

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ ТА НАУКИ УКРАЇНИ  
КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ  
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА  
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»  
Циклова комісія комп'ютерних систем та мереж  
(повна назва циклової комісії)

Допустити до захисту

Голова випускової циклової комісії  
комп'ютерних систем та мереж

(повна назва циклової комісії)

  
(підпис) Ірина КРАВЧУК  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« 10 » 06 2025 р.


**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
(ПОЯСНОВАЛЬНА ЗАПИСКА)

**ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНОГО СТУПЕНЯ**  
**ФАХОВИЙ МОЛОДШИЙ БАКАЛАВР**

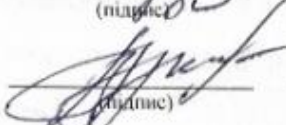
Тема: Забезпечення безпеки даних у комп'ютерних мережах за допомогою  
технологій віртуальних приватних мереж (VPN)  
3-011

Група: \_\_\_\_\_ Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

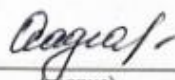
Здобувач освіти

  
(підпис) Еліна КУЗНЕЦОВА  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи

  
(підпис) Владислав СОБЧУК  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Консультант з  
оформлення  
пояснювальної записки

  
(підпис) Оксана ОСАДЧА  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

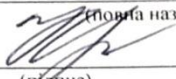
Кривий Ріг 2025 р.

КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ  
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА  
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»

Відділення комп'ютерної та програмної інженерії  
Циклова комісія комп'ютерних систем та мереж  
Освітньо-професійний ступінь фаховий молодший бакалавр  
Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Голова випускової циклової комісії  
комп'ютерних систем та мереж

  
(підпис) Ірина КРАВЧУК  
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« 01 » 05 2025 р.

### ЗАВДАННЯ

#### НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧУ ОСВІТИ

Еліні Едуардівні КУЗНЕЦОВІЙ

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема Забезпечення безпеки даних у комп'ютерних мережах за допомогою технологій віртуальних приватних мереж (VPN)

Керівник Владислав СОБЧУК

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

затверджені наказом по коледжу від « 04 » 04 2025 року № 50-ст

2. Строк подання здобувачем освіти роботи 01.03.25 по 10.06.25

3. Вихідні дані до роботи набір зображень з обличчям

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1 аналіз предметної області та постановка задачі

2 огляд засобів вирішення задачі

3 реалізація рішення

4 робота системи;

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

Презентація Microsoft PowerPoint

6. Консультанти розділів роботи (проекту)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання тапів роботи	Примітка
1.	<i>Узгодження технічного завдання</i>	<i>01.03.2025-15.03.2025</i>	<i>Виконано</i>
2.	<i>Підбір та опрацювання теоретичного матеріалу</i>	<i>16.03.2025-20.03.2025</i>	<i>Виконано</i>
3.	<i>Аналіз проблеми та огляд існуючих рішень</i>	<i>21.03.2025-10.04.2025</i>	<i>Виконано</i>
4.	<i>Вибір засобів розробки</i>	<i>11.04.2025-20.04.2025</i>	<i>Виконано</i>
5.	<i>Розробка структури системи</i>	<i>21.04.2025-01.05.2025</i>	<i>Виконано</i>
6.	<i>Реалізація системи</i>	<i>02.05.2025-10.05.2025</i>	<i>Виконано</i>
7.	<i>Тестування системи</i>	<i>11.05.2025-20.05.2025</i>	<i>Виконано</i>
8.	<i>Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи</i>	<i>21.05.2025-30.05.2025</i>	<i>Виконано</i>
9.	<i>Перевірка кваліфікаційної роботи керівником</i>	<i>31.05.2025-10.06.2025</i>	<i>Виконано</i>
10.	<i>Захист кваліфікаційної роботи</i>		

Здобувач освіти

(підпис)

*Еліна КУЗНЕЦОВА*

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи

(підпис)

*Владислав СОБЧУК*

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)



## Звіт подібності

## Метадані

Назва організації:  
**Ukrainian national aviation university**  
 Затітлювач:  
**Кузнцова\_3011\_на\_проверку**  
 Автор: Називає користувач / Експорт:  
**КузнцоваКравчук І.**  
 Називає користувач:  
**Криворізький Фаховий коледж**

## Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Завжди має аналізувати компетентна і уповноважена особа.



КП 1

25

Довжина фраз для коефіцієнта подібності 2



КЦ

7691

Кількість слів

61271

Кількість знайдених слів

## Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні. Тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		0
Інтервали		0
Мікропробіли		1
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		99

## Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відірити кожне джерело і проаналзувати зміст і правильність оформлення джерела.

## 10 найдовших фраз

Колір тексту

Кількість знайдених слів

Кількість знайдених слів

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи “ *Забезпечення безпеки даних у комп’ютерних мережах за допомогою технологій віртуальних приватних мереж (VPN)* ”: 52 с., 10 рис., 2 табл., 21 літературне джерело, 2 додатки.

КОМП’ЮТЕРНИЙ ЗІР, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ, ЗГОРТКОВА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, TENSORFLOW, KERAS, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПЕРСОНАЛУ, ВЕРИФІКАЦІЯ ПЕРСОНАЛУ, ПІДТВЕРДЖЕННЯ ПЕРСОНАЛУ.

Мета роботи: Основною метою кваліфікаційної роботи є розробка системи розпізнавання облич на основі згорткової нейронної мережі.

Зміст роботи: У процесі дослідження було проведено комплексний аналіз методів розпізнавання облич та інструментів для створення систем комп’ютерного зору. Окрема увага приділялася методам класифікації даних та принципам функціонування згорткових нейронних мереж. За результатами роботи розроблена та успішно протестована система розпізнавання облич з використанням згорткової нейронної мережі.

Об’єкт та предмет дослідження:

• Об’єкт дослідження: Процес обробки зображень у системах комп’ютерного зору. •

Предмет дослідження: Обробка зображень у контексті систем розпізнавання облич.

Практичне застосування: Розроблені рішення можуть бути ефективно використані в системах контролю доступу та обліку відвідуваності, наприклад, у житлових будинках або на малих підприємствах.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	7
ВСТУП	
.....	8
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ .....	8
1.1 Комп’ютерний зір .....	10
1.2 Розпізнавання обличчя .....	12
1.3 Постановка задачі .....	14
РОЗДІЛ 2 ОГЛЯД ЗАСОБІВ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ .....	14
2.1 Впровадження системи комп’ютерного зору.....	17

2.2 Інструменти захоплення та обробки зображень обличчя.....	20
2.3 Методи класифікації даних .....	23
2.4 Згорткові нейронні мережі .....	27
2.5 Методи розпізнавання обличчя .....	33
РОЗДІЛ 3 ВПРОВАДЖЕННЯ РІШЕННЯ.....	33
3.1 Структура системи .....	34
3.2 Ідентифікація без інтелектуального класифікатора.....	37
3.3 Застосування інтелектуальних класифікаторів для ідентифікації особи.....	40
3.4 Використання інтелектуальних класифікаторів для автентифікації персоналу.....	41
3.5 Використання інтелектуальних класифікаторів для перевірки персоналу.....	41
3.6 Перевірка особи без інтелектуального класифікатора.....	43
РОЗДІЛ 4 РОБОТА СИСТЕМИ .....	43
4.1 Підготовка до роботи .....	43
4.2 Підготовка вхідних даних .....	43
4.3 Використання системи .....	44
ВИСНОВКИ .....	48
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	50

## **ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

API – інтерфейс програмування застосунків (англ., Application Programming Interface)

NTFS – файлова система нової технології (англ., New Technology File System)

ReLU – зрізаний лінійний вузол (англ., Rectified Linear Unit)

## **ВСТУП**

Сучасний світ свідчить про значний прогрес у галузі комп'ютерного зору. Цей розвиток обумовлений кількома чинниками: експоненційним зростанням кількості інтегрованих пристроїв з цифровими камерами, постійним підвищенням якості зображень та суттєвим збільшенням обчислювальної потужності комп'ютерних систем. Ці фактори дозволили вирішувати завдання, які ще 50 років тому вважалися неможливими.

Технології розпізнавання облич здобули широке застосування в різних сферах: освіті, науці, державних установах та бізнесі, де вони використовуються для персональної ідентифікації та автентифікації.

Незважаючи на значні досягнення, сучасні системи розпізнавання облич часто потребують великих обсягів зображень для навчання нейронних мереж. Це призводить до збільшення часу на збір, обробку даних та навчання моделей. Хоча такі підходи демонструють високу точність на складних тестових наборах даних, існує потреба в адаптації та оптимізації цих систем для роботи в простіших умовах. Таким чином, подальші дослідження є актуальними для підвищення їхньої ефективності та універсальності.

Метою даної кваліфікаційної роботи є створення системи розпізнавання облич за допомогою згорткової нейронної мережі.

Об'єктом дослідження є процеси обробки зображень у системах комп'ютерного зору, а предметом дослідження – обробка зображень саме в контексті систем розпізнавання облич.

При підготовці роботи було проведено глибокий аналіз наукових джерел для формування теоретичної бази та виявлення сучасних тенденцій у галузі. Дослідження базувалося на низці наукових методів.

8

## **РОЗДІЛ 1**

### **АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА**

#### **ПРОБЛЕМИ 1.1 Комп'ютерний зір**

Комп'ютерний зір — це галузь, що займається вилученням та аналізом

корисної інформації з цифрових зображень, дозволяючи машинам "розуміти" візуальний світ подібно до людини. Ця технологія широко застосовується в промисловості, медицині, військовій справі та багатьох інших сферах. Типовий процес комп'ютерного зору включає кілька етапів: отримання зображення, його попередня обробка, вилучення характерних ознак та безпосередній аналіз для прийняття рішень.

До початку 2000-х років було проведено значний обсяг досліджень, що заклали фундаментальні основи комп'ютерного зору. Проте, з часом, традиційні методи поступово замінюються новими підходами, заснованими на глибокому навчанні (deep learning). Сучасна тенденція — це гібридні рішення, які поєднують перевірені методи вилучення ознак із потужними інтелектуальними класифікаторами, що дозволяє досягати ще вищих результатів.

