = \max_{(x, y) \in P} (T_k(x, y)), \quad i \quad (2.14)$$

$$T_k(x_0, y_0) > \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H T_k(x, y), \quad k = 1, \dots, 40 \quad (2.15)$$

де P - прямокутне вікно з центром в точці (x_0, y_0) , W - ширина зображення, H - висота зображення. Перше рівняння говорить про те, що значення $T_k(x_0, y_0)$ максимально в P -околиці (x_0, y_0) . Друге - про те, що це максимум не локальна. Тут важливий розмір вікна P , розмір пропонувався 9×9 пікселів. Якщо розглянути отримані характерні точки на оригінальному документі $I(x, y)$, то вони сконцентруються близько очей, носа, рота, як на рисунку 2.12(б).

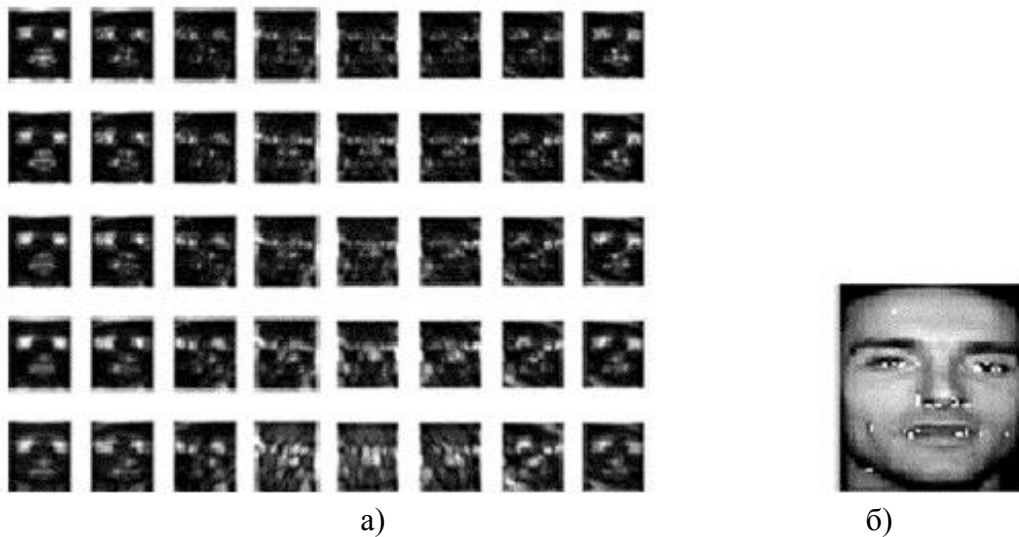


Рисунок 2.12 - Метод використання парного вейвлет перетворення Габора:
а) - сімейства зображень $T_k(x, y)$; б) - характерні точки

Для кожної характерної точки (x_k, y_k) кожного зображення і визначимо характерні вектора (вектора рис обличчя) $v_{i,k} = (x_k, y_k, T_{i,j}(x_k, y_k), j=1, \dots, 40)$. Такий вектор складається з координат особливої точки і 40 вейвлет коефіцієнтів, що відповідають цій точці. За допомогою характерних векторів $v_{i,k}$ і $v_{i,t}$ визначимо ступінь схожості зображень і і j.

$$S_{k,r}(i, j) = \frac{\sum_{m=3}^{42} |v_{i,k}(m)| \cdot |v_{j,r}(m)|}{\sqrt{\sum_{m=3}^{42} |v_{i,k}(m)|^2 \sum_{l=3}^{42} |v_{j,r}(m)|^2}}, \quad (2.16)$$

де $v_{i,k}(m)$ - m-я компонента вектора $v_{i,k}$

Нехай дана база даних облич і обличчя X, яке потрібно розпізнати. Алгоритм розпізнавання наступний: для кожного характерного вектора $v_{x,k}$ і обличчя i з бази даних складемо множину $N_i^k (k=1, \dots, 40)$, що складається з векторів $v_{i,r}$ з наступними властивостями:

1) $\sqrt{(x_k - x_r)^2 + (y_k - y_r)^2} < C_1$, де C_1 - радіус кола приблизно містить область очей, носа і т. д.

2) $S_{k,r}(i, X) > C_2$, де C_2 - стандартне відхилення функції $S_{k,r}(i, X)$ за всіма i з бази даних.

У всіх непустих множинах:

$$S_i^k = \max_{r \in N_i^k} (S_{k,r}(i, X)). \quad (2.17)$$

Тоді ступінь схожості зображень i і X можна характеризувати величиною $S_i = E(S_i^k)$ - середнім значенням S_i^k по всім k .

У цьому алгоритмі слід відзначити наступні моменти:

- 1) Вибір константи C_1 впливає з умов зйомки зображень, розміру зображення в пікселях і т.д. C_1 підбирається емпірично.
- 2) Для двох різних зображень, навіть однієї людини, кількості характерних векторів можуть бути різними.

2.4 Методи кластеризації

Кластеризація - це метод розділення набору об'єктів на різні групи або кластери, в результаті чого кожен кластер має однакові об'єкти, а різні кластери містять об'єкти з різними характеристиками. Кластеризація облич - це процес угруповання облич людей, присутніх на фотографіях або відео. В ідеалі цей процес призводить до того, що у кожної людини є свій кластер, що містить зображення цієї конкретної людини. Роблячи це, ми можемо відповісти на певні питання, такі як, хто і скільки різних людей були присутні на конкретній фотографії або відео?

Кластеризація обличчя є активною областю досліджень. Існують різні підходи до кластеризації особи з використанням різних моделей і методів кластеризації. Різні уявлення особи можуть бути отримані з використанням різних моделей. Застосування різних кластерних алгоритмів до цих моделей може привести до численних кластеризацій. Алгоритми кожного кластера мають свої власні специфікації і різні параметри, які необхідно вказати для кластеризації даних. Порівняння цих різних методів кластеризації та оцінка їх характеристик необхідні для отримання найкращої можливої кластеризації набору граней. У цьому дослідженні застосовуються різні алгоритми кластеризації, такі як порогова кластеризація, середнє значення k , середнє зміщення, DBSCAN, які порівнюються на добре відомій моделі FaceNet. Крім кількісної оцінки також якісна оцінка виходить шляхом виставки помилково згрупованих зображень. Ці оцінки

допомагають краще зрозуміти алгоритми кластеризації, щоб домогтися гарної кластеризації набору граней, яка може бути застосована в реальних додатках.

Мета дослідження - оцінити ефективність різних алгоритмів кластеризації за допомогою різних експериментів. Тут пояснюються сучасні методики і методи кластеризації обличчя. Дається коротке і загальне введення в конвеєр візуального розпізнавання образів. Потім описані кілька сучасних методів кластеризації.

Процес кластеризації обличчя починається з набору зображень, які повинні бути кластеризовані. Потім обличчя цих зображень повинні бути вилучені, розпізнані та згруповані в кластер, що містить всі зображення цієї людини. Звичайний підхід до реалізації цієї кластеризації - використання конвеєра візуального розпізнавання образів. Конвеєр для межі кластеризації показаний на рисунку 2.13 і складається з трьох етапів:

1) Сегмент даних: кожне обличчя, яке з'являється на зображенні, має бути сегментоване і відправлено на наступний крок. Обличчя витягуються з вихідного зображення і повинні оброблятися окремо на наступному кроці. Цей перший крок часто називають виявленням обличчя, тому що він в основному включає в себе виявлення осіб на зображенні.

2) Витяг об'єктів: математичне представлення зображення може бути вилучено для класифікації обличчя. Ця математична структура називається вкладенням, і існує кілька способів створення цих вкладень. Вкладення обличчя - це багатовимірне числове векторне уявлення обличчя.

3) Класифікувати вектор об'єктів: на цьому етапі виконується фактична класифікація або кластеризація. При кожному встановленні різні методи можуть застосовуватися до граней кластера і кластерам.

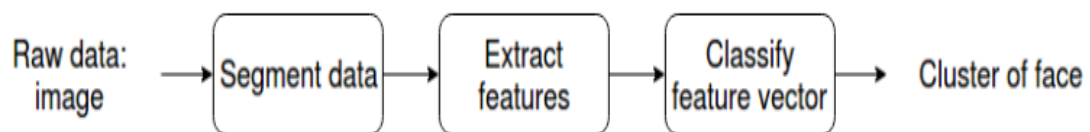


Рисунок 2.13: Візуальний конвеєр розпізнавання образів

У результаті об'єкти в одному кластері мають приблизно однакові характеристики, що означає, що у кожної окремої людини є свій власний кластер. Коли оцінюється образ людини, який вже має свій власний кластер, він повинен бути кластеризований в цей конкретний кластер. Кластеризація застосовується до математичних (або векторним) уявленням кожній грані. З цих вкладень можна отримати відмінність в термінах відстані

між двома гранями вкладення. Відстань можна розрахувати, взявши евклідова відстань між двома вкладеннями.

Для кластеризації існує кілька підходів з різною продуктивністю. Продуктивність може сильно варіюватися, коли алгоритмам надаються різні параметри.

Кластерний підхід, запропонований вище, є порогової кластеризацією. Вкладення нової межі оцінюється за тими самими кластерізованими гранями. Відстань між двома гранями розраховується по евклідовій віддалі, зазначеній вище. Коли відстань між новим обличчям і його найближчим сусідом в наборі, який вже кластерізований, менше порогового значення, зазначеного користувачем; особа додається в існуючий кластер. Якщо у особи немає відстані нижче порога, збігів немає, і необхідно створити новий кластер.

Значення порога грає важливу роль в цьому підході. З одного боку, вказівка високого порогу призводить до безлічі помилкових спрацьовувань: пара осіб, які мають відстань нижче порога, але отримані від різних людей. З іншого боку, вказівка низького порога призводить до безлічі помилкових негативів: пара осіб, що мають відстань вище порога, але від однієї і тієї ж людини. Тому під час експерименту вкрай важливо обережно вказувати цей параметр, щоб отримати бажаний результат.

Іншим методом кластеризації є метод k -середніх, спочатку опублікований Ллойдом [19], де нові приклади присвоюються певним прототипам. Кожен з цих k прототипів представляє кластер і випадковим чином ініціалізується. Метод k -середніх виконує декілька ітерацій, де під час кожної ітерації всі приклади присвоюються найближчому прототипу і оновлюються до середнього значення їх кластерів. Алгоритм зупиняється, коли прототипи більше не змінюються. Метод k -середніх сильно залежить від кількості прототипів k , зазначеного користувачем. Велике k зменшує середня відстань між прикладами і призначеними ним прототипами, але забирає багато часу і призводить до великої кількості кластерів. Велика кількість кластерів вводить неправдиві негативи. Невелике k швидко сходиться, але має велику відстань між прикладами і призначеними ним прототипами. Тому мале k вводить помилкові спрацьовування.