Останні роки відзначені надзвичайно активним розвитком глибокого навчання, що суттєво вплинуло на комп'ютерний зір. Застосування цих методів значно підвищило точність алгоритмів, відкриваючи нові можливості для вирішення складних візуальних завдань. Галузь стрімко еволюціонує, регулярно з'являються нові архітектури штучних нейронних мереж, які демонструють покращену точність та ефективність.

Паралельно з цим, розвиток апаратного забезпечення для зберігання та обробки даних відіграв ключову роль у підтримці прогресу комп'ютерного зору, надаючи необхідні технічні можливості для реалізації ресурсоемних алгоритмів глибокого навчання. Також, поява доступних та високоякісних цифрових камер значно спростила процес збору великих обсягів зображень, що є критично важливим для навчання сучасних моделей.

Серед застосувань комп'ютерного зору можна виділити наступні:

- Оцінка постави;
- Розпізнавання мовлення за допомогою губ або жестів;
- Доповнена реальність;
- Анотація зображення;
- Безпілотні літальні апарати;
- Пошук зображень за контентом;

- Розпізнавання символів;
- Медична діагностика;
- Відеоаналіз;
- Розпізнавання обличчя.

Цифрові зображення на комп'ютерах можуть бути представлені як багатовимірні масиви. Наприклад, зображення у градаціях сірого можна представити як двовимірний масив, де кожен елемент описує інтенсивність сірого в певному пікселі. Для кольорового зображення масив описує значення кольору в кожному каналі відповідно до колірної моделі для цього конкретного пікселя. На рисунку 1.1 (який має бути у вашій роботі) показано приклад опису зображення у форматі RGB.

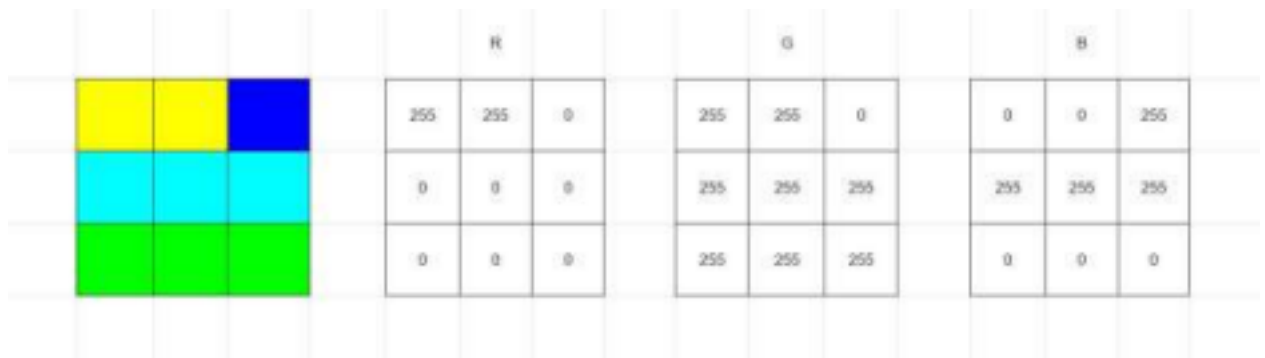


Рисунок 1.1 – Приклад опису кольорового зображення у форматі RGB

Найпоширенішими колірними моделями є **RGB** (Red, Green, Blue) та **HSV** (Hue, Saturation, Value). Однак, існують й інші моделі, такі як **СМЯК** (Cyan, Magenta, Yellow, Key/Black), **LMS** (Long, Medium, Short — для колбочок ока), **HSL** (Hue, Saturation, Lightness), **AHLS**, **RYB** (Red, Yellow, Blue — традиційна модель для художників), та **YUV** (для телевізійних систем).

## 1.2 Розпізнавання обличчя

Системи розпізнавання обличчя дозволяють ідентифікувати людину шляхом порівняння унікальних "векторів рис" обличчя, отриманих із зображення, з базою даних еталонних векторів. Завдяки повсюдній поширеності цифрових камер, обличчя стало однією з найбільш зручних біометричних ознак для ідентифікації

особи.

Зі зростанням кількості людей завдання розпізнавання облич стає складнішим. Однак, сучасні комп'ютери з їхньою великою пам'яттю та високою обчислювальною швидкістю легко справляються з порівнянням обличчя людини з об'ємними довідковими базами даних.

Розпізнавання облич широко використовується, особливо в системах контролю доступу та системах обліку відвідуваності. Біометричні дані для ідентифікації особи мають значні переваги порівняно з іншими методами. Наприклад, ідентифікаційні номери легко загубити, вкрати або скомпрометувати, а пристрої для ідентифікації можуть вийти з ладу, бути загубленими чи викраденими. Хоча зловмисники й намагатимуться атакувати біометричні дані, це значно складніше, і розробники біометричних систем постійно вдосконалюють свої рішення для запобігання шахрайству.

Застосування розпізнавання облич:

- **Безпека та контроль доступу:** Технологія використовується для контролю доступу до будівель, закритих об'єктів, прикордонних пунктів, а також до комп'ютерів та інших пристроїв, таких як банкомати.

- **Автентифікація користувачів:** Обличчя може слугувати біометричним показником для автентифікації доступу до онлайн-ресурсів або програм, особливо популярно на мобільних пристроях завдяки високій якості їхніх камер.

- **Правоохоронні органи:** Розпізнавання облич набирає обертів у цій сфері, допомагаючи шукати злочинців або викрадених осіб. Камери розміщують у місцях великого скупчення людей (вулиці, громадський

11

транспорт, стадіони, магазини, навчальні заклади). Поліція також може здійснювати пошук у базах даних для ідентифікації осіб за фотографіями з різних джерел.

- **Верифікація особи:** Використовується в державних установах чи банках, наприклад, для підтвердження особи клієнта перед видачею коштів, порівнюючи обличчя з документами.

- Ідентифікація та пошук: Може використовуватися для пошуку людей у базах даних, наприклад, для пошуку старих друзів у соціальних мережах за їхніми фотографіями.

- Комерційні та житлові приміщення: Зазвичай застосовується для контролю доступу уповноважених осіб та обмеження доступу для сторонніх. Це особливо важливо для спеціалізованих об'єктів, що потребують ретельного контролю.

- Покращення систем відеоспостереження: Впровадження розпізнавання облич у вже існуючі системи безпеки значно підвищує їхній рівень. Це дозволяє знаходити конкретних людей у натовпі та сповіщати власника, якщо хтось небажаний наближається або входить до приміщення. Наприклад, у магазині можна налаштувати систему для сповіщення охорони про вхід покупця, який раніше погрожував або був спійманий на крадіжці.

- Домашня безпека: Спрямована на захист осіб у місцях проживання. Якщо система безпеки виявляє невпізнану особу в будинку, вона може негайно повідомити власника та правоохоронні органи.

- Медична сфера та здоров'я: Після спалаху захворювань, здоров'я стало ключовим пріоритетом. Розпізнавання облич може використовуватися для побудови мережі контактів між людьми, допомагаючи запобігти поширенню вірусів.

- Системи обліку відвідуваності: Багато існуючих систем вимагають введення PIN-коду або біометричних даних (наприклад, відбитків пальців). PIN-коди створюють ризик підміни особи, а відбитки пальців вимагають контакту з поверхнею, збільшуючи ризик поширення

12

вірусів. З огляду на перехід багатьох компаній від віддаленої роботи до офісної, використання розпізнавання облич у системах відвідуваності є безпечнішим для працівників.

- Персоналізоване обслуговування клієнтів: Хоча розпізнавання облич зазвичай асоціюється з безпекою, воно може забезпечити значні

переваги у сфері обслуговування. Власники магазинів або ресторанів можуть налаштувати систему для ідентифікації важливих клієнтів та сповіщення персоналу про їхнє прибуття, щоб ті могли надати персоналізоване привітання та додаткову увагу. Готелі можуть використовувати розпізнавання обличчя для відстеження вподобань клієнтів (наприклад, бажаний поверх, продукти в холодильнику) та інформування персоналу після їх розпізнавання.

- **Безконтактні платежі:** Технологія може використовуватися для верифікації особи або як крок автентифікації для безконтактних платежів. Важливо зазначити, що, незважаючи на активне впровадження розпізнавання обличчя у правоохоронних органах, громадськість висловлює занепокоєння щодо стеження та можливої неправильної ідентифікації. Це уповільнило прогрес у цій сфері, тому регулювання етичних питань все ще потребує значного вдосконалення [1, 2].

### **1.3 Постановка завдання**

Для досягнення мети даної кваліфікаційної роботи необхідно виконати наступний комплекс завдань:

- **Дослідження та вибір інструментів:** Проаналізувати та обрати оптимальні інструменти для розробки систем комп'ютерного зору, а також для збору й обробки зображень обличчя.

- **Аналіз методів:** Детально вивчити існуючі методи вилучення ознак із зображень, методи класифікації даних та методи розпізнавання обличчя.

**Розробка підходу:** Запропонувати конкретний метод розпізнавання обличчя, який буде реалізований у системі.

- **Програмна реалізація:** Розробити всі необхідні програмні компоненти системи.

- **Тестування:** Провести всебічну перевірку функціональності та ефективності розробленої системи.

Вхідні дані та функціональні вимоги до системи

Вхідними даними для системи є набір зображень обличчя.

Розроблені програмні компоненти повинні забезпечувати такі функції: •

**Вилучення ознак:** Можливість вилучати характерні ознаки з окремих зображень або наборів зображень.

• Зберігання та доступ до ознак: Функціонал для запису вилучених ознак зображень у файли та їх подальшого зчитування.

• Обчислення відстані: Розрахунок відстані між власними векторами (eigenvectors), що є ключовим для порівняння облич.

• Розпізнавання обличчя: Основна функція ідентифікації облич на основі оброблених даних.

• Навчання та тестування моделей: Модулі для навчання та тестування моделей глибокого навчання, які лежать в основі системи розпізнавання. •

**Візуалізація результатів:** Модуль для візуалізації отриманих експериментальних результатів, що спрощує аналіз та оцінку ефективності системи.

14

## **РОЗДІЛ 2 ОГЛЯД МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМ**

### **2.1 Впровадження системи комп'ютерного зору**

Для розробки ефективної системи комп'ютерного зору необхідне відповідне програмне та апаратне забезпечення. Швидкий розвиток штучного інтелекту в останні роки значно прискорив створення програмних інструментів, що полегшують розробку таких систем.

Мови програмування постійно еволюціонують, додаючи нові можливості з кожною версією. Паралельно активно розвиваються бібліотеки, призначені для розробки систем штучного інтелекту, особливо у сферах обробки зображень, комп'ютерного зору та аналізу даних. Постійно з'являються нові інструменти, а існуючі вдосконалюються.

Python: Кращий вибір для ШІ

Python є найпопулярнішою мовою програмування для розробки систем штучного інтелекту. Це проста, але водночас потужна мова, що дозволяє швидко писати як невеликі скрипти, так і складні програмні системи. Python найчастіше використовується в таких галузях, як: наука та освіта, штучний інтелект, розробка веб-додатків та створення програм з графічними інтерфейсами користувача.

Серед його ключових особливостей варто виділити:

- Динамічна типізація: Зменшує потребу в явному оголошенні типів змінних.

- Високорівневі структури даних: Спрощують роботу зі складними даними.

- Мультиплатформність: Можливість запускати код на різних операційних системах (Windows, Linux, macOS).

- Підтримка об'єктно-орієнтованого програмування: Дозволяє створювати структурований та модульний код.

15

- Потужна стандартна бібліотека: Надає широкий спектр вбудованих функцій.

- Велика кількість бібліотек для аналізу даних: Спеціалізовані бібліотеки для ШІ та обробки даних.

- Достатня кількість безкоштовних середовищ розробки: Широкий вибір IDE для комфортної роботи.

Популярні бібліотеки для комп'ютерного зору та машинного навчання:

- OpenCV (Open Source Computer Vision Library): Ця бібліотека є однією з найпопулярніших для комп'ютерного зору. Вона містить величезну кількість класичних та сучасних алгоритмів, має інтерфейси для Python, C++ та інших мов, підтримує Windows, Linux, MacOS та Android. OpenCV оптимізована для паралельних обчислень, що забезпечує ефективну обробку зображень у реальному часі.

- Dlib: Відкрита бібліотека, написана на C++ (з підтримкою Python),

призначена для вирішення широкого спектру задач, включаючи машинне навчання та обробку зображень. Підтримує Windows, Linux та MacOS. Dlib реалізує функції для глибокого навчання, кластеризації, багат шарових перцептронів та методів опорних векторів. Для обробки зображень надає функції для читання зображень, базових операцій та вилучення ознак, а також методи для розпізнавання та виявлення облич.

- Pillow: Форк бібліотеки PIL, призначений для обробки зображень. Реалізує функції для читання/запису зображень, геометричних перетворень, фільтрації та побудови гістограм.

- scikit-learn (sklearn): Одна з найпоширеніших відкритих бібліотек машинного навчання для Python. Реалізує базові алгоритми машинного навчання, інструменти для попередньої обробки та генерації даних, а також оцінки моделей.

- TensorFlow: Одна з найпопулярніших відкритих бібліотек машинного навчання, розроблена як платформа для створення та розгортання моделей машинного навчання на різноманітних пристроях (настільні комп'ютери, мобільні пристрої, сервери, мікроконтролери тощо). Включає інструменти для

16

попередньої обробки даних, аналізу моделей та репозиторій існуючих наборів даних і навчених моделей.

- Keras: Високорівневий API для платформи TensorFlow. Надає необхідні будівельні блоки для швидкого створення моделей глибокого навчання. Незважаючи на свою простоту, тісний зв'язок з TensorFlow забезпечує гнучкість у налаштуванні функціональності. Підтримує Windows, Linux, MacOS. Паралелізм досягається за рахунок можливості роботи моделі на кластері з центральними (CPU), графічними (GPU) або тензорними процесорами (TPU). Keras також надає інструменти для обробки зображень, тексту, налаштування гіперпараметрів та оптимізації моделей.

Апаратне прискорення для комп'ютерного зору

Досягнення в комп'ютерному зорі стали можливими не лише завдяки глибокому навчанню та використанню великих наборів даних, але й завдяки розробці апаратного забезпечення, яке забезпечує архітектури паралельних

обчислень для ефективного навчання та використання нейронних мереж. Апаратне прискорення дозволяє виконувати обчислення з вищою пропускнуою здатністю та меншою затримкою, ніж програми, що працюють на універсальних процесорах.

Традиційні архітектури в стилі фон Неймана, розроблені для послідовних обчислень, добре справляються зі своїми завданнями. Однак, вони характеризуються високим енергоспоживанням та низькою пропускнуою здатністю пам'яті при переміщенні даних, що є проблемою для глибоких нейронних мереж, які вимагають обчислювального паралелізму, високої пропускнуої здатності пам'яті та можливості повторного використання даних. Досвід показує, що апаратне забезпечення, розроблене для конкретного застосування, може виконувати обчислення значно швидше.

Апаратне прискорення забезпечує високий ступінь паралелізму:

- Графічні процесори (GPU): Спочатку розроблені для прискорення обробки графічної інформації, зараз GPU активно використовуються як процесори для паралельних обчислень з високою пропускнуою здатністю пам'яті. У згорткових нейронних мережах паралелізм проявляється в таких операціях, як

17

згортка, об'єднання та активація нейронів. GPU, з їхньою паралельною архітектурою та потужними можливостями обчислень з плаваючою комою, ідеально підходять для прискорення глибокого навчання. Вони пропонують дуже високу пропускну здатність, але не завжди підходять для пристроїв з обмеженою потужністю (наприклад, вбудованих систем).

- Програмовані користувачем вентиляльні матриці (FPGA): Інший спосіб прискорити обчислення нейронних мереж. Вони дозволяють реалізовувати апаратні архітектури для конкретних застосувань, забезпечуючи високий ступінь гнучкості. Моделі нейронних мереж зазвичай навчаються на потужних платформах (наприклад, GPU), а для виконання навчених моделей використовуються FPGA. Хоча пропускну здатність пам'яті FPGA зазвичай у 10 разів менша за GPU, цю проблему можна вирішити за допомогою оптимізації, зокрема, стиснення моделі.

- Тензорні процесори (TPU): Спеціалізовані інтегральні схеми,

розроблені дослідниками Google. Це обчислювальні пристрої, призначені для інтелектуального аналізу даних за допомогою штучних нейронних мереж та адаптовані для TensorFlow. TPU використовуються для виконання великої кількості арифметичних операцій низької точності. Останнім часом TPU почали з'являтися в мобільних пристроях як співпроцесори, призначені для роботи разом із застосунками, що використовують штучні нейронні мережі [3].

## 2.2 Інструменти захоплення та обробки зображень обличчя

Під час розробки систем комп'ютерного зору набір даних, що містить зображення, є критично важливим компонентом. Зображення використовуються для навчання моделей машинного навчання, їхньої оцінки та тестування. Розмір цих наборів даних може коливатися від сотень до мільйонів зображень. Тому виникає питання щодо оптимального формату зберігання даних. Формати зберігання зображень для великих наборів даних:

- Звичайні файли на файловій системі (наприклад, NTFS): Найпростіший варіант, підходить для невеликих наборів даних.

18

- Архіви (.zip, .tar): Можуть бути використані, якщо файли займають багато місця.

- Серіалізація в двійковий формат: Типова рекомендація для зберігання великих наборів даних зображень. Цей метод займає менше місця та легко передається між різними операційними системами та мовами програмування. Найпоширенішими методами зберігання великих наборів даних для глибокого навчання є HDF5 та LMDB.

- HDF5 (Hierarchical Data Format 5): Це не просто формат файлу, а комплексна модель логічної організації та доступу до даних, що включає програмні інструменти, бібліотеки та інтерфейси. Файли HDF5 можна розглядати як контейнери для різноманітних об'єктів або наборів даних (зображення, таблиці, документи). Основні об'єкти в моделі даних – це групи та набори даних. Групи відповідають за організацію об'єктів. Кожен файл HDF5 складається з кореневої групи, яка може містити інші групи та об'єкти з інших файлів [4].

- LMDB (Lightning Memory-Mapped Database): База даних типу "ключ значення" на основі B+ дерев, що використовує відображення пам'яті. Однією з її особливостей є те, що операційна система керує сторінками, оскільки вона використовує єдиний рівень сховища на основі файлів, відображених у пам'яті. Читачі не блокують авторів, автори не блокують читачів, а читачі не блокують читачів. Кількість одночасних екземплярів даних дорівнює кількості транзакцій у цей момент (кілька операцій читання та один запис). Також реалізовано список вільних сторінок для відстеження та повторного використання пам'яті без необхідності постійно виділяти нову [5].

Методи виявлення облич:

При розробці системи розпізнавання облич одним із перших завдань є збір зображень та виявлення облич на них. Існує багато методів для цього, найпоширеніші з яких:

- Метод Віоли-Джонса (Viola-Jones): Використовується для виявлення облич (та інших об'єктів) на комп'ютерах з меншою обчислювальною потужністю. Характеризується високою швидкістю роботи, але має відносно

19

високий рівень помилок. Цей підхід залишається актуальним і сьогодні. Ключовою особливістю є використання каскадних класифікаторів та ознак Хаара. Процес виявлення об'єктів базується на аналізі зображення за значеннями простих ознак, які є ефективнішими за окремі пікселі. Алгоритм AdaBoost використовується для вилучення ознак та навчання класифікатора. Основна ідея каскадних класифікаторів полягає у послідовній перевірці: простий класифікатор спочатку відкидає більшість "негативних" вікон, а більш складні класифікатори використовуються на наступних етапах для зменшення хибнопозитивних результатів. Така структура дозволяє ефективно відсіювати більшість негативних результатів на ранніх етапах [6].

- Гістограма орієнтованих градієнтів (HOG) та метод опорних векторів (SVM): Використовуються для виявлення об'єктів, зокрема облич. HOG служить дескриптором зображення, а SVM — для класифікації. Застосування HOG базується на аналізі нормалізованої гістограми локальних орієнтацій градієнтів на зображенні, розділеному на невеликі одиниці. Це дозволяє описувати об'єкти

за розподілом градієнтів, навіть якщо точне розташування невідоме. Для покращення дескрипторів виконується нормалізація комірки. Цей підхід має низку переваг: він ідентифікує специфічні градієнтні або крайові структури, зменшує чутливість до змін освітлення, обертання та руху об'єктів. Це робить його менш чутливим до таких змін і підходить для розпізнавання властивих рис обличчя. Метод HOG+SVM демонструє високу швидкість обробки та точність, залишаючись актуальним для виявлення об'єктів на зображеннях [7, 8].