Інший підхід - метод кластеризації, описаний Команічіу і Меєром [20]. У цьому підході кожне вкладення представлено в евклідовому просторі. Основний розподіл оцінюється за допомогою підходу, званого оцінкою щільності ядра. Це працює шляхом розміщення ядра в кожній точці в наборі даних і переміщення кожної точки в напрямку її зміни. З огляду на приклад кандидата X_i , правило поновлення для ітерації t :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + m(x_i^t) \quad (2.18)$$

де $m(x_i^t)$ - середній вектор зсуву, який обчислюється для кожного зразка, який вказує на область максимального збільшення щільності точок. Цей вектор середнього зміщення обчислюється за наступним рівнянням:

$$m(x_i) = \frac{\sum_{x_j \in N(x_i)} K(x_j - x_i) x_j}{\sum_{x_j \in N(x_i)} K(x_j - x_i)} \quad (2.19)$$

де $N(x_i)$ - околиця вибірок на заданій відстані навколо X_i

Перевага цього підходу полягає в тому, що він є непараметрическим алгоритмом, оскільки він не робить припущень про дані. Наприклад (на відміну від k-середніх) кількість кластерів (або прототипів) не вказано.

Заснована на щільності просторової кластеризації додатків з шумом (DBSCAN) - це алгоритм кластеризації даних, запропонований Мартіном Естер, Хансом-Пітером Крігеля [20]. Особливістю DBSCAN є те, що це також непараметричний підхід. Не потрібно заздалегідь вказувати точну кількість кластерів. Замість цього, з огляду на набір точок даних (або вкладень), DBSCAN групує точки, які лежать близько один до одного на основі евклидової відстані. Алгоритм DBSCAN вимагає двох параметрів: мінімальна відстань між двома точками, які можуть бути згруповані разом, і мінімальна відстань для формування щільної області. У разі кластеризації граней мінімальні точки для формування щільної області повинні бути рівні 1, встановивши це, грань без близьких сусідів може бути кластером сама по собі. Відстань між двома точками, які можна згрупувати, може варіюватися, і оптимальне значення повинно бути отримано в ході експериментів.

2.5 Аналіз баз облич та результатів тестування методів

Ефективність описаних методів істотно залежить від властивостей зображень. Необхідно, щоб всі фотографії знімалися з однаковим ракурсом і освітленням. Для всіх методів потрібно, щоб розміри зображення і особи були однакові. Внаслідок чого, для

порівняння ефективності різних методів, потрібно їх тестування на однакових базах даних. Існує кілька загальноприйнятих поширених баз даних:

Olivetty Research Ltd. ORL (AT&T) [21]. Містить 400 чорно-білих зображень. 40 осіб по 10 фотографій. Фотографії в фас з невеликими поворотами голови, як на рисунку 2.14.

Yale Face Database [22] містить 165 чорно-білих зображень. 15 осіб з різними виразами обличчя (радість, смуток, здивування, і т.д.) Фотографії в фас. Різна освітленість, як на рисунку 2.15.

MIT (Massachusetts Institute of Technology) Database [23] - містить 432 зображення. Різні освітленість, поворот голови і дальність до об'єктива.



Рисунок 2.14 - Olivetty Research Ltd. ORL (AT&T)



Рисунок 2.15 - Yale Face Database

База ORL є найбільш поширеною, і описані алгоритми дали на неї наступні результати.

Таблиця 2.1 Результати роботи алгоритмів

Алгоритм	Відсоток розпізнавання
Метод головних компонент	80%
Лінійний дискриминант Фішера	91%
Одновимірна Марковська Модель	84%
Двовимірна Марковська Модель	99.5%
Вейвлети Габора	95.5%

Комбінування цих методів дає високий відсоток розпізнавання, однак, на практиці отримані зображення вимагають попередньої обробки. Основна проблема попередньої обробки полягає у визначенні місцезнаходження особи на зображенні. Далі потрібно змінити розмір зображення особи до еталонного, після чого провести вирівнювання гістограми освітленості. При цьому потрібно не втратити якість зображення. Наприклад, якщо потрібно отримати якість розпізнавання подібне з якістю на базі ORL, то роздільна здатність фотографує пристрою повинна в підсумку давати зображення обличчя приблизно 100×100 пікселів.

Основні висновки для кожного методу кластеризації описані нижче:

Метод k-середніх: відносно простий підхід до граней кластера показав погану продуктивність. У порівнянні з іншим алгоритмом k-середніх призвело до найменшої f-міру. Крім того, той факт, що для k-середніх потрібно кількість кластерів в якості вхідних даних, небажаний для набору граней, де кількість різних людей невідомо.

Порогова кластеризація: це самий простий і швидкий алгоритм, оскільки необхідно розрахувати тільки відстань і порівняти його з порогом. Цей алгоритм дає високу f-міру, але все ж були отримані кращі f-заходи іншими алгоритмами. Порогова кластеризація привела до найбільшого f-показника і, не має фактичних помилкових спрацьовувань. Тому значення порога може бути навіть збільшено, щоб зменшити кількість кластерів. Порогова кластеризація має гіршу продуктивність для зображень з більш низьким дозволом.

Середнє зміщення є підходящим методом для кластеризації невеликих наборів даних.

DBSCAN: цей алгоритм кластеризації показав яку можна порівняти продуктивність з підходом середнього зміщення. Зокрема, для великого набору даних продуктивність аналогічна середньої зміні, де кластеризація DBSCAN краще з точки зору часу виконання. DBSCAN є технікою кластеризації, яка добре працює при кластеризації особи. Хоча при великому порозі набору даних кластеризація призводить до кращої продуктивності. Значення мінімальної відстані сильно залежить від кількості зображень

3 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ

3.1 Методи ідентифікації

Розглянемо процес так званого безпрізнакового розпізнавання зображень [24]. Її рішення засноване на гіпотезі компактності, сенс якої в припущенні, що об'єкти зі схожими властивостями частіше потрапляють в один клас, ніж в різні [25]. В рамках безпрізнакового підходу буде розпізнаване зображення характеризується результатами попарних порівнянь його з іншими зображеннями. Для порівняння використовується дійсна функція, звана відстанню. Рішення про приналежність зображення до певного класу приймається на основі порогового правила. Якщо відстань між розпізнаваним зображенням і деяким зразком менше заданого порогу, то зображення відноситься до класу зразка. В іншому випадку відзначається приналежність до іншого класу.

Таким чином, у результаті прийняття рішень є виділення в деякій множині відстаней підмножини, в якому відстані відповідають зображенням, найбільш схожим на зразок.

Нехай є набір відстаней від зображення зразка до розпізнаваного зображення. Очевидно, що ці відстані розрізняються своїми значеннями, і їх можна згрупувати по близькості між собою. Найменші відстані, близькі до нуля, визначають групу зображень, найбільш схожих на заданий зразок. У свою чергу, інші групи можуть включити відстані, які відповідають різним ступеням схожості пред'явленого зображення зі зразком.

Наведені міркування лягли в основу розпізнавання зображень за зразком. Ці ж міркування лягли основою етапу в пропонуваній далі в цій роботі метод кластеризації зображень.

Для більшої ясності подивимося, яким чином можна реалізувати цей етап. Звернемося до моделі роботи нейрона в рекуррентній нейронній мережі, використаної при сегментації яскравості зображень і при розпізнаванні зображень. Такою моделлю є одновірне відображення $x_{n+1} = f(x_n)$, де n-номер поточної ітерації, x - вхідне значення нейрона. В якості функції $f(x)$ розглядається сигмоїда. Це відображення є стискаючим, і його можна представити графічно за допомогою діаграми Ламерея показано на рисунку 3.1.

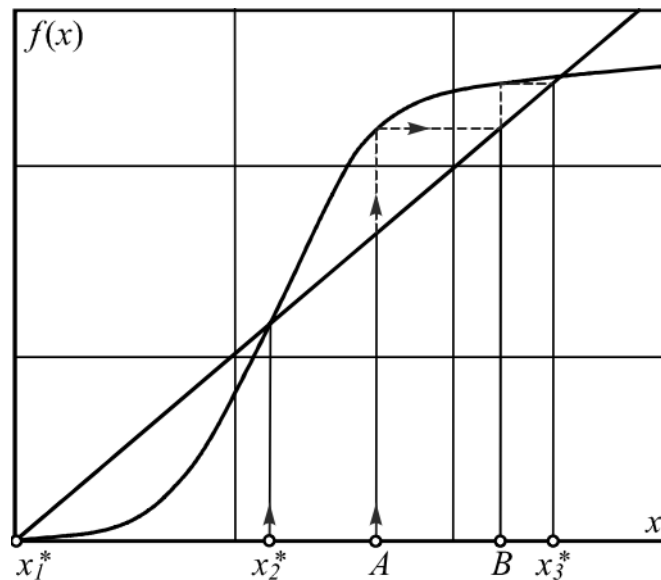


Рисунок 3.1 - Відображення входних значень нейрона в рекуррентній нейронній мережі:
 x_1^* і x_3^* - стійкі точки; x_2^* - нестійка точка відображення

У процесі відображення будь-яке значення x , що потрапило в інтервал між точками A і B , досягне сталої точки x_3^* за одне і те ж кількість ітерацій. Це, відповідно до гіпотези компактності, дозволяє віднести підмножину значень x з інтервалу (A, B) до одного кластеру.

Розглянемо область значень (x_2^*, x_3^*) між нестійкою і стійкою точками відображення. Виберемо початкове значення x_0 для процесу відображення таким, щоб воно було в ε -околиці ($\varepsilon < 1$) нестійкою точки x_2^* . Для стійкої точки x_3^* також визначимо деяку ε -околицю. Будемо також вважати, що процес відображення завершений, якщо чергова ітерація дала значення, що потрапило в цю околицю. Тоді з деякою точністю вся область значень (x_2^*, x_3^*) буде поділена на ряд інтервалів. Точки, що належать одному кластеру, знаходяться в одному такому інтервалі.

З рисунку 3.1 видно, що в міру наближення до стійкої точки x_3^* величина цих інтервалів зменшується.

Розглянемо випадок, коли на нейроні відображаються відстані між зображеннями, які використовують в безпрізнаковому розпізнаванні. Нехай у вихідній множині зображень вибрано якесь конкретне зображення. Можна розрахувати відстані по відношенню до нього для всіх інших зображень. Відобразимо отримані відстані на нейроні. Очевидно, що в ході відображення вони розподіляться по інтервалах області значень (x_2^*, x_3^*) . Відстані, рівні нулю або близькі до нього, потраплять в один або кілька інтервалів, близьких до ε -

окрестності точки x_3^* . Це означає, що з усієї множини досліджуваних зображень можна виділити деяку підмножину зображень, схожих на пред'явлений зразок.