- Використання моделей глибокого навчання: Найсучасніший підхід до розпізнавання облич, що дозволяє досягти високої точності. До реалізацій цього методу відносяться:

- DLib: Кілька років тому до бібліотеки DLib була додана реалізація алгоритму максимального виявлення об'єктів на краях. Ця функція стала дуже популярною, дозволяючи створювати високоякісні детектори навіть з відносно невеликими наборами даних. Спочатку в DLib використовувався дескриптор на основі HOG, але для обробки складних поз та варіацій зовнішнього вигляду його було змінено на згорткову нейронну мережу. Хоча HOG-детектори добре

20

працюють у фронтальному розпізнаванні, детектори на основі ЗНМ краще справляються у складніших ситуаціях [9].

- MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks): Автори MTCNN запропонували глибоку каскадну багатозадачну структуру. Вона використовує триетапну згорткову нейронну мережу для локалізації обличчя та визначення його ключових точок, переходячи від грубого до тонкого рівня. Метод відрізняється високою точністю виявлення та швидкою обробкою. Вхідне зображення масштабується для створення піраміди зображень. На першому етапі P-Net рекомендує об'єкти-кандидати з обмежувальними рамками, які потім калібруються. Далі виконується немаксимальне придушення для об'єднання перекриваючихся кандидатів. На другому етапі всі ці кандидати передаються до R-Net, яка відхиляє велику кількість невірних кандидатів, виконує калібрування рамок та об'єднує кандидатів. Третій етап схожий на другий, але вимагає більш детального зображення обличчя для обчислення розташування ключових точок. Розробники також зменшили загальну кількість

фільтрів та змінили розмір фільтра з 5x5 до 3x3 [10].

○ RetinaFace: Цей метод локалізації обличчя поєднує функції прогнозування обмежувальної рамки обличчя та розташування 2D ключових точок. Автори вручну позначили орієнтири обличчя в наборі WiderFace та напівавтоматично позначили 3D-вершини зображень обличчя, використовуючи кілька навчальних наборів. За допомогою додаткових маркерів досягається визначення 3D-вершин, і ці вершини проєктуються на площину зображення з урахуванням обмежень загальної 3D-топології. Дослідження показали, що розроблене рішення може одночасно виконувати такі завдання, як розпізнавання обличчя, 2D-вирівнювання обличчя вздовж ключових точок та 3D-реконструкція обличчя [11].

### 2.3 Методи класифікації даних

Для розв'язання задач ідентифікації, автентифікації або верифікації осіб використовуються інтелектуальні класифікатори. Ці класифікатори отримують на

21

вхід вектори ознак зображень та виконують класифікацію даних. Серед існуючих методів класифікації даних варто виділити наступні:

- Метод опорних векторів (SVM)
- Метод К найближчих сусідів (K-NN)
- Наївний байєсівський класифікатор
- Дерево рішень
- Метод випадкового лісу
- Багатошаровий перцептрон

Детальний опис методів:

• Метод опорних векторів (Support Vector Machine - SVM): Дуже поширений алгоритм машинного навчання, здебільшого для бінарної класифікації, але адаптований і для багатокласової. Принцип роботи полягає у розміщенні векторів ознак навчального набору даних у багатовимірному просторі. Мета навчання моделі — знайти гіперплощину, яка оптимально розділяє точки двох категорій, максимізуючи відстань від цієї гіперплощини до найближчих точок (опорних векторів). При

класифікації нового вхідного вектора ознак визначається, по який бік від знайденої гіперплощини він знаходиться.

- Метод К найближчих сусідів (K-Nearest Neighbors - K-NN): Досить простий, але ефективний алгоритм класифікації, який досі використовується для невеликих наборів даних та простих задач. У K-NN відсутній етап "навчання" у традиційному розумінні; всі навчальні дані просто зберігаються. Обчислення виконуються під час класифікації: вимірюється відстань між вхідними даними та всіма навчальними даними, після чого об'єкт класифікується до того класу, який має найбільше точок серед K найближчих сусідів до вхідного об'єкта.

- Наївний байєсівський класифікатор (Naive Bayes Classifier): Ґрунтується на теоремі Байєса і використовується для класифікації даних. Його характерна особливість — припущення про незалежність та рівноцінність ознак. Класифікація відбувається шляхом обчислення класу з найбільшою ймовірністю на основі формули, похідної від теореми Байєса.

22

- Древа рішень (Decision Trees): Алгоритм машинного навчання для класифікації, який візуалізує процес прийняття рішень у вигляді деревоподібної структури. Навчання класифікатора використовує стратегію "розділяй і володарюй" для визначення найкращих точок поділу дерева. Цей процес рекурсивно повторюється зверху вниз до досягнення бажаного результату.

- Метод випадкового лісу (Random Forest): Метод класифікації даних, який базується на ансамблі (наборі) дерев рішень. Кінцевий результат випадкового лісу формується на основі результатів кількох дерев рішень, кожне з яких працює з певною вибіркою з набору даних. Точність класифікації випадкового лісу зазвичай вища, ніж у окремого дерева рішень.

- Багатошаровий перцептрон (Multi-Layer Perceptron - MLP): Одна з найвідоміших і найпоширеніших архітектур штучних нейронних мереж. MLP складається з вхідного, вихідного та прихованих шарів нейронів. Перехід від одношарових до багатошарових перцептронів дозволив

збільшити складність області прийняття рішень, оскільки одношарові мережі мали певні обмеження (наприклад, могли розділяти лише лінійно).

- Одношаровий перцептрон з одним входом створює область прийняття рішень у формі півплощини.
- Двошарова мережа, де кожен нейрон поводить як звичайний перцептрон, може створити опуклу область прийняття рішень через перетин півплощин.
- Три шари перцептронів можуть створювати довільні області прийняття рішень.
- Важливо: якщо багатшарова ШНМ має лінійну функцію активації, точність не покращується порівняно з одношаровою. Нелінійні активаційні функції забезпечують вищезгадані переваги для багатшарових перцептронів. Сьогодні часто використовуваною функцією активації є сигмоподібна (sigmoid). Багатшарові перцептрони розглядаються як універсальні апроксиматори, оскільки

23

вони здатні апроксимувати будь-яку неперервну функцію навіть за наявності лише одного прихованого шару [12, 13].

## 2.4 Згорткова нейронна мережа

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks - CNN) є новим етапом у розвитку комп'ютерного зору. Їхнє застосування значно покращило точність моделей класифікації зображень, і в останні роки CNN стали основним інструментом для вирішення багатьох задач комп'ютерного зору.

Хоча багатшарові перцептрони можуть використовуватися для класифікації зображень, вони стикаються з труднощами при роботі з великими колекціями зображень, оскільки це призводить до надмірної кількості параметрів у нейронній мережі. Це, своєю чергою, може спричинити перенавчання моделі. Ще одним обмеженням є нечутливість багатшарових перцептронів до зсувів зображення.

Згорткові нейронні мережі були розроблені спеціально для ефективного вирішення проблем комп'ютерного зору. Їх назва походить від операції згортки, яка використовується для вилучення ознак із зображення. Ключовою характеристикою CNN є спільне використання параметрів, тобто використання однакових вагових коефіцієнтів для обробки різних частин одного й того ж зображення. Це дозволяє виявляти особливості незалежно від їхнього зміщення чи обертання. Такий підхід значно зменшує кількість параметрів моделі порівняно з багатошаровими перцептронами, підвищуючи ефективність.

Архітектура та функціонування CNN:

Згорткова нейронна мережа складається з двох основних частин: вилучення ознак та класифікації.

1. Частина вилучення ознак: Складається з блоків згортки та об'єднання (пулінгу).

- Згорткові шари (Convolutional Layers): Використовують фільтри (зазвичай розміром 3x3 пікселі) для обробки зображень.

24

Фільтр переміщується по вхідних даних як ковзне вікно, виконуючи операцію згортки на кожному кроці. На виході отримуємо число, яке проходить через функцію активації та формує карту активації. Вхідні дані після згортки можуть мати менший просторовий розмір, якщо використовується крок (stride) більший за 1 або не застосовується заповнення (padding). У згортковому шарі зазвичай використовується не один фільтр, а масив таких фільтрів. Ваги фільтрів ініціалізуються випадковими значеннями та навчаються в процесі тренування. На першому шарі фільтри вивчають прості елементи (лінії, краї), а в наступних шарах — складніші структури.

- Шари об'єднання (Pooling Layers): Використовуються для зменшення просторового розміру карт активації. Це призводить до зменшення кількості параметрів, спрощує обчислення та допомагає запобігти перенавчанню. Об'єднання — це операція, яка зменшує розмір двовимірних даних. Найчастіше використовуються два типи: середнє об'єднання (average pooling) або максимальне об'єднання (max pooling). Наприклад, при максимальному об'єднанні вихідним

результатом є максимальне значення вхідних даних, оброблених фільтром. Ці фільтри не мають параметрів для навчання.

2. Частина класифікації: Після вилучення ознак, отримані дані передаються до повністю зв'язаних шарів (Fully Connected Layers). Кількість нейронів у вихідному шарі мережі дорівнює кількості класів, і кожен вихідний нейрон пов'язаний з певним класом. Таким чином, значення кожного нейрона на виході мережі є ймовірністю того, що зображення належить до відповідного класу [14].

Функції активації, функції втрат та оптимізатори:

- Функції активації (Activation Functions): Визначають, які дані будуть передані далі. Кожен нейрон у нейронній мережі приймає на вхід вихідні значення нейронів попереднього шару, обробляє їх і передає далі.

- Сигмоїдна функція (Sigmoid): Відображає дійсні числа в діапазоні від 0 до 1, часто використовується для бінарної класифікації.

25

- Гіперболічний тангенс (Hyperbolic Tangent - tanh): Відображає дійсні числа в діапазоні від -1 до 1. Оскільки середнє значення виводу tanh дорівнює 0, це може сприяти нормалізації даних, покращуючи процес навчання.

- ReLU (Rectified Linear Unit): Якщо вхідне значення менше 0, вихід ReLU буде 0; якщо воно більше або дорівнює 0, вихід дорівнює вхідному значенню. Перевага ReLU над сигмоїдною або tanh-функціями полягає в тому, що її використання може прискорити процес навчання.

- Для бінарної класифікації зазвичай рекомендується сигмоїдна функція, для багатокатегорійної — softmax (на останньому шарі), а ReLU часто обирають як активаційну функцію для прихованих шарів.

- Функції втрат (Loss Functions): Використовуються для обчислення відстані між прогнозованими та фактичними значеннями, слугуючи критерієм навчання в задачах оптимізації. Функції втрат допомагають

зменшити похибку під час класифікації. Відомі функції втрат: середня абсолютна похибка, середньоквадратична похибка, перехресна ентропія, контраст та триpletні функції.

- Перехресна ентропія (Cross-Entropy): Поширений варіант, часто використовується в CNN з функцією активації softmax на останньому шарі.

- Контрастна втрата (Contrastive Loss): Збільшує відстань між різними класами та зменшує між екземплярами одного класу. Вимагає пар зображень (позитивних/негативних). Складність налаштування параметрів.

- Триpletна втрата (Triplet Loss): Обчислює відносну різницю у відстані між парами зображень (на відміну від абсолютної відстані, як у контрастній втраті). Запропонована розробниками FaceNet. Вимагає триpletів граней: позитивний зразок, негативний зразок та "якірний" зразок. Мета — мінімізувати відстань між

26

"якорем" та позитивним зразком, та максимізувати відстань між "якорем" та негативним зразком (тобто зображенням іншої людини). Через особливості даних, контрастна та триpletна втрати іноді стикаються з нестабільністю під час навчання.

- Центрова втрата (Center Loss): Зменшує внутрішню дисперсію, визначаючи центр кожного класу та мінімізуючи відстань до нього.

- Кутова косинусна втрата (Angular Cosine Distance Loss): Використовує більший кут або косинусну відстань для розділення ознак.

- Оптимізатори (Optimizers): У CNN часто необхідно оптимізувати неопуклі функції. Математичні обчислення є значними, тому використовуються оптимізатори для мінімізації функції втрат та досягнення достатньої точності моделі за прийнятний час. Поширені методи оптимізації включають Adam та RMSprop. Баланс між обчислювальними витратами та точністю можна досягти за допомогою

міні-пакета. Продуктивність оптимізатора сильно залежить від розподілу даних, тому варто спробувати різні методи. У деяких випадках зміна швидкості навчання може допомогти [15].

Прогрес та актуальність CNN у комп'ютерному зорі:

Згорткові нейронні мережі є актуальним інструментом для вирішення широкого спектру проблем комп'ютерного зору. Вони давно використовуються для класифікації зображень, і порівняно з іншими методами, CNN забезпечують кращу точність класифікації на великих наборах даних.

У 2012 році відбувся прорив у проблемі класифікації великих наборів зображень з появою мережі AlexNet, яка досягла найвищої точності на той час. Після цього успіху, численні розробки значно покращили точність класифікації, що спонукало дослідників до збільшення глибини мереж та зменшення розміру фільтрів (наприклад, ResNet, VGGNet, GoogleNet).

Виявлення об'єктів на зображеннях також є важливим завданням. Хоча використання CNN для цього відоме ще до 1990 року, прогрес був повільним

27

через недостатню кількість навчальних даних та обмежені комп'ютерні ресурси. З появою AlexNet та успіхом CNN на ImageNet, інтерес до виявлення об'єктів на основі CNN відродився. Спочатку дослідники поклалися на методи на основі ковзних вікон, але це було обчислювально затратно для великих наборів даних. Продуктивність рішень на основі CNN для виявлення об'єктів залежить від їхньої здатності долати вплив поворотів, коливань освітлення, шуму та перешкод [16].

## **2.5 Методи розпізнавання облич**

Дослідження та розробка методів розпізнавання облич активно тривають вже понад тридцять років, не сильно відстаючи від інших базових завдань комп'ютерного зору. Зростання популярності систем розпізнавання облич сприяло подальшому активному розвитку методів та інструментів у цій галузі.

Процес розпізнавання облич зазвичай поділяється на три основні етапи: 1. Виявлення облич на зображеннях: Визначення наявності облич на вхідному зображенні та, якщо так, визначення координат обмежувальної рамки. Труднощі на цьому етапі включають різні умови освітлення та

вирази обличчя.

2. Виділення ознак зображення: Ідентифікація та вилучення унікальних особливостей обличчя. Це дозволяє описати обличчя векторами ознак, які відображають його характеристики. Наприклад, обличчя можна охарактеризувати геометрією ключових рис, таких як форма рота, носа та очей.

- Відомі методи вилучення ознак: EigenFaces, FisherFaces, аналіз незалежних компонентів, локальні бінарні шаблони (Local Binary Patterns - LBP), гістограма орієнтованих градієнтів (HOG), фільтр Габора, вейвлет Хаара, перетворення Фур'є.

3. Розпізнавання облич: Порівняння ознак, отриманих з вхідного зображення, з базою даних еталонних векторів ознак. Мета — знайти еталонне зображення, яке найкраще відповідає вхідному.

Метрики оцінки та протоколи тестування:

28

При розпізнаванні осіб за зображеннями обличчя зазвичай використовуються два протоколи тестування: відкритий та закритий.

- При відкритому протоколі навчальний набір даних не може містити зображень, що використовуються для тестування.

- Для визначення точності моделі використовують такі показники, як:

- Коефіцієнт хибнонегативних результатів ідентифікації (False Negative Identification Rate - FNIR): Частота, з якою позитивний випадок помилково класифікується як негативний.

- Коефіцієнт хибнопозитивних результатів ідентифікації (False Positive Identification Rate - FPIR): Частота, з якою негативний випадок помилково класифікується як позитивний.

Категорії методів розпізнавання обличчя у 2D-просторі:

Залежно від типу методу вилучення ознак та подальшої класифікації, методи розпізнавання обличчя у двовимірному просторі можна розділити на чотири категорії:

1. Цілісні методи (Holistic Methods): Базуються на ідеї, що будь який набір зображень обличчя містить незначну кількість надлишкових даних.

Формують набір базисних векторів, які представляють менший простір (підпростір), зберігаючи при цьому початковий набір зображень. Кожну грань можна реконструювати з цього набору базисних векторів. Класифікація полягає в проектуванні вхідного зображення обличчя в підпростір та обчисленні відстаней до всіх опорних точок.

- EigenFaces та FisherFaces: Найвідоміші методи цієї категорії. ▪

EigenFaces представляє власні вектори коваріаційної матриці набору зображень облич (головні компоненти розподілу).

▪ FisherFaces був запропонований пізніше і є менш чутливим до змін освітлення та міміки. Він розглядає кожен піксель як точку в багатовимірному просторі та лінійно проектує зображення в підпростір за принципом лінійного

29

дискримінантного аналізу (LDA). LDA створює добре розділені класи в низьковимірному підпросторі навіть за різного освітлення та виразу обличчя. Дослідження показали, що FisherFaces має нижчий рівень помилок, ніж EigenFaces.

- Фільтри Габора, дискретне косинусне перетворення, дискретне вейвлет-перетворення також можуть витягувати ознаки з облич. ○

Обмеження: При використанні цілісного підходу обличчя зазвичай необхідно вручну вирізати та вирівняти, оскільки невідповідність може призвести до помилок розпізнавання. 2. Геометричні методи: Базуються на аналізі геометричних характеристик обличчя.

- Ключові точки обличчя (Facial Landmarks): Містять інформацію, корисну для розпізнавання. Наприклад, лоб і щоки мають однорідну текстуру, тоді як геометрія очей, носів і губ варіюється. Найчастіше використовуються: очі, брови, ніс, ніздрі, рот.

- Обмеження: Вимагають вирівняних зображень облич. Якщо зображення не вирівняні, власні вектори формуються неправильно. Вирівнювання часто виконується вручну.

3. Методи, засновані на локальних текстурних дескрипторах: Вивчають текстуру зображень. Поділяються на статистичні та структурні методи. Стійкі до змін освітленості. Локальні дескриптори перетворюють інформацію зображення у форму, що містить цінні ознаки, нечутливі до змін навколишнього середовища.

- Локальні бінарні шаблони (Local Binary Patterns - LBP): Добре відомі дескриптори. Зображення розділяється на комірки, а розподіл ознак LBP об'єднується в гістограму як вектор ознак. Цей метод дозволяє регулювати та контролювати розмір дескриптора.

- Локальне фазове квантування (Local Phase Quantization - LPQ): Базується на квантуванні локальних одиниць фази перетворення Фур'є. Використовується для розпізнавання розмитих

30

облич та добре працює при розмиванні зображень, зміні виразу обличчя або освітлення.

- Бінарні характеристики статистичних зображень: Базуються на LBP та LPQ. Концепція полягає в автоматичній генерації набору фільтрів з навчальних зображень (на відміну від ручних фільтрів в LBP/LPQ).

- Обмеження: Ці методи нечутливі до змін масштабу та обертання облич, але точність розпізнавання може знижуватися при зміні виразу обличчя [17, 18].

4. Методи, засновані на глибокому навчанні (Deep Learning-based Methods): Найсучасніший та найбільш активно розвиваючийся підхід. Використання методів на основі глибокого навчання не тільки підвищує точність класифікації зображень та виявлення об'єктів, але й значно покращує точність у задачах розпізнавання облич.

- Архітектури CNN: Важливі архітектури CNN, такі як ResNet, VGGNet та GoogleNet (оригінальні або модифіковані), широко використовуються як базові моделі для розпізнавання облич.

- Функції втрат у Deep Learning: Багато досліджень зосереджено на створенні нових функцій втрат, щоб ознаки були не

тільки легше розділювані, але й більш дискримінативними.

- Softmax-втрата (на основі крос-ентропії):

Використовувалася в ранніх моделях, таких як DeepFace та DeepID (на базі AlexNet). Однак, пізніше дослідники дійшли висновку, що softmax недостатня для вивчення дискримінативних ознак.