В основі процедури повної кластеризації зображень лежить більш загальний випадок, коли з кластеризованої колекції вибирається не конкретне зображення зразок, а деяке довільне зображення. Можна розрахувати для всіх зображень відстані до нього і потім кластеризувати їх. Таким чином, згідно з раніше викладеного, виділяється кластер зображень, схожих на довільно обраний зразок.

Кластер цих виділених зображень можна видалити з вихідної множини. В множині зображень, що залишилася, можна також вибрати довільне зображення, обчислити відстані до нього і виконати їх відображення на нейроні. Це дозволить виділити наступний кластер схожих зображень.

Багаторазове повторення описаної процедури, очевидно, дасть можливість повністю кластеризувати вихідну множину зображень і може бути названо багатокроковою кластеризацією.

3.2 Визначення близькості зображень

При безпрізнаковом розпізнаванні у якості відстані між зображеннями може бути використана будь-яка дійсна функція, що залежить від параметрів порівнюваних зображень і необов'язково є метрикою. Можна використовувати будь-яку поширену метрику, наприклад, евклідова відстань. З функцій, які не задовольняють метричним аксіомам, але враховують в деякій мірі сенс зображення, можна назвати інформаційне відстань Кульбака-Лейблера. З його допомогою можна оцінити втрати інформації про еталонному розподілі $\Phi(x)$ при поданні його розподілом $G(x)$. Що стосується аналізованої постановці завдання це означає можливість оцінити інформаційну близькість двох порівнюваних зображень. Така можливість, безсумнівно, більш корисна для вирішення завдання кластеризації зображень, ніж визначення близькості за допомогою метрики.

Одним із завдань, що вирішуються при оцінці близькості, є вибір глобальної характеристики для порівняння зображень. Найчастіше для цього використовують гістограми яскравості або кольору, якщо мова йде про кольорових зображеннях. Різновидом такого підходу є використання потужностей кластерів яскравості. Кластеризація яскравості зображень в цій роботі виконувалася рекуррентною нейронною мережею, згаданої вище. Модель роботи нейрона в такій мережі також описана вище.

Слід зазначити, що використовувалося ранговий розподіл потужностей кластерів яскравості. Однак ранжування розподілу застосовується для відстані Кульбака-Лейблера, яке зазвичай використовується для порівняння двох імовірнісних розподілів. Покажемо, що неранжований розподіл потужності кластерів яскравості можна трактувати як імовірнісний розподіл.

Оскільки яскравість пікселів кластеризуються нейронною мережею, заснованої на відображенні вхідних значень, то до всього їх множина в діапазоні (x_2^*, x_3^*) застосовні міркування, наведені вище. Це означає, що всі значення яскравості розподіляться по кластерам, кожен з яких відповідає одному з інтервалів, згаданих раніше. Підрахуємо відносне число яркостей, що потрапили в кожен з кластерів. В результаті цього ми отримаємо емпіричний розподіл усіх розподілів яркостей по кластерам. Дійсно, якщо p_i - частка яркостей, що потрапили в i -й кластер, то $\sum p_i = 1$. Отже, можна вважати p_i оціночної ймовірністю попадання яскравості пікселя в i -й кластер. Якщо p_i - ймовірність для i -го кластера одного з зображень, а q_i - ймовірність для такого ж кластера у другого зображення, то відстань Кульбака-Лейблера d можна порахувати за наступною формулою:

$$d = \sum_i p_i \cdot \ln(p_i / q_i) \quad (3.1)$$

3.3 Експериментальна частина

З метою перевірки викладеної вище процедури багатокрокової кластеризації набору зображень для виділення груп зображень, схожих між собою, був здійснений ряд експериментів з зображеннями з колекції облич. Кожна обличчя представлено в цій колекції двадцятьма зображеннями, отриманими при різних ракурсах, умовах освітлення і відображають різну міміку.

Поєднання перерахованих характеристик, по суті, створює нечіткі дублікати зображення кожного з осіб колекції. Ці дублікати в разі успішної кластеризації повинні утворити один або кілька кластерів зі схожими зображеннями однієї особи. В ідеальному результаті експериментів повинно було бути виділено 6 кластерів нечітких дублікатів, по числу осіб, представлених в підготовленій колекції таблиці 3.1.

Таблиця 3.1. Очікуваний розподіл нечітких дублікатів зображень осіб по кластерам в колекції в ідеальному результаті експерименту

Кластер	a	b	c	d	e	f
Число дублікатів в кластері	20	20	20	20	20	20

У таблиці 3.1 позначення кластерів збігаються з позначеннями нечітких дублікатів зображень різних осіб на рисунку 3.2.

На рисунку 3.2 наведені зображення 6 осіб, нечіткі дублікати яких були використані в експериментах. Всього для кластеризації з цієї бази було взято 120 дублікатів, по 20 для кожної особи.

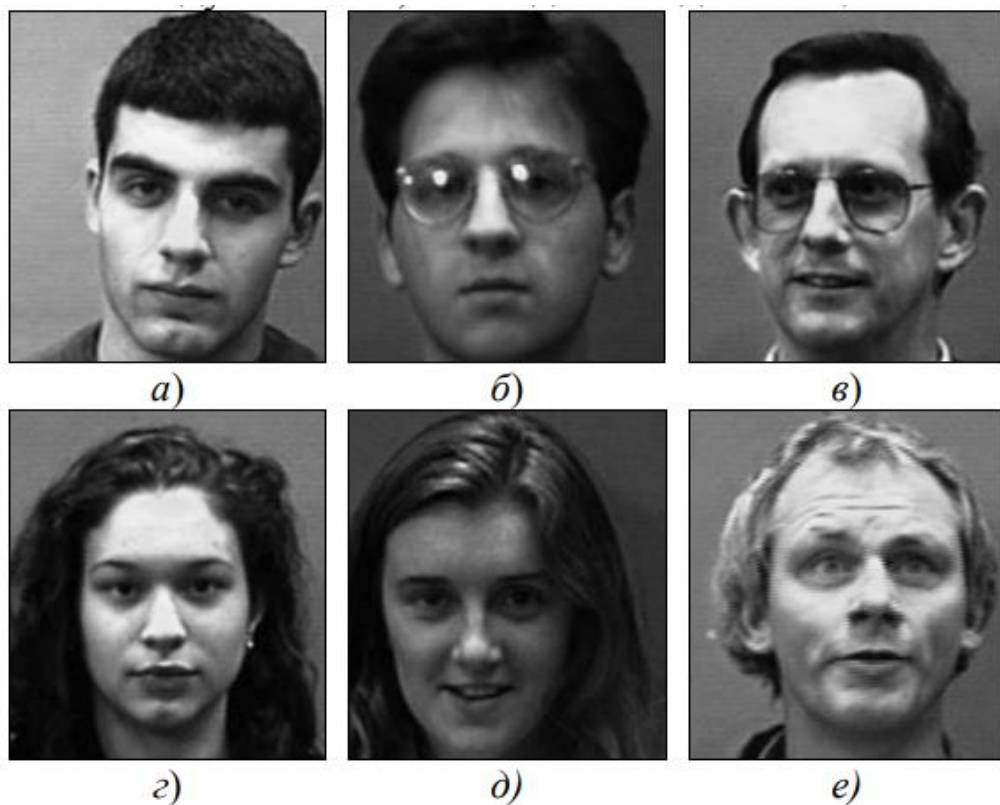


Рисунок 3.2 - Обличчя, що представляють використані в експерименті групи зображень осіб з колекції [12]

Для нечітких дублікатів зображень обличчя формувалася розподіл відносних потужностей кластерів їх яскравості, використовувані надалі для порівняння. Кластеризація (сегментація) яркостей виконувалася нейронною рекурентною мережею, показано на рисунку 3.3.

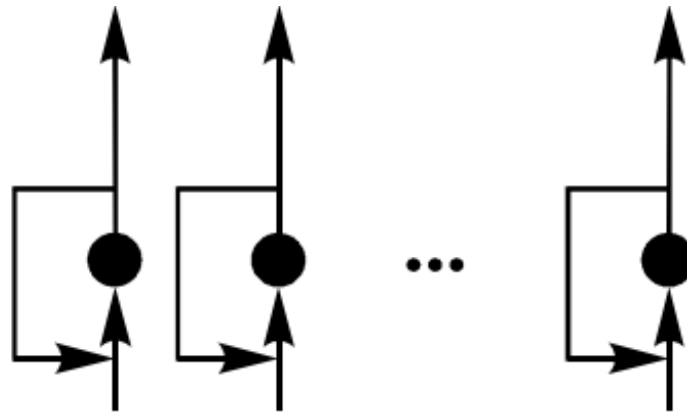


Рисунок 3.3 - Структура модельованої нейронної мережі

На відміну від цих робіт використовувалася однокрокова кластеризація без оптимізації коефіцієнта μ , що входить у вираз для активаційної функції нейрона:

$$f(x) = \mu / (1 + \exp(-\alpha x + \beta)), \quad (3.2)$$

де α - коефіцієнт нахилу, β - величина зміщення. В цьому випадку кластеризація всіх яркостей дублікатів відбувається в однакових умовах. Це дозволяє при оцінці близькості дублікатів порівнювати їх розподілу яркостей по кластерам, а не ранговому розподілу.

Отримані для дублікатів розподілу потужностей кластерів яскравості використовувалися для кластеризації зображень облич за наступним алгоритмом:

- випадковим чином в сукупності отриманих розподілів яскравості 120 дублікатів (надалі - зображень) вибирався розподіл, відповідний деякому зображенню, яке приймалося за зразок;
- обчислювалася близькість зображень до зразка, тобто визначалися попарні відстані між розподілами яскравості по кластерам для обраного зразка і всіх інших зображень;
- виконувалася кластеризація набору отриманих відстаней, включаючи нульове відстань зразка по відношенню до самого себе (зразок - зразок);
- визначалися зображення, відповідні відстаням, що потрапили в один інтервал з нульовим відстанню або в сусідні з ним інтервали;
- ці зображення розглядалися як близькі до вибраного зразком, тобто входять в один кластер зображень з ним;
- виділений кластер зображень віддалявся з досліджуваної колекції, і всі дії повторювалися для решти зображень;

– кластеризація завершувалася тоді, коли всі зображення розподілялися по кластерам.

Відмітимо, що, хоча частина етапів описаного алгоритму аналогічна етапам безознакового розпізнавання зображень облич є дві істотні відмінності:

Перше, і головне, з них полягає в тому, що немає апіорної інформації, яка полягає розподілі потужності кластерів яскравості заздалегідь відомого зразка, пред'явленого для порівняння. Зразком в алгоритмі служить розподіл потужності кластерів яскравості будь-якого випадкового зображення з даної колекції.

Друга відмінність полягає в тому, що всі виявлені зображення, близькі до цього випадкового зразка, в подальшому видаляються з розглянутої множини. Саме це відкриває можливість кластеризації, оскільки наступний випадковий зразок свідомо не схожий на вже вилучені зображення, але може бути схожий з частиною, що залишилася.