- Втрати на основі евклідової відстані: Зменшують внутрішню дисперсію та збільшують зовнішню.

- Контрастна втрата та триплетна втрата: Популярні функції втрат. Контрастна втрата "зближує" позитивні пари та "відштовхує" негативні. Триплетна втрата (запропонована FaceNet) обчислює відносну різницю у відстані між "якорем",

31

позитивним та негативним зразками. Ці функції можуть стикатися з нестабільністю навчання.

- Центрова втрата: Визначає центр кожного класу та мінімізує відстань до нього, зменшуючи внутрішню дисперсію.

- Кутова косинусна втрата (Angular Cosine Distance Loss):

Використовує більший кут або косинусну відстань для розділення ознак.

- Гіперсферичні згорткові мережі (SphereNet):

Використовує гіперсферичну згортку та функцію втрат на основі кутових ребер.

- ArcFace та CosFace: Вводять функції втрат, засновані на кутових координатах маргіналах. Хоча вони дають хороші результати на чистих даних, на зашумлених даних їхня продуктивність гірша, ніж у центрової та softmax втрат.

- Нормалізація ознак та ваг: Дослідники прагнуть нормалізувати ознаки та ваги у функції втрат для підвищення точності.
- Еволюція архітектур та результати: З удосконаленням архітектур (наприклад, пакетна нормалізація) та методів навчання, точність нейронних

мереж для розпізнавання облич зростає. • DeepFace: Перша розробка, що використовує дев'ятишарову CNN, досягла 97.35% точності на наборі даних LFW. • FaceNet: Навчена на великому наборі даних з використанням триплетної втрати, досягла 99.63% точності. •

VGGFace: Пропонує метод збору великої кількості зображень облич. Базова мережа VGGNet навчається на цьому наборі даних з використанням триплетної втрати, досягнувши 98.95% точності.

- SphereFace: Базується на ResNet та пропонує власну функцію втрат, досягаючи 99.42% точності.

- Легкі мережі (Lightweight Networks): Для зменшення обчислювальних витрат пропонуються легші архітектури.

Наприклад,

32

Light-CNN запропонував активаційну функцію max-feature-map, яка зменшує обчислювальні витрати.

- Адаптивні архітектури та NAS (Neural Architecture Search): Останнім часом проводяться дослідження мереж з адаптивними архітектурами, які дозволяють автоматично знаходити оптимальні архітектури та параметри для ШНМ, оскільки ручне проектування є трудомістким та не завжди дає найкращі результати. NAS є перспективним напрямком.

- Багатомодульні системи: Деякі дослідники пропонують багатомодульні системи, що включають розпізнавання облич, вирівнювання облич тощо.

- Збільшення даних (Data Augmentation): Створення кількох зображень облич з одного.

- Об'єднання ознак: Використання кількох мереж для одночасного вилучення та об'єднання ознак з різних типів вхідних даних для покращення результатів.

- Розділення обличчя на частини: Надсилання різних частин обличчя до різних підмереж для вилучення ознак, а потім об'єднання результатів.

- Багатозадачне навчання (Multi-task Learning): Для зменшення впливу виразу обличчя, освітлення та віку, основне завдання (розпізнавання) доповнюється додатковими завданнями, такими як аналіз пози голови, виразу обличчя та освітлення. Нижчі рівні мережі є спільними, тоді як вищі виконують специфічні завдання в різних підмережах [19].

33

## **РОЗДІЛ 3 ВПРОВАДЖЕННЯ РІШЕННЯ**

### **3.1 Структура системи**

Програмна реалізація системи побудована з використанням мови програмування Python, що забезпечує її гнучкість та можливість розгортання на різних апаратних платформах. Для роботи зі штучними нейронними мережами застосовується бібліотека Keras, яка є високорівневим API над TensorFlow. Додатково використовуються такі інструменти, як NumPy, SciPy, Matplotlib, Pandas та Scikit-learn.

Рекомендована структура системи включає наступні

- джерело зображень;
- модуль попередньої обробки даних;
- блок збереження й візуалізації результатів.

Основу програмного забезпечення становить модуль розпізнавання обличчя. Окрім нього, реалізовані модулі для проведення експериментальних досліджень.

Функціонал основного модуля охоплює:

- вилучення ознак із окремих зображень або їхніх наборів;
- зчитування та збереження ознак у текстовому форматі;
- обчислення відстані між векторами ознак;
- розпізнавання облич.

Модуль експериментів забезпечує можливість вибору базової моделі, налаштування параметрів, навчання й тестування, а також генерацію звітів і

візуалізацію результатів.

У процесі реалізації використовуються методи трансферного навчання. Для вилучення ознак застосовується попередньо навчена на ImageNet базова модель, до якої під'єднано нейронну мережу, навчану на обличчях. На вихідному рівні застосовується функція softmax для класифікації. Для задач бінарної класифікації (ідентифікації) доцільно використовувати сигмоїдальну функцію активації.

34

Можна використовувати різні архітектури, частково «розморожувати» шари базової моделі, змінювати глибину мережі та параметри регуляризації. Система вирішує три основні задачі:

- ідентифікація;
- верифікація;
- підтвердження особи.

Всі ці функції реалізовані через програмні модулі. Для вилучення ознак використовуються згорткові мережі (наприклад, VGG16), навчені на ImageNet. Для перевірки застосовуються кілька наборів даних. Перший набір створено вручну за допомогою камери, інші — вибірки з LFW (4 і 20 категорій).

У задачах ідентифікації та верифікації застосовуються два підходи: з інтелектуальним класифікатором і без нього.

### **3.2 Ідентифікація без інтелектуального класифікатора**

Для розпізнавання без використання класифікаторів здійснюється порівняння вхідного вектора ознак з еталонними векторами. Для вилучення ознак рекомендовано використовувати моделі, навчені на ImageNet. Це дозволяє уникнути складнощів, пов'язаних зі збором великого обсягу навчальних даних.

Оскільки ImageNet не має класу "обличчя", метод трансферного навчання допомагає адаптувати модель до нової задачі з меншими витратами часу. У проведених тестах використовувалася модель VGG16, яка може бути замінена на будь-яку іншу попередньо навчену архітектурою з бібліотеки Keras або відкритих репозиторіїв.

Для демонстрації працездатності методу було проведено повноцінне

тестування. Результати подано у вигляді теплової карти, що ілюструє матрицю відстаней між векторами ознак для першого набору зображень (див. рис. 3.1).

35

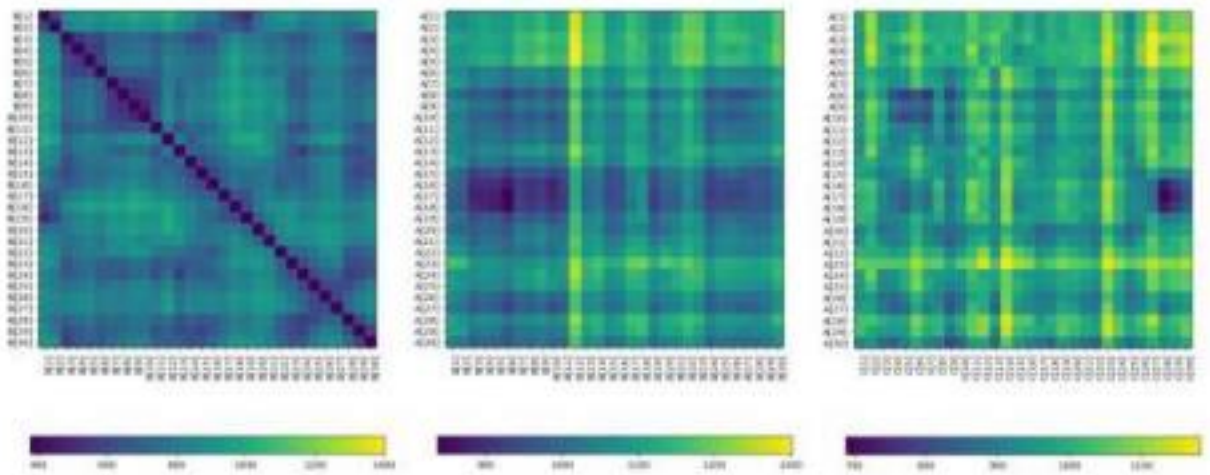


Рисунок 3.1 – Порівняння теплових карт трьох осіб у першому наборі даних

Для порівняння векторів використовується евклідова відстань, але її можна легко замінити іншою метрикою. Розподіл відстаней між векторами однієї й тієї ж особи та різних людей у першому наборі даних показано на гістограмі на рисунку 3.2.

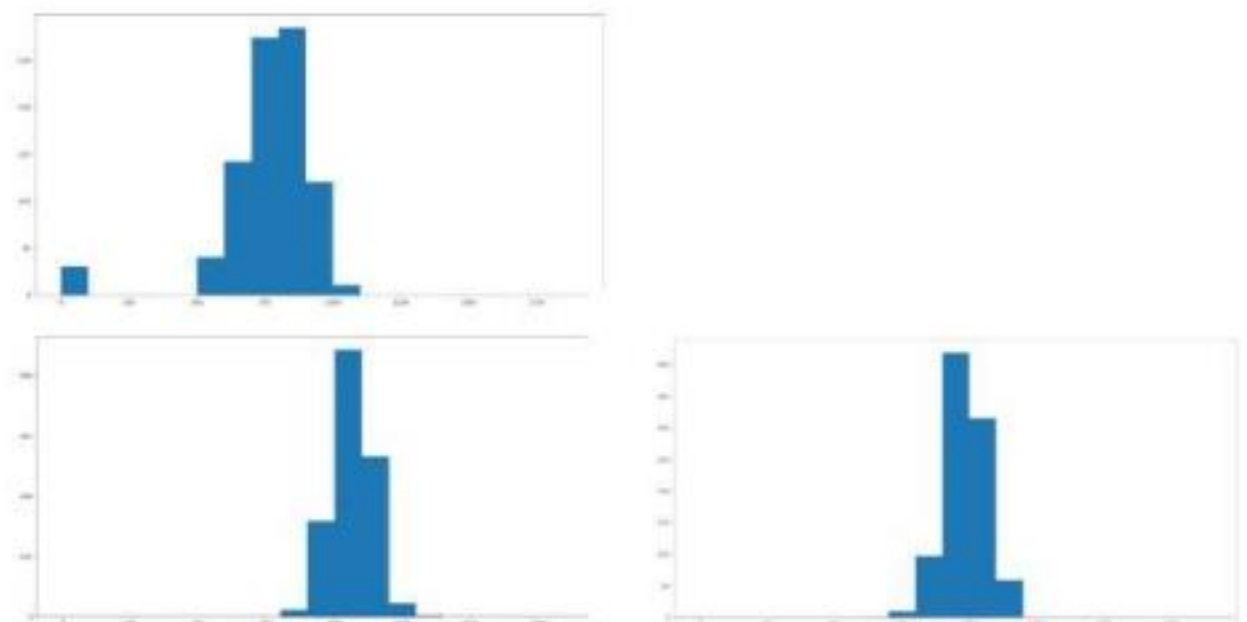


Рисунок 3.2 – Відстані між векторами у першому наборі даних

На рисунку 3.3 показано результуючу матрицю відстаней між власними векторами для другого набору даних у вигляді теплової карти.

36

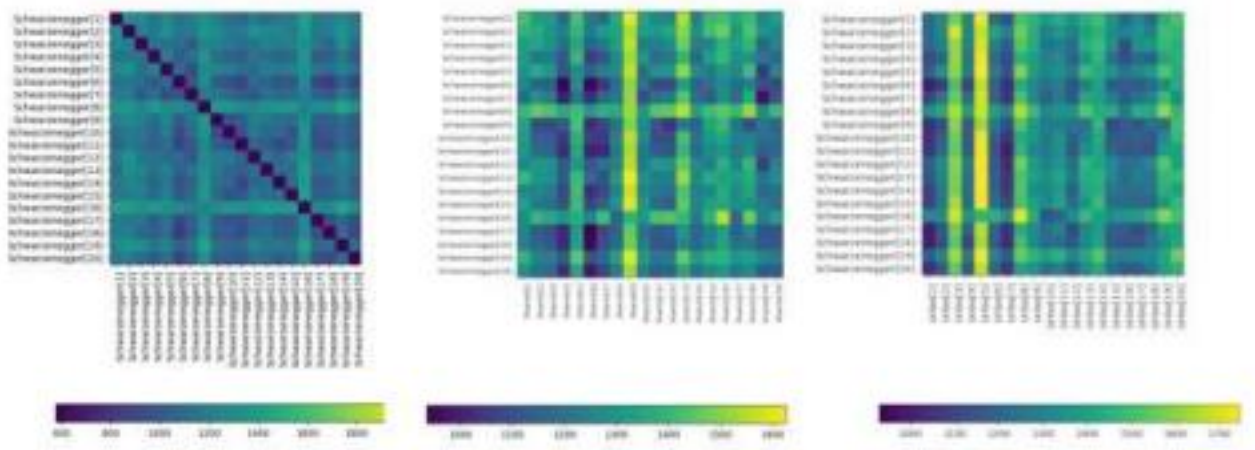


Рисунок 3.3 – Теплова карта, що порівнює трьох осіб у другому наборі даних

Гістограма на рисунку 3.4 показує розподіл відстаней для другого набору даних.

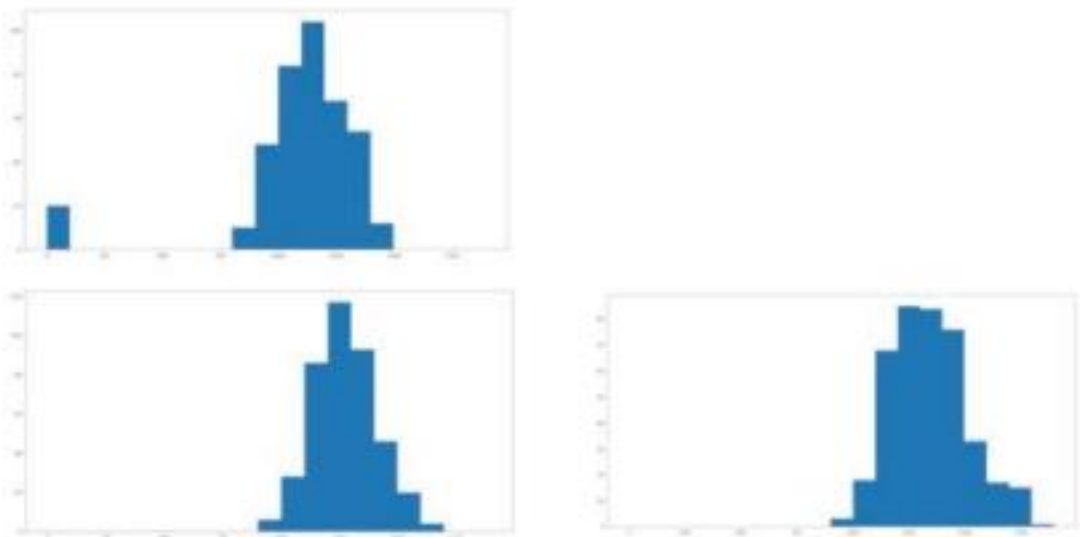


Рисунок 3.4 – Відстані між векторами для другого набору даних

З аналізу теплових карт і гістограм можна оцінити розподіл відстаней між векторами ознак, визначити порогове значення для ідентифікації особи, а також обчислити точність системи.

Блок вилучення ознак згорткової мережі VGG16 складається з п'яти рівнів. Початкові рівні краще розпізнають прості елементи зображень, як-от контури та лінії, тоді як кінцеві здатні виявляти складніші структури. Дослідження

продемонструвало, що чим ближче блок до вхідного шару, тим більший розмір власного вектора  $i$ , відповідно, більша відстань між векторами. Проте, хоча різниця між векторами для різних осіб  $i$  більша, це не веде до підвищення точності розпізнавання.

Результати тестування показують високу точність розпізнавання для першого та другого наборів даних. При наявності "ідеальних" умов (якісне освітлення, відсутність перешкод) точність може бути надзвичайно високою. Однак зі зростанням складності — через наявність перешкод, поворот голови чи вікові відмінності — точність зменшується. У випадку з третім набором даних точність виявилася нижчою, що зумовлено значною кількістю класів та великою варіативністю зображень, що ускладнює класифікацію.

### **3.3 Застосування інтелектуальних класифікаторів для ідентифікації особи**

Використання інтелектуальних класифікаторів у задачах ідентифікації базується на методах трансферного навчання. Цей підхід дозволяє обійти потребу у великій кількості даних для навчання — натомість використовується попередньо навчена модель, наприклад, на ImageNet. Такі моделі можуть бути використані повністю або частково як основа для нової моделі, що зменшує час розробки та ймовірність перенавчання.

Оскільки розпізнавання обличчя подібне до загального завдання класифікації зображень, трансферне навчання є ефективним методом. Воно особливо актуальне для систем, де не потрібна надвисока точність. Такий підхід дозволяє значно скоротити час створення системи порівняно з розробкою моделі з нуля.

38

У тестуванні використовувалась модель VGG16, натренована на ImageNet, яку за необхідності можна легко замінити. Існує три основні стратегії застосування трансферного навчання до згорткових мереж:

1. Повне заморожування шарів вилучення ознак — лише класифікатор адаптується до нових даних.
2. Часткове "розморожування" блоків вилучення ознак —

навчаються останні рівні мережі разом із класифікатором. Наприклад, у VGG16 можна залишити незмінними перші підблоки та перенавчати останні.

3. Використання не останнього шару як виходу — іноді передостанній підблок може містити більш релевантну інформацію, оскільки останній пристосований до категорій ImageNet.

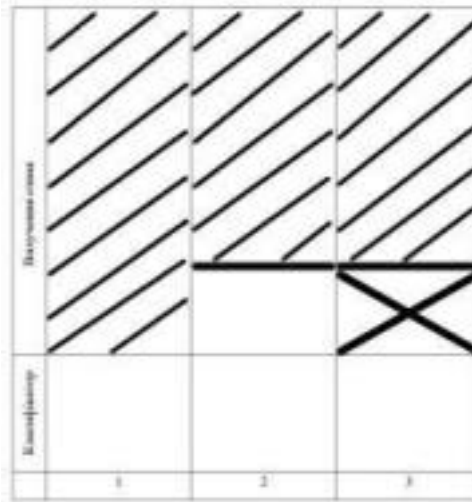


Рисунок 3.5 – Стратегія трансферного навчання

Обрана архітектура нейронної мережі показана на рисунку 3.6.

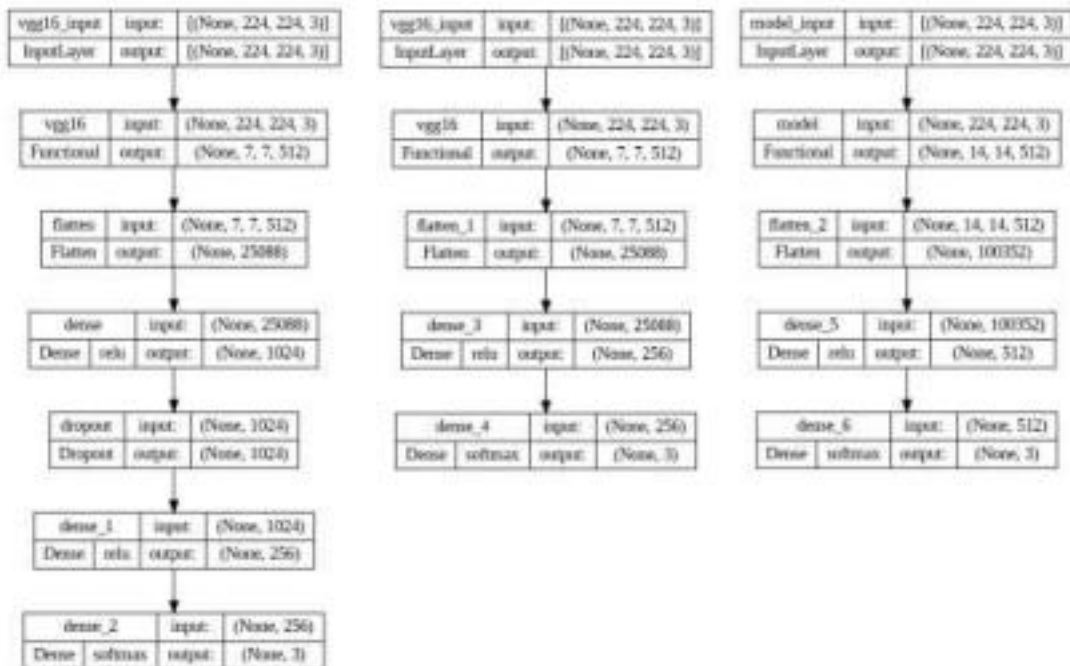


Рисунок 3.6 – Обрана архітектура мережі для персональної ідентифікації

У цьому рішенні для вилучення ознак зображення використовується

згортова нейронна мережа VGG16. Отримані багатовимірні вихідні дані перетворюються в одномірний вектор за допомогою шару Flatten, після чого передаються до щільного (Dense) шару. Параметри Dense-шарів були підібрані експериментальним шляхом. Варто зауважити, що спроба застосування шару GlobalAveragePooling2D після вилучення ознак призвела до суттєвого зниження точності, тому було прийнято рішення використовувати Flatten.