Для кластеризації відстаней використовувалася нейронна мережа з оптимізацією коефіцієнта μ . Оцінка близькості зображень проводилася з використанням двох відстаней: евклидова і відстані Кульбака-Лейблера.

У процесі досліджень експериментально було встановлено, що при визначенні близькості з використанням евклидової відстані, схожі зображення групуються в трьох перших інтервалах поблизу від стійкої точки, показано на рисунку 3.1. У разі відстані Кульбака-Лейблера таке угруповання спостерігається в найближчих двох інтервалах до стійкої точці.

Для кожного з відстаней було проведено по три експерименту. У кожному з них зразок, з якого починалася кластеризації, змінювався. У перших двох експериментах зображення-зразок належало одному і тій же особі і відрізнялося умовами зйомки при своєму отриманні. У третьому випадку воно належало іншій особі. Після видалення зображень виділеного кластера зразком ставало перше з решти зображень.

Результати експериментів наведені нижче в таблиці 3.2 і таблиці 3.3. У цих таблицях використані ті ж позначення кластерів, що і в таблиці 3.1. Категорії «свій» - «чужий» вказують приналежність зображень до одного з шести кластерів колекції.

Таблиця 3.2 - Розподіл нечітких дублікатів зображень осіб по кластерам (евклідова відстань)

Кластер	Експеримент					
	1		2		3	
	Свій	Чужий	Свій	Чужий	Свій	Чужий
a	20	0	20		20	
b	20	0	20		20	
c	20	1/(f)	20		20	1/(f)
d	20	9(e)	20		20	
e(1)	11		20		9	
e(2)					11	
f(1)	12		17		16	
f(2)	7		3		3	

Таблиця 3.3 - Розподіл нечітких дублікатів зображень осіб по кластерам (відстань Кульбака - Лейблера)

Кластер	Експеримент					
	1		2		3	
	Свій	Чужий	Свій	Чужий	Свій	Чужий
a(1)	20		20	1/(f)	17	
a(2)					3	
b	20		20			
c	20		20		20	
d	20		20		20	
e	20		20		20	20(b)
f(1)	5		5		5	
f(2)	2		11		2	
f(3)	6		2		6	
f(4)	3		1		3	
f(5)	4				4	

Якщо в експериментальний кластер потрапляло кілька зображень однієї особи, то число їх просто вказувалося в стовпці «свій» на рядку відповідного їм кластера. Для зображень іншої особи, що потрапили в цей же кластер, поруч з їх числом на цьому рядку в стовпці «чужий» в дужках вказується його позначення відповідно до таблиці 3.1. Так, в таблиці 3.2 зазначено, що в першому експерименті в кластер «с» потрапило 21 зображення. З них 20 - це зображення з кластера «с», а одне - з кластера «f». У другому експерименті в цей кластер увійшли тільки зображення обличчя з кластера «с». І результати третього експерименту збіглися з результатами першого.

Якщо вихідний кластер в процесі експерименту розбивався на кілька частин, то поруч з ім'ям кластера в дужках вказувався номер такої частини, наприклад, e(1). Так, в таблиці 3.2 зазначено, що вихідні кластери «e» і «f» в експериментах розпалися на дві частини. Наприклад, в першому експерименті 9 зображень вихідного кластера «e» потрапили в один кластер з зображеннями з кластера «d». У третьому експерименті зображення цього вихідного кластера точно розподілилися на дві частини.

3.4 Аналіз результатів

Якісний аналіз вмісту таблиць 3.2 і 3.3 дає підстави стверджувати, що запропонований алгоритм кластеризації в цілому працює успішно.

Так, кластери «a» і «b» у всіх трьох експериментах з використанням евклидової відстані для визначення близькості у таблиці 3.2 виділяються правильно, без сторонніх зображень 100%. У кластерах «с» і «d» крім всіх своїх зображень виявилися і сторонні зображення з кластерів «e» і «f». І, нарешті, чітко видно поділ кластерів «e» і «f» на дві частини.

Схожа картина вимальовується і при аналізі таблиці 3.3 за результатами експериментів з використанням відстані Кульбака-Лейблера. Кластери «с» і «d» виділені правильно в усіх трьох експериментах. Кластери «b» і «e» правильно виділені в двох експериментах, але потрапляють в один кластер в третьому експерименті. Кластер «f», як і в таблиці 3.2, демонструє розподіл на кілька частин.

Зауважимо, що розбиття одного кластера на кілька підкластера не завжди можна визнати помилковим.

На рисунку 3.4 наведені зображення облич з менших кластерів, на які при використанні евклидової відстані дробиться вихідний кластер зображення «е». На рисунку 3.5 - те ж саме, але для кластера «f» при використанні відстані Кульбака-Лейблера.

Очевидно, що виділення декількох кластерів менших розмірів з одного великого вихідного кластера цілком виправдано. Зображення верхнього ряду (один кластер) на обох малюнках істотно відрізняються від зображень нижнього ряду (інший кластер). У той же час помітно велику схожість зображень всередині будь-якого з цих рядів.

При кластеризації важливе значення має повторюваність результатів при різних способах її реалізації. З таблиці 3.3 видно, що вихідний кластер f при кластеризації в 1-м і 3-м експериментах дробиться на 5 дрібніших кластерів, які збігаються за розмірами. Крім того, ці дрібні кластери повністю співпали і по зображеннях осіб.

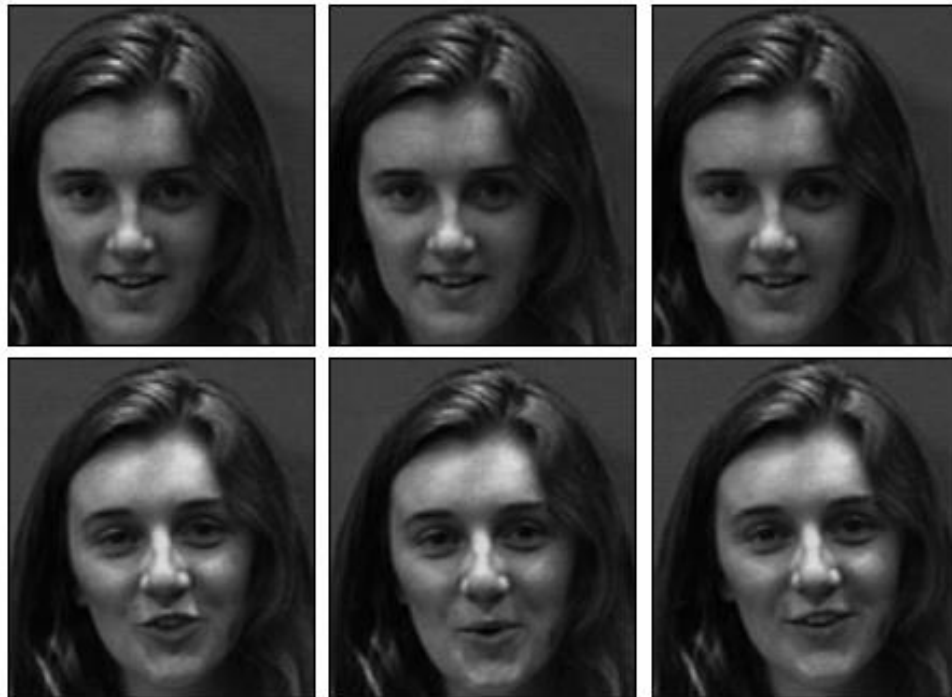


Рисунок 3.3 - Зображення осіб з кластерів «е (1)» (верхній ряд) і «е (2)» (нижній ряд) в 3-м експерименті з евклидовим відстанню

Таким чином, за підсумками застосування запропонованого алгоритму кластеризації деякі зображення вихідної колекції не володіють достатнім схожістю, хоча і відносяться до одного і того ж особи. Ця схожість або відмінність відноситься до семантиці зображень, яка побічно проявляється у відмінності розподілу їх яркостей, що і виявляє алгоритм.



Рисунок 3.4 - Зображення осіб з кластерів «f (3)» (верхній ряд) і «f (4)» (нижній ряд) в 3-м експерименті з відстанню Кульбака-Лейблера

Якщо порівняти дані таблиці 3.2 і 3.3, то можна виявити, що застосування відстані Кульбака-Лейблера дозволяє детальніше дослідити семантику вихідної колекції, ніж це дає евклідова відстань. Дійсно, з таблиці 3.2 видно, що кластер «f» в разі евклідова відстані розпадається на два кластери, а для відстані Кульбака Лейблера це число збільшується до п'яти. Це, мабуть, пов'язано з тим, що відстань Кульбака-Лейблера оцінює інформаційну близькість розподілів яскравості порівнюваних зображень.

Виконаємо тепер кількісну оцінку результатів застосування запропонованого алгоритму кластеризації. Ясно, що така оцінка не здатна вловити ті відмінності в змісті зображень, про які згадувалося вище. Проте, кількісне порівняння дає додаткову інформацію до якісного розгляду.

Будемо виходити з того, що ідеальна кластеризація повинна привести до виділення шести кластерів. Оцінимо ентропію розподілу зображень у вихідній колекції і в експериментах по формулі Шеннона:

$$H_0 = -\sum_i p_i \cdot \log_2 p_i, \quad (3.3)$$

де p_i - ймовірність попадання зображення в i -й кластер. Для вихідної колекції маємо ентропію $H_0 = 2,585$. Ентропія для експериментальних розподілів приведена в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 - Ентропія розподілу зображень по кластерам

	Експеримент	Ентропія кластерного розподілу	Середня ентропія H	Відхилення H від ентропії H_0
Евклідова відстань	1	2.948	2.739	6%
	2	2.582		
	3	2.687		
Відстань Кульбака-Лейблера	1	2.956	2.963	15%
	2	3.058		
	3	2.875		

За даними табл. 3.4 приходимо до висновку, що застосування інформаційної відстані Кульбака-Лейблера дає розподіл зображень по кластерам більш неузгоджене по ентропії з вихідним, ніж в разі евклідової відстані.

Якість розподілу зображень по кластерам щодо заздалегідь відомого розбиття, заданого вихідним тестовим набором, можна також кількісно оцінити за допомогою F-міри. Вона обчислюється як середнє гармонійне двох характеристик - повноти і точності при інформаційному пошуку документів. Цей захід є офіційною метрикою, рекомендованої при класифікації зображень.

Нехай $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ - досягнуте в експерименті розбиття на кластери, $m = |M|$ - загальне число експериментально отриманих кластерів. Також нехай $L = \{L_1, L_2, \dots, L_l\}$ - ідеальне (відоме заздалегідь) розбиття на кластери, $l = |L|$ - число кластерів в ідеальному розбитті. Визначимо поняття точності і повноти кожного отриманого кластера M_i , $i = 1, 2, \dots, m$, щодо відомого кластера L_j , $j = 1, 2, \dots, l$.

Нехай $n_i = |M_i|$ - число елементів (зображень) в отриманому кластері, $n_j = |L_j|$ - число елементів у відомому кластері, n - число загальних елементів для кластерів M_i і L_j . Тоді точність $P(M_i, L_j) = n_{ij} / n_i$, а повнота $R(M_i, L_j) = n_{ij} / n_j$. F-міра для пари M_i і L_j визначається співвідношенням:

$$F(M_i, L_j) = \frac{2 \cdot P(M_i, L_j) \cdot R(M_i, L_j)}{P(M_i, L_j) + R(M_i, L_j)}. \quad (3.4)$$

При повному збігу отриманого і відомого кластерів цей захід дорівнює 1.

F-міру всього отриманого розбиття M щодо очікуваного розбиття L визначимо як зважену суму F-мер для кожного з отриманих кластерів:

$$F(M, L) = \sum_{i=1}^m \frac{n_i}{n} F_i(M, L), \quad (3.5)$$

де $F(M, L) = \sum_{j=1}^l f(M_i, L_j)$ - міра i -го отриманого кластера щодо всього ідеального розбиття L , а $n = |\bigcup_{i=1}^m M_i|$ - загальне число елементів у вихідному тестовому наборі. В ідеальному випадку, коли кожному кластеру з M відповідає рівно один з L , $F(M, L)$ також звертається в одиницю. В іншому випадку $F(M, L) < 1$.

У таблиці 3.5 наведені значення F-заходи для проведених експериментів. З таблиці випливає, що кількісна оцінка якості кластеризації вище в разі застосування евклидової відстані. Зниження кількісної оцінки якості кластеризації в разі відстані Кульбака-Лейблера можна пояснити більш високою чутливістю цієї відстані до семантичним розбіжностям зображень, що входять в один з початкових кластерів (f) тестового набору. В результаті в цьому кластері виділяються підкластера.

Таблиця 3.5 F-міра розподілу зображень по кластерам

Експеримент	Відстань	
	Евклидово	Кульбака-Лейблера
1	0,97	0,89
2	0,97	0,93
3	0,92	0,75
Ср. значення	0.95	0,86

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Загальні питання з охорони праці

Умови праці на робочому місці, безпека технологічних процесів, машин, механізмів, устаткування та інших засобів виробництва, стан засобів колективного та індивідуального захисту, що використовуються працівником, а також санітарно-побутові умови повинні відповідати вимогам нормативних актів про охорону праці. В законі України «Про охорону праці» [29] визначається, що охорона праці - це система правових, соціально-економічних, організаційно-технічних, санітарно-гігієнічних і лікувально-профілактичних заходів та засобів, спрямованих на збереження життя, здоров'я і працездатності людини у процесі трудової діяльності.

При роботі з обчислювальною технікою змінюються фізичні і хімічні фактори навколишнього середовища: виникає статична електрика, електромагнітне випромінювання, змінюється температура і вологість, рівень вміст кисню і озону в повітрі. Повітря забруднюється шкідливими хімічними речовинами антропогенного походження за рахунок деструкції полімерних матеріалів, які використовуються для обробки приміщень та обладнання. Неправильна організація робочого місця сприяє загальному і локальній напрузі м'язів шиї, тулуба, верхніх кінцівок, викривлення хребта і розвитку остеохондрозу. На всіх підприємствах, в установах, організаціях повинні створюватися безпечні і нешкідливі умови праці. Забезпечення цих умов покладається на власника або уповноважений ним орган (далі роботодавець). Умови праці на робочому місці, безпека технологічних процесів, машин, механізмів, устаткування та інших засобів виробництва, стан засобів колективного та індивідуального захисту, що використовуються працівником, а також санітарно-побутові умови повинні відповідати вимогам нормативних актів про охорону праці. Роботодавець повинен впроваджувати сучасні засоби техніки безпеки, які запобігають виробничому травматизмові, і забезпечувати санітарно-гігієнічні умови, що запобігають виникненню професійних захворювань працівників. Він не має права вимагати від працівника виконання роботи, поєднаної з явною небезпекою для життя, а також в умовах, що не відповідають законодавству про охорону праці. Працівник має право відмовитися від дорученої роботи, якщо створилася виробнича ситуація, небезпечна для його життя чи здоров'я або людей, які його оточують, і навколишнього середовища.

4.1.1 Правові та організаційні основи охорони праці

Основним організаційним напрямом у здійсненні управління в сфері охорони праці є усвідомлення пріоритету безпеки праці і підвищення соціальної відповідальності держави, і особистої відповідальності працівників.

Державна політика в галузі охорони праці визначається відповідно до Конституції України Верховною Радою України і спрямована на створення належних, безпечних і здорових умов праці, запобігання нещасним випадкам та професійним захворюванням. Відповідно до статті 3 Закону України «Про охорону праці» [29] (далі – Закону) законодавство про охорону праці складається з Закону, Кодексу законів про працю України [30], Закону України "Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування від нещасного випадку на виробництві та професійного захворювання, які спричинили втрату працездатності" [31] та прийнятих відповідно до них нормативно-правових актів, норм міжнародного договору (ратифіковані Конвенції і Рекомендації МОТ, директиви Європейської Ради).

На законодавчому рівні визначено такі пріоритетні напрямки з безпеки праці:

- кожен працівник несе безпосередню відповідальність за порушення зазначених Законом, нормами і правилами вимог;
- напрямки реалізації конституційного права громадян на їх життя і здоров'я в процесі трудової діяльності:
 - пріоритет життя і здоров'я працівників по відношенню до результатів виробничої діяльності підприємства;
 - повна відповідальність роботодавця за створення належних – безпечних і здорових умов праці;
 - соціальний захист працівників, повне відшкодування збитків особам, які потерпіли від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань;
 - комплексне розв'язання завдань охорони праці;
 - підвищення рівня промислової безпеки шляхом забезпечення суцільного технічного контролю за станом виробництв, технологій та продукції, а також сприяння підприємствам у створенні безпечних та нешкідливих умов праці;
- соціальний захист працівників, повне відшкодування збитків особам, які потерпіли від нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань;
- використання економічних методів управління охороною праці, участь держави у фінансуванні заходів щодо охорони праці;

– використання світового досвіду організації роботи щодо поліпшення умов і підвищення безпеки праці на основі міжнародної співпраці.

Користувачі персональних комп'ютерів, для яких ця робота є головною, підлягають медичним оглядам: попереднім — під час влаштування на роботу і періодичним — протягом професійної діяльності раз на два роки. Жінок з часу встановлення вагітності та в період годування дитини грудьми до роботи з ПК не допускають.

Наявні трудові відносини між працівниками і роботодавцями в Україні за темою дипломного проекту регулюються Кодексом законів про працю (КЗпП) України, відповідно до якого права працюючої людини на охорону праці охороняються всебічно та норми охорони праці неухильно інтегровані до правил внутрішнього розпорядку організації/підприємства.

4.1.2 Організаційно-технічні заходи з безпеки праці

В організації/підприємстві проводиться навчання і перевірка знань з питань охорони праці відповідно до вимог Типового положення про порядок проведення навчання і перевірки знань з питань охорони праці, затвердженого наказом Держнаглядохоронпраці України від 26.01.2005 N 15, зареєстрованого в Міністерстві юстиції України 15.02.2005 за N 231/10511 [32].

Обов'язковими вимогами враховане наступне:

– ознайомлення з правилами безпеки праці, одержання відповідних інструктажів засвідчується у журналі інструктажів.

– перед допуском до самостійної роботи кожен працівник має право на навчання з питань охорони праці і роботодавець зобов'язаний, і проводить таке навчання у вигляді двох інструктажів з питань охорони праці:

1) вступного, який проводять працівники служби охорони праці об'єкта господарювання з усіма працівниками, яких приймають на роботу незалежно від їхньої освіти та стажу роботи за програмою, в якій подають загальні питання охорони праці із врахуванням її особливостей на об'єкті господарювання;

2) первинного, який проводять керівники структурних підрозділів на місці праці з кожним працівником до початку їхньої роботи на цьому робочому місці.

Проходження працівником цих інструктажів з питань охорони праці підтверджується записами у відповідних журналах обліку інструктажів і скріплюється підписами осіб, які проводили інструктажі та осіб, які отримали інструктажі.

- 3) Повторний (не рідше одного разу в 6 місяців);
- 4) Позаплановий (при зміні правил охорони праці);
- 5) Поточний (проводять з працівниками перед виконанням робіт, на яких оформляється наряд-допуск): обов'язкові організаційні заходи перед початком, під час і після завершення роботи повинні включати перевірку (візуально) наявності і справності електрообладнання та його заземлення, а під час виконання роботи вимогу «не залишати без нагляду обладнання, яке працює». Після закінчення роботи - вимагається прибирання робочого місця, відключення всіх електроприладів від електромережі.

4.2 Аналіз стану умов праці

Робота над методом кластеризації облич проходить в офісі. Для даної роботи достатньо однієї людини, для якої надано робоче місце зі стаціонарним комп'ютером.

4.2.1 Вимоги до приміщень

Геометричні розміри приміщення зазначені в табл. 4.1.

Таблиця 4.1 – Розміри приміщення

Найменування	Значення
Довжина, м	6
Ширина, м	3
Висота, м	2,5
Площа, м ²	18
Об'єм, м ³	45

Згідно з [33] розмір площі для одного робочого місця оператора персонального комп'ютера має бути не менше 6 кв. м, а об'єм — не менше 20 куб. м. Отже, дане приміщення цілком відповідає зазначеним нормам.

Для забезпечення потрібного рівного освітленості кімната має вікно та систему загального рівномірного освітлення, що встановлена на стелі. Для дотримання вимог пожежної безпеки встановлено порошковий вогнегасник та систему автоматичної пожежної сигналізації.

4.2.2 Вимоги до організації місця праці

При порівнянні відповідності характеристик робочого місця нормативним основні вимоги до організації робочого місця за [34] і відповідними фактичними значеннями для робочого місця, констатуємо повну відповідність.

Таблиця 4.2 - Характеристики робочого місця

Найменування параметра	Фактичне значення	Нормативне значення
Висота робочої поверхні, мм	750	680 ÷ 800
Висота простору для ніг, мм	730	не менше 600
Ширина простору для ніг, мм	660	не менше 500
Глибина простору для ніг, мм	700	не менше 650
Висота поверхні сидіння, мм	470	400 ÷ 500
Ширина сидіння, мм	400	не менше 400
Глибина сидіння, мм	400	не менше 400
Висота поверхні спинки, мм	600	не менше 300
Ширина опорної поверхні спинки, мм	500	не менше 380
Радіус кривини спинки в горизонтальній площині, мм	400	400
Відстань від очей до екрану дисплея, мм	800	700 ÷ 800

Приміщення кабінету має об'єм 45 м³, площу – 18 м².

Температура в приміщенні протягом року коливається у межах 18–24°C, відносна вологість — близько 50%. Система вентилявання приміщення — природна неорганізована, а опалення — централізоване.

Розміщення вікон забезпечує природне освітлення з коефіцієнтом природного освітлення не менше 1,5%, а загальне штучне освітлення, яке здійснюється за допомогою восьми люмінесцентних ламп, забезпечує рівень освітленості не менше 200 Лк.

За ступенем пожежної безпеки приміщення належить до категорії В.

4.2.3 Навантаження та напруженість процесу праці

За фізичним навантаженням робота відноситься до категорії легкі роботи (Ia), її виконують сидячи з періодичним ходінням. Щодо характеру організування виконання дипломної роботи, то він підпадає під нав'язаний режим, оскільки певні розділи роботи необхідно виконати у встановлені конкретні терміни. За ступенем нервово-психічної напруги виконання роботи можна віднести до II – III ступеня і кваліфікувати як помірно напружений – напружений за умови успішного виконання поставлених завдань.

Під час виконання робіт використовують ПК та периферійні пристрої (лазерні та струменеві), що призводить до навантаження на окремі системи організму. Такі перекося у напруженні різних систем організму, що трапляються під час роботи з ПК, зокрема, значна напруженість зорового аналізатора і довготривале малорухоме положення перед екраном, не тільки не зменшують загального напруження, а навпаки, призводять до його посилення і появи стресових реакцій.

Наявні психофізіологічні небезпечні та шкідливі фактори:

а) фізичного перевантаження:

- статичного;
- динамічного;

б) нервово-психічного перевантаження:

- розумового перенапруження;
- монотонності праці;
- перенапруження аналізаторів;
- емоційних перевантажень.

Роботу за дипломним проектом визнано, таку, що займає 50% часу робочого дня та за восьмигодинної робочої зміни рекомендовано встановити додаткові регламентовані перерви тривалістю 15 хв через кожну годину роботи.

4.3 Виробнича санітарія

На підставі аналізу небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації), пожежної безпеки можуть бути надалі вирішені питання необхідності забезпечення працюючих достатньою кількістю освітлення, вентиляції повітря, організації заземлення, тощо.

4.3.1 Аналіз небезпечних та шкідливих факторів при виробництві (експлуатації) виробу

Роботу, пов'язану з ЕОП з ВДТ, у тому числі на тих, які мають робочі місця, обладнані ЕОМ з ВДТ і ПП, виконують із забезпеченням виконання НПАОП 0.00-7.15-18 [9] «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями», які встановлюють вимоги безпеки до обладнання робочих місць, до роботи із застосуванням ЕОМ з ВДТ і ПП. Переважно роботи за проектами виконують у кабінетах чи інших приміщеннях, де використовують різноманітне електрообладнання, зокрема персональні комп'ютери (ПК) та периферійні пристрої.

Основними робочими характеристиками персонального комп'ютера є наступні:

- робоча напруга $U = +220\text{В} \pm 5\%$;
- робочий струм $I = 2\text{А}$;
- споживана потужність $P = 350\text{Вт}$.

Робоче місце має відповідати вимогам Державних санітарних правил і норм роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10.12.98 N 7 [34].

Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих факторів виконується у табличній формі (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 – Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих факторів

Небезпечні і шкідливі виробничі фактори	Джерела факторів (види робіт)	Кількісна оцінка	Нормативні документи
1	2	3	4
Фізичні			
- підвищений рівень напруги електричної мережі, замикання якої може відбутися через тіло людини	-//-	4	[7]
- недостатність природного світла	порушення умов праці (вимог до приміщень)	2	[8]
- недостатнє освітлення робочої зони	порушення гігієнічних параметрів виробничого середовища	3	[8]

Продовження таблиці 4.3

1	2	3	4
Психофізіологічні:			
- нервово-психічна перевантаження (розумове, перенапруження аналізаторів-зорових)	- пошук інформації для постановки теми; - пошук та аналіз аналогів і літератури; - пошук наявних технологій, моделювання та аналіз алгоритмів; - виконання роботи за темою диплома, тестування; - оформлення роботи	4	[9] [6]
- фізичні (статичне – сидіння)	порушення умов праці (організації місця праці-сидіння користувача,) та організації робочого часу - безпервна робота)	2	[9] [6]

4.3.2 Пожежна безпека

Приміщення оснащено системою автоматичної пожежної сигналізації, має 1 вогнегасник ВП-5 із зарядом вогнегасної речовини 8-12 кг, відповідно до вимог чинного законодавства України. Проходи до засобів пожежогасіння вільні, не захарашуються та у разі потреби забезпечувати евакуацію всіх людей, які перебувають у приміщенні через один евакуаційний вихід з дверима на шляху евакуації, що відчиняться в напрямку виходу з будівлі від робочого місця. В приміщенні наявна затверджена «План-схема евакуації з кабінету (приміщення)».

Пожежна безпека при застосуванні ЕОМ забезпечується:

- 1) системою запобігання пожежі,
- 2) системою протипожежного захисту,
- 3) організаційно-технічними заходами.

Згідно ДБН В.2.5-28:2018[36] таке приміщення, площею 25 м², відноситься до категорії "В" (пожежонебезпечної) та для протипожежного захисту в ньому проектом передбачено устаткування автоматичною пожежною сигналізацією із застосуванням датчиків-сповіщувачів РІД-1 (сповіщувач димовий ізоляційний) в кількості 1 шт., і застосуванням первинних засобів пожежогасіння.

Горючими матеріалами в приміщенні, де розташовані ЕОМ, є:

- 1) поліамід – матеріал корпусу мікросхем, горюча речовина, температура самозаймання 420° С,

- 2) полівінілхлорид – ізоляційний матеріал, горюча речовина, температура запалювання 335° С, температура самозаймання 530° С,
- 3) склотекстоліт ДЦ – матеріал друкарських плат, важкогорючий матеріал, показник горючості 1.7А, не схильний до температурного самозаймання,
- 4) пластикат кабельний №.489 – матеріал ізоляції кабелів, горючий матеріал, показник горючості більше 2.1,
- 5) деревина – будівельний і обробний матеріал, з якого виготовлені меблі, горючий матеріал, показник горючості більше 2.1, температура запалювання 255° С, температура самозаймання 399° С.

Продуктами згорання, що виділяються на пожежі, є: окис вуглецю; сірчистий газ; окис азоту; синильна кислота; акромін; фосген; хлор і ін. При горінні пластмас, окрім звичних продуктів згорання, виділяються різні продукти термічного розкладання: хлорангідридні кислоти, формальдегіди, хлористий водень, фосген, синильна кислота, аміак, фенол, ацетон, стирол.

4.4 Освітлення

Збільшення освітленості сприяє поліпшенню працездатності навіть в тих випадках, коли процес праці практично не залежить від зорового сприйняття. При поганому освітленні людина швидко втомлюється, працює менш продуктивно, виникає потенційна небезпека помилкових дій і нещасних випадків.

Освітленість приміщення має велике значення при роботі на ПЕОМ. Вона багато в чому визначається колірною і мережевий обстановкою. Для зменшеного поглинання світла стеля і стіни вище панелей (1,5-1,7м.). Якщо вони не облицьовані звукопоглинальним матеріалом, фарбуються білою водоемульсійною фарбою (коефіцієнт відбиття повинен бути не менше 0,7). Для забарвлення стіни панелей рекомендується віддавати перевагу світлим фарбам.

Природне освітлення, коли робочі місця з ПЕОМ розташовуються в один ряд по довжині приміщення на відстані 0,8 - 1,0 м від стіни з віконними прорізами, і екрани знаходяться перпендикулярно цієї стіни. Основний потік природного світла при цій повинен бути зліва. Не допускається спрямування основного світлового потоку природного світла праворуч, ззаду і спереду працює на ПЕОМ. Оптимальна відстань очей

до екрана відео монітора повинна становити 60-70 см, допустиме не менше 50 см. Розглядати інформацію ближче 50 см не рекомендується.

У приміщенні, де розташовані ЕОМ передбачається природне бічне освітлення, рівень якого відповідає ДБН В.2.5-28:2018 [36]. Джерелом природного освітлення є сонячне світло. Регулярно повинен проводитися контроль освітленості, який підтверджує, що рівень освітленості задовольняє [34] і для даного приміщення в світлий час доби достатньо природного освітлення.

Розрахунок освітлення.

Для будівель виробництв світловий коефіцієнт приймається в межах 1/6 - 1/10:

$$\sqrt{a^2 + b^2} \cdot S_b = (1/8 \div 1/10) \cdot S_n \quad (4.1)$$

де S_b – площа віконних прорізів, м²;

S_n – площа підлоги, м².

$$S_n = a * b = 6 * 3 = 18 \text{ м}^2$$

$$S_{\text{вік}} = 1/8 * 18 = 2,25 \text{ м}^2$$

Приймаємо 2 вікна площею $S = 1,13 \text{ м}^2$ кожне.

Розрахунок штучного освітлення виробляється по коефіцієнтах використання світлового потоку, яким визначається потік, необхідний для створення заданої освітленості при загальному рівномірному освітленні. Розрахунок кількості світильників п виробляється по формулі (4.2):

$$n = \frac{E \cdot S \cdot Z \cdot K}{F \cdot U \cdot M} \quad (4.2)$$

де E – нормована освітленість робочої поверхні, визначається нормами – 300 лк;

S – освітлювана площа, м²; $S = 18 \text{ м}^2$;

Z – поправочний коефіцієнт світильника ($Z = 1,15$ для ламп розжарювання та ДРЛ; $Z = 1,1$ для люмінесцентних ламп) приймаємо рівним 1,1;

K – коефіцієнт запасу, що враховує зниження освітленості в процесі експлуатації – 1,5;

U – коефіцієнт використання, залежний від типу світильника, показника індексу приміщення і т.п. – 0,575

M – число люмінесцентних ламп в світильнику – 2;

F – світловий потік лампи – 5400лм (для ЛБ-80).

Підставивши числові значення у формулу (4.2), отримуємо:

$$n = \frac{300 * 18 * 1,1 * 1,5}{5400 * 0,575 * 2} \approx 1$$

Приймаємо освітлювальну установку, яка складається з одного світильника, який складаються з 2-х люмінесцентних ламп загальною потужністю 160 Вт, напругою – 220 В.

4.5 Вентилювання

Здійснюється провітрювання приміщення, в залежності від погодних умов, тривалість повинна бути не менше 10 хв. Найкращий обмін повітря здійснюється при наскрізному провітрюванні.

4.6 Розрахунок захисного заземлення (забезпечення електробезпеки будівлі).

Загальний опір захисного заземлення визначається за формулою:

$$R_{ззн} = \frac{R_з \cdot R_n}{R_n \cdot n \cdot \eta_з + R_з \cdot \eta_n}, \quad (4.3)$$

де $R_з$ - опір заземлення, якими когут бать труби, опори, кути і т.п., Ом;

R_n - опір опори, яке з'єднує заземлювачі, Ом;

n - кількість заземлювачів;

$\eta_з$ - коефіцієнт екранування заземлювача; приймається в межах $0,2 \div 0,9$; $\eta_з = 0,7$

η_n - коефіцієнт екранування сполучної стійки; приймається в межах $0,1 \div 0,7$; $\eta_n = 0,5$;

Опір заземлення визначається за формулою:

$$R_3 = \frac{\rho}{2\pi \cdot l} \cdot \left(\ln \frac{2 \cdot l}{d} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot t + l}{4 \cdot t - l} \right), \quad (4.4)$$

де ρ - питомий опір ґрунту, залежить від типу ґрунту, Ом·м;

для піску - 400 ÷ 700 Ом·м; приймаємо $\rho = 400$ Ом·м;

l - довжина заземлювача, м; для труб - 2-3 м; $l = 3$ м;

d - діаметр заземлювача, м; для труб - 0,03-0,05 м; $d = 0,05$ м;

t - відстань від середини забитого в ґрунт заземлювача до рівня землі, м; $t = 2$ м.

$$R_3 = \frac{400}{2 \cdot 3,14 \cdot 3} \left(\ln \frac{2 \cdot 3}{0,05} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot 2 + 3}{4 \cdot 2 - 3} \right) = 110, \text{ Ом}$$

Опір смуги, що з'єднує заземлювачі, визначається за формулою:

$$R_u = \frac{\rho}{2\pi \cdot L} \cdot \ln \frac{2 \cdot L^2}{b \cdot t^1}, \quad (4.5)$$

де L - довжина смуги, що з'єднує заземлювачі (м) і приблизно дорівнює периметру будівлі: $P_{\text{буд.}} = 42 \cdot 2 + 38 \cdot 2 = 160$ м; $L = 160$ м;

b - ширина смуги, м; $b = 0,03$ м;

t_1 - глибина заземлення від рівня землі, м; $t_1 = 0,5$ м.

$$R_u = \frac{400}{2 \cdot 3,14 \cdot 160} \cdot \ln \frac{2 \cdot 160^2}{0,03 \cdot 0,5} = 5,99, \text{ Ом}$$

Кількість заземлювачів захисного заземлення визначається за формулою:

$$n = \frac{2 \cdot R_3}{4 \cdot \eta_3}, \quad (4.6)$$

де 4 - допустимий загальний опір, Ом;

2 - коефіцієнт сезонності.

Визначаємо загальний опір захисного заземлення:

$$R_{\text{зн}} = \frac{110 \cdot 5,99}{5,99 \cdot 79 \cdot 0,7 + 110 \cdot 0,5} = 1,7 \text{ Ом}$$

Висновок: дане захисне заземлення буде забезпечувати електробезпеку будівлі, так як виконується умова: $R_{ззп} < 4 \text{ Ом}$.

При виникненню пожеж при роботі на ПЕОМ від таких можливими джерел запалювання як:

- іскри і дуги коротких замикань;
- перегрів провідників, резисторів та інших радіодеталей ПЕОМ, від тривалої перевантаження та наявність перехідного опору;
- іскри при розмиканні і розмиканні ланцюгів;
- розряди статичної електрики;
- необережному поводженню з вогнем, а також вибухи газо-повітряних і пароповітряних сумішей.

4.7 Екологія

Діяльність за темою магістерської роботи, а саме: метод кластеризації облич в процесі її виконання впливає на навколишнє природне середовище і регламентується нормами діючого законодавства: Законом України «Про охорону навколишнього природного середовища» [39], Законом України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення» [40], Законом України «Про відходи» [41].

В процесі діяльності з виконанням дипломного проектуванням виникають процеси поводження з відходами ІТ галузі. Нижче надано перелік відходів, що утворюються в процесі роботи:

- відпрацьовані люмінесцентні лампи - I клас небезпеки.
- змінні носії інформації - IV клас небезпеки.
- відпрацьовані вогнегасники - IV клас небезпеки.
- макулатура - IV клас небезпеки.

ВИСНОВКИ

У сучасному світі, завдяки широкому спектру можливих застосувань, з'явився великий інтерес до технологій ідентифікації людини по обличчю. Вони використовуються як в системах забезпечення громадської безпеки: в охоронних, контрольно-пропускних системах і системах спостереження, так і в персональних пристроях цифрових камерах, роботів-помічників, смартфонах і ноутбуках. Відомо про велику кількість досліджень в області ідентифікацій людини по обличчю, але на практиці, можна сказати, що успішність розпізнавання залежить від безлічі факторів: від умов освітленості об'єкта, кута огляду, віку людини і маскувальних елементів на ньому. Все це робить проблему точного розпізнавання осіб складним завданням, що вимагає ретельного вивчення.

У рамках атестаційної роботи був розроблений і реалізований метод кластеризації облич для системи автоматичної ідентифікації людини.

Багатокрокова кластеризація міри близькості зображень дозволяє розбити неструктуровану множину невідомих за змістом зображень на групи зображень, схожих між собою.

Кількісна оцінка кластеризації показує кращі результати при використанні в якості міри близькості зображень евклидову відстані. Для цього випадку відхилення ентропії отриманого розподілу зображень по кластерам становить 6%, а середнє значення F-міри одно 0,95.

Використання відстані Кульбака-Лейблера дозволяє краще (у порівнянні з евклидовим) виділяти семантично однорідні кластери. Це призводить до дроблення деяких кластерів вихідного тестового набору на підкластера і, відповідно, погіршує кількісну оцінку кластеризації.

В розділі «ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ» проведено аналіз потенційних небезпечних та шкідливих виробничих факторів, причин пожеж. Розглянуті заходи, які дозволяють забезпечити гігієну праці і виробничу санітарію. На підставі аналізу розроблені заходи з техніки безпеки та рекомендації з пожежної профілактики. Розглянуто загальний вплив на навколишнє природне середовище, та аналіз потенційно небезпечних і шкідливих виробничих чинників які виконується для умов праці з використанням персонального комп'ютера на якому будуть аналізуватися методи для оптимізації запитів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

- 1) Девід Формайс, Жан Понс Комп'ютерне зір, [Текст] / Сучасний підхід, 2004
- 2) Айзерман М.А., Браверман Е.М., Розоноер Л.І. Метод потенційних функцій в теорії навчання машин, [Текст] / - М.: Наука, 2004.
- 3) Журавльов Ю.І. Про алгебраїчному підході до вирішення завдань розпізнавання або класифікації, [Текст] / М.: Наука, 2005. - Вип. 33.
- 4) Мазуров В.Д. Комітети систем нерівностей і завдання розпізнавання, [Текст] / Кібернетика, 2004, № 2.
- 5) Потапов А.С. Розпізнавання образів і машинне сприйняття, [Текст] / С-Пб.: Політехніка, 2007.
- 6) Мінський М., Пейперт С. Перцептрони, [Текст] / - М.: Мир, 2007.
- 7) Растрингін Л. А., Еренштейн Р. Х. Метод колективного розпізнавання, [Текст] / М. Енергоіздат, 2006.
- 8) Рудаков К.В. Про алгебраїчної теорії універсальних і локальних обмежень для задач класифікації // Розпізнавання, класифікація, прогноз. Математичні методи та їх застосування. Вип. 1, [Текст] / - М.: Наука, 2007.
- 9) Фу К. Структурні методи в розпізнаванні образів. - М.: Мир, 2005.
- 10) Turk M., Pentland A. Eigenfaces for recognition, [Текст] / Journal of Cognitive Science. 1991. P. 71-86.
- 11) Belhumer Peter N., Hespanha Joao P., Kriegman David J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection. 1996 European Conference on Computer Vision. [Електронний ресурс]
- 12) Duda R., Hart P. Pattern Classification and Scene Analysis. New York: Wiley, 1973. [Електронний ресурс]
- 13) Samaria F. Face recognition using Hidden Markov Models. PhD thesis. Engineering department, Cambridge University. Oct. 1994. [Електронний ресурс]
- 14) Nefian Ara V., Hayes III Monson H. Hidden Markov Models For Face Recognition. Center for Signal and Image Processing School of Electrical and Computer Engineering Georgia Institute of Technology, Atlanta. [Електронний ресурс]
- 15) Eickeler Stefan, Muller Stefan, Rigoll Gerhard. High Performance Face Recognition Using Pseudo 2-D Hidden. Gerhard-Mercator University Duisburg, Department of Computer Science, Faculty of Electrical Engineering. [Електронний ресурс]

- 16) Muller S., Stefan, Wallhoff Frank, Hulsken Frank. Facial Expression Recognition Using Pseudo 3-D Hidden Markov Models. Dep. of Computer Science, Faculty of Electrical Engineering. [Электронный ресурс]
- 17) Kerpenekci Burcu. Face Recognition Using Gabor Wavelet Transform. A thesis submitted to the graduate school of natural sciences of the Middle East technical university. [Электронный ресурс]
- 18) Yang G., Huang T. S. Human Face Detection in Complex Background // Pattern Recognition. [Текст] / Vol. 27. No. 1. 1994. P. 53-63.
- 19) Добеши І. Десять лекцій з вейвлета, [Текст] / РХД Москва-Іжевськ, 2001..
- 20) Столніц Е., ДеРоуз Т., Салезін Д. Вейвлети в комп'ютерній графіці, [Текст] / РХД Москва-Іжевськ, 2002.
- 21) <http://www.uk.research.att.com> [Електронний ресурс]
- 22) <http://cvc.yale.edu> [Електронний ресурс]
- 23) <http://www.nist.gov/humanid/feret> [Електронний ресурс]
- 24) Florian Schroff, Dmitry Kalenichenko, and James Philbin. "FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering" [Електронний ресурс]
- 25) Chunhui Zhu, Fang Wen, and Jian Sun. "A Rank-order Distance Based Clustering Algorithm for Face Tagging". In: Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, [Текст] / CVPR '11. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2011, pp. 481-488.
- 26) Гороховатский В.А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении: монография / В.А. Гороховатский. – Х.: [Текст] / Компания СМІТ, 2014. – 316с.
- 27) Gorokhovatskyi V.A. Image Classification Methods in the Space of Descriptions in the Form of a Set of the Key Point Descriptors / V.A. Gorokhovatskyi, [Текст] / Telecommunications and Radio Engineering.– 2018, 77 (9), pp. 787–797.
- 28) Путятин Е.П. Обработка изображений в робототехнике / Е.П. Путятин, С.И. Аверин. – М.: Машиностроение, [Текст] / 1990. – 320 с.
- 29) Закон України "Про охорону праці". Вводиться в дію Постановою ВР № 2695-ХІІ від 14.10.92, ВВР, 1992, № 49, ст.669. - Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2694-12](http://www.url.gov.ua)
- 30) Кодекс законів про працю України. Затверджується Законом № 322-VIII від 10.12.71 ВВР, 1971. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/322-08](http://www.url.gov.ua)
- 31) Закон України "Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування від нещасного випадку на виробництві та професійного захворювання, які спричинили втрату

працездатності". Наказ від 21 грудня 2000 року N 2180-III. Режим доступу: [www. URL: https://dnaop.com/html/2065/doc-zakon-ukrajini-pro-zagalynoobovjzskove-derzhavne-socialyne-strahuvannya-vid-neshhasnogo-vipadku-na-virobnictvi-ta-profesijnogo-z](http://www.dnaop.com/html/2065/doc-zakon-ukrajini-pro-zagalynoobovjzskove-derzhavne-socialyne-strahuvannya-vid-neshhasnogo-vipadku-na-virobnictvi-ta-profesijnogo-z)

32) Про затвердження Типового положення про порядок проведення навчання і перевірки знань з питань охорони праці (НПАОП 0.00-4.12-05). Наказ від 26.01.2005 №15. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0231-05](http://www.zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0231-05)

33) Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень ДСН 3.3.6.042-99. Постанова N 42 від 01.12.99. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99](http://www.zakon.rada.gov.ua/rada/show/va042282-99)

34) Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ДСанПН 3.3.2.007-98. Затверджено Постановою Головного державного санітарного лікаря України 10 грудня 1998 р. N 7. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98](http://www.zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98)

35) Електробезпека в будівлях і спорудах. Вимоги до захисних заходів від ураження електричним струмом. Наказ від 1 липня 2016 року N 204. Режим доступу: [www. URL: http://epicentre.co.ua/dstu/doc28522.html](http://epicentre.co.ua/dstu/doc28522.html)

36) ДБН В.2.5-28:2018 «Природне і штучне освітлення». Режим доступу: [www. URL: http://www.minregion.gov.ua/wp-content/uploads/2018/12/V2528-1.pdf](http://www.minregion.gov.ua/wp-content/uploads/2018/12/V2528-1.pdf)

37) 9.НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями». Зареєстровано в Міністерстві юстиції України 25 квітня 2018 р. за № 508/31960. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0508-18](http://www.zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0508-18)

38) ДСТУ Б В.1.1-36:2016 «Визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою». Наказ від 15.06.2016 №158. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0158858-16](http://www.zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0158858-16)

39) Закон України «Про охорону навколишнього природного середовища». Вводиться в дію Постановою ВР № 1268-XII від 26.06.91, ВВР, 1991, № 41, ст.547. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1264-12](http://www.zakon.rada.gov.ua/laws/show/1264-12)

40) Закони України «Про охорону навколишнього природного середовища». Вводиться в дію Постановою ВР № 4005-XII від 24.02.94, ВВР, 1994, № 27, ст.219. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/4004-12](http://www.zakon.rada.gov.ua/laws/show/4004-12)

41) Закон України «Про відходи». Відомості Верховної Ради України (ВВР), 1998, № 36-37, ст.242. Режим доступу: [www. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/187/98-вр](http://www.zakon.rada.gov.ua/laws/show/187/98-вр)

ДОДАТОК А. Електронні плакати

Метод кластеризації та ідентифікації людських облич

Виконав: ст. гр. КІ-18дм

Попов Я.В.

Керівник доц. Барбарук В.М.

Актуальність роботи

- Актуальність теми полягає в тому, що на даний момент розпізнавання образів - одне з провідних напрямків кібернетики. Так, в останні роки воно знаходить все більше застосування: воно спрощує взаємодію людини з комп'ютером і створює передумови для застосування різних систем штучного інтелекту.
- У сучасному світі, завдяки широкому спектру можливих застосувань, з'явився великий інтерес до технологій ідентифікації людини по обличчю. Відомо про велику кількість досліджень в області ідентифікації людини по обличчю, але на практиці, можна сказати, що успішність розпізнавання залежить від безлічі факторів: від умов освітленості об'єкта, кута огляду, віку людини і маскувальних елементів на ньому. Все це робить проблему точного розпізнавання осіб складним завданням, що вимагає ретельного вивчення.

Методи розпізнавання людських облич

- На даний час існує багато методів розпізнавання людських облич. Наприклад такі як метод головних компонентів, лінійний дискриминант Фішера, одновимірна і двовимірна марковська модель та інше.



- Ефективність описаних методів істотно залежить від властивостей зображень. Необхідно, щоб всі обличчя знімалися з однаковим ракурсом і освітленням. Для всіх методів потрібно, щоб розміри зображення і обличчя були однакові. Внаслідок чого, для порівняння ефективності різних методів, потрібно їх тестування на однакових базах даних.
- Результати роботи алгоритмів:

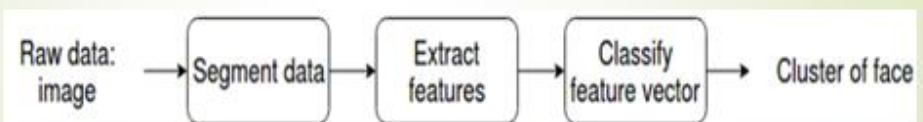
Алгоритм	Відсоток розпізнавання
Метод головних компонент	80%
Лінійний дискриминант Фішера	91%
Одновимірна Марковська Модель	84%
Двовимірна Марковська Модель	99.5%
Вейвлети Габора	95.5%

Методи кластеризації

- Кластеризація - це метод розділення набору об'єктів на різні групи або кластери, в результаті чого кожен кластер має однакові об'єкти, а різні кластери містять об'єкти з різними характеристиками. Кластеризація облич - це процес угруповання облич людей. В ідеалі цей процес призводить до того, що у кожної людини є свій кластер, що містить зображення цієї конкретної людини.
- Процес кластеризації обличчя починається з набору зображень, які повинні бути кластеризовані. Потім обличчя цих зображень повинні бути вилучені, розпізнані та згруповані в кластер, що містить всі зображення цієї людини. Звичайний підхід до реалізації цієї кластеризації - використання конвеєра візуального розпізнавання образів.

Конвеєр для межі кластеризації показаний на рисунку складається з трьох етапів:

- Сегмент даних: кожне обличчя, яке з'являється на зображенні, має бути сегментоване і відправлено на наступний крок.
- Витяг об'єктів: математичне представлення зображення може бути вилучено для класифікації облич. Вкладення обличчя - це багатовимірне числове векторне уявлення обличчя.
- Класифікувати вектор об'єктів: на цьому етапі виконується фактична класифікація або кластеризація.



Алгоритм кластеризація людських облич

Методика віднесення елемента до якогось образу називається вирішальним правилом. Ще одне важливе поняття - метрика - визначає відстань між елементами множини. Чим менший цей період, тим більше схожі об'єкти, які ми розпізнаємо.

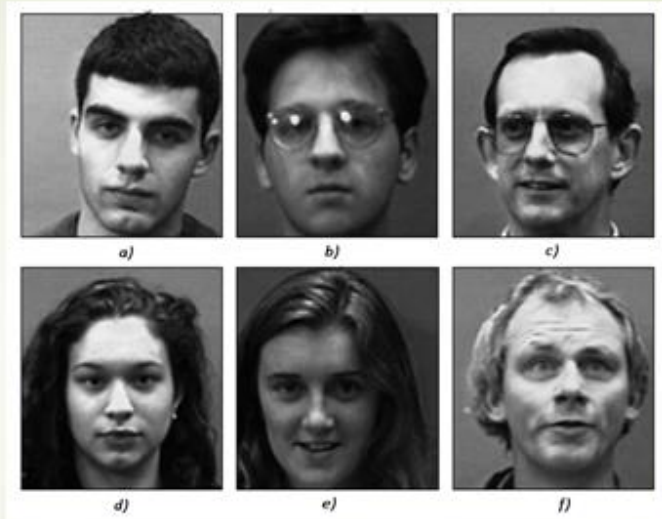
У основі процедури повної кластеризації облич з колекції, що кластеризується:

- вибирається деяке довільне обличчя
- для усіх зображень розраховується відстані до нього і потім кластеризує їх.
- таким чином, виділяється кластер зображень, схожих на довільно вибраний зразок.
- Кластер цих виділених зображень видаляється з початкової множини. У множині зображень, що залишилися, також вибирається довільне зображення, вичисляється відстані до нього.
- Це дозволить виділити наступний кластер схожих зображень. Багатократне повторення описаної процедури, дасть можливість повністю кластеризувати множини облич.

Результат роботи алгоритму

Для кластеризації облич оцінка близькості зображень проводилася з використанням двох відстаней: евклидова і відстані Кульбака-Лейблера.

З метою перевірки описаного вище алгоритму був здійснений ряд експериментів з зображеннями з колекції облич. Кожна обличчя представлено в цій колекції двадцятьма зображеннями, отриманими при різних ракурсах, умовах освітлення і відображають різну міміку.



Результати експериментів наведені нижче в таблиці. Категорії «свій» - «чужий» вказують приналежність зображень до одного з шести кластерів колекції.

- Розподіл нечітких дублікатів зображень осіб по кластерам (евклідова відстань)

Кластер	Експеримент					
	1		2		3	
	Свій	Чужий	Свій	Чужий	Свій	Чужий
a	20	0	20		20	
b	20	0	20		20	
c	20	1/(f)	20		20	1/(f)
d	20	9(e)	20		20	
e(1)	11		20		9	
e(2)					11	
f(1)	12		17		16	
f(2)	7		3		3	

- Розподіл нечітких дублікатів зображень осіб по кластерам (відстань Кульбака - Лейблера)

Кластер	Експеримент					
	1		2		3	
	Свій	Чужой	Свій	Чужой	Свій	Чужой
a(1)	20		20	1/(f)	17	
a(2)					3	
b	20		20			
c	20		20		20	
d	20		20		20	
e	20		20		20	20(b)
f(1)	5		5		5	
f(2)	2		11		2	
f(3)	6		2		6	
f(4)	3		1		3	
f(5)	4				4	

Аналіз результатів

Аналіз вмісту таблиць дає підстави стверджувати, що запропонований алгоритм кластеризації в цілому працює успішно.

- Так, кластери «a» і «b» у всіх трьох експериментах з використанням евклидової відстані для визначення близькості виділяються правильно, без сторонніх зображень 100%. У кластерах «c» і «d» крім всіх своїх зображень виявилися і сторонні зображення з кластерів «e» і «f». І, нарешті, чітко видно поділ кластерів «e» і «f» на дві частини.
- Схожа картина вимальовується і при аналізі експериментів з використанням відстані Кульбака-Лейблера. Кластери «c» і «d» виділені правильно в усіх трьох експериментах. Кластери «b» і «e» правильно виділені в двох експериментах, але потрапляють в один кластер в третьому експерименті. Кластер «f», як і в 1-ї таблиці, демонструє розподіл на кілька частин.