Схема навчання однієї з моделей, використаної для ідентифікації на третьому наборі даних, наведена на рисунку 3.7.

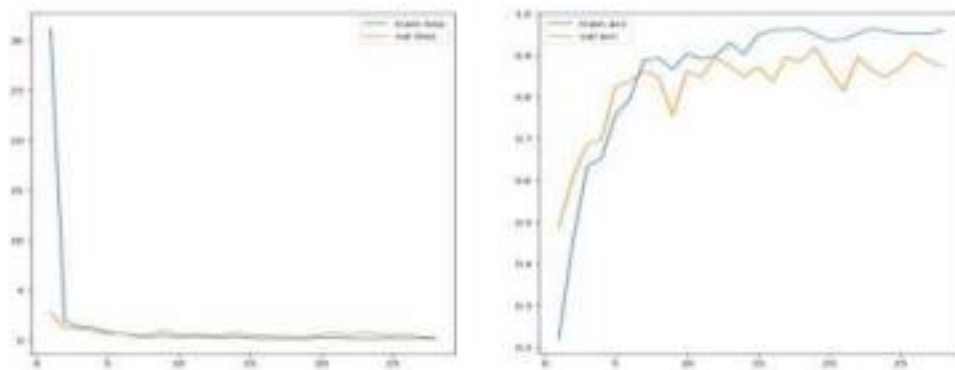


Рисунок 3.7 – Розклад тренувань моделі

40

### Результати тестування

Метод продемонстрував високу точність при роботі з першим набором даних, що зумовлено його низькою складністю. Для другого набору також отримано високі результати, причому різні архітектури моделей демонстрували варіативність точності. У третьому наборі, незважаючи на зниження точності через велику кількість класів, метод суттєво перевершив результати, отримані без використання інтелектуальних класифікаторів.

### **3.4 Використання інтелектуальних класифікаторів для автентифікації персоналу**

У цьому підході трансферне навчання застосовується для автентифікації користувачів. Як базову архітектуру використано VGG16, попередньо натреновану на ImageNet. За потреби модель можна легко замінити на іншу.

Архітектуру обраної нейронної мережі подано на рисунку 3.8.

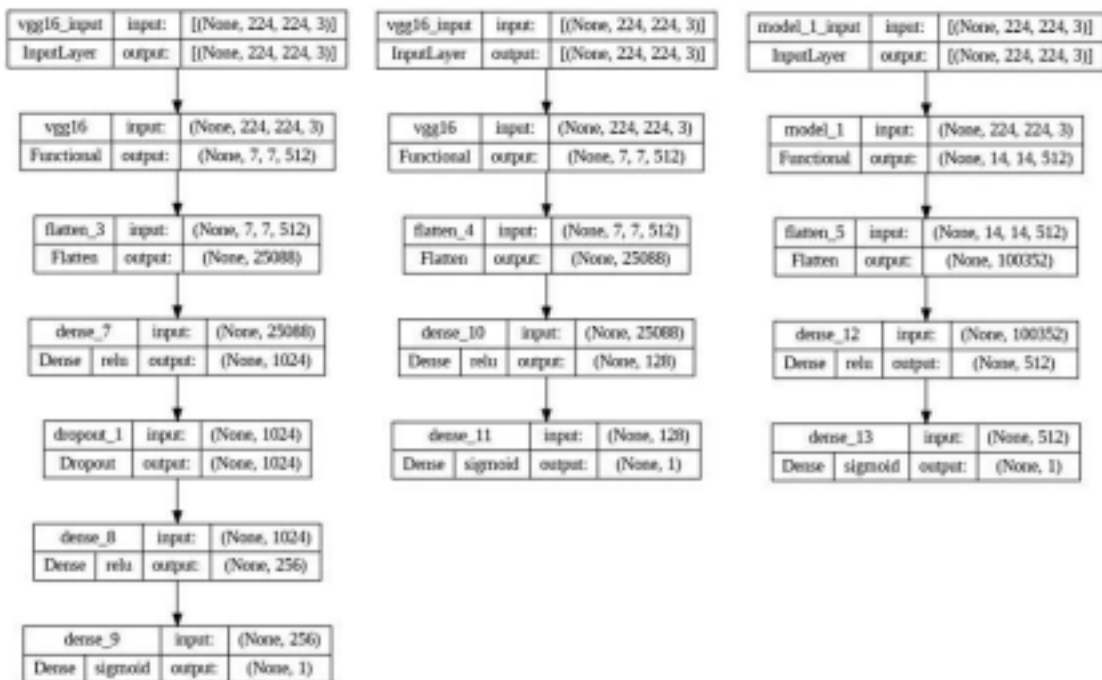


Рисунок 3.8 – Вибрана архітектура мережі автентифікації

Модель будується за аналогією: ознаки витягуються VGG16, потім проходять через Flatten і Dense-шари, а на виході застосовується сигмоїдна функція активації. Для навчання мережі використовуються перший і другий набори даних.

41

Графік навчального процесу однієї з моделей наведений на рисунку 3.9.

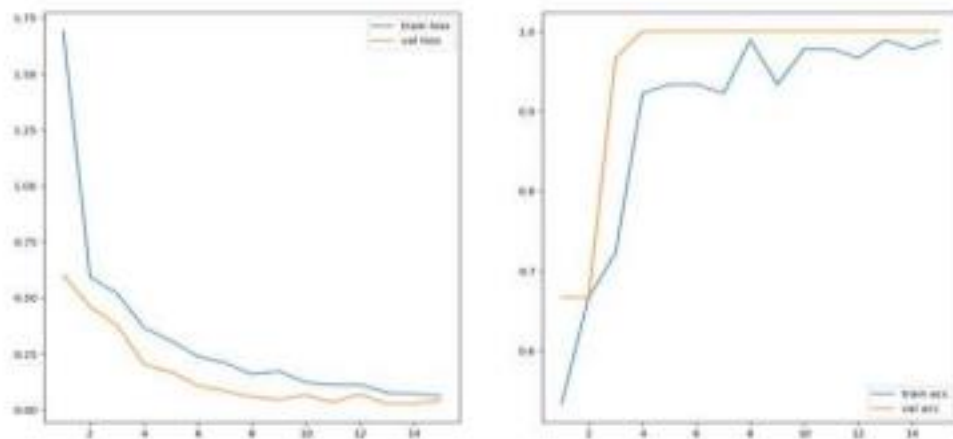


Рисунок 3.9 – План навчання моделі перевірки особи

Результати свідчать про високу точність у задачі автентифікації, що, ймовірно, пояснюється обмеженою кількістю класів (дві категорії).

### 3.5 Використання інтелектуальних класифікаторів для перевірки

## **персоналу**

Метод також був застосований у задачі перевірки особи. Ознаки зображень, попередньо витягнуті за допомогою VGG16, передаються до класифікатора з фінальним сигмоїдним шаром. Попри зручність реалізації, тестування показало, що точність цього підходу нижча порівняно з методами, що базуються на триплетах.

Відмінною рисою є використання класичної бінарної класифікації. У першому варіанті навчальних даних ознаки представлені у вигляді поелементної різниці між векторами однієї особи та різних осіб. У другому варіанті ознаки поєднуються у спільний вектор.

### **3.6 Перевірка особи без інтелектуального класифікатора**

Метод перевірки особи без класифікатора базується на принципі, аналогічному ідентифікації без інтелектуального класифікатора. Зображення аналізуються через VGG16, натреновану на ImageNet, а потім вектори ознак

42

порівнюються. Для оцінки схожості між векторами використовується евклідова метрика, хоча можуть бути застосовані й інші.

На основі теплових карт або гістограм розподілу відстаней визначається порогове значення для перевірки. Метод забезпечив високу точність на першому наборі даних. У другому точність знизилась через зростання складності вхідних зображень.

43

## **РОЗДІЛ 4 РОБОТА СИСТЕМИ**

### **4.1 Підготовка системи до роботи**

Для коректної роботи системи слід дотримуватись рекомендованих технічних вимог. Необхідний персональний комп'ютер зі стабільним електроживленням. Також потрібні монітор, клавіатура та миша. Операційна система має підтримувати Python 3, а також мати встановлені необхідні

бібліотеки. У сховищі комп'ютера мають бути розміщені вхідні зображення, скрипти та збережені моделі.

## 4.2 Підготовка вхідних даних

У випадках, коли не застосовується інтелектуальний класифікатор, користувач може скористатися функцією вилучення ознак зображення для попередньої обробки. Еталонну бібліотеку векторів ознак можна тимчасово створити в оперативній пам'яті або зберегти у форматі JSON.

Рекомендується використовувати файли з розширенням .jpg та структурувати зображення в папках за категоріями (див. рис. 4.1).



Рисунок 4.1 – Приклад структури папок

44

Спеціалізоване ПЗ може бути використане для збору зображень. Для роботи з інтелектуальним класифікатором необхідно вказати шлях до моделі у форматі .h5 та до зображення, яке обробляється.

## 4.3 Робота з системою

Основний функціонал реалізовано у Функції:

- fe\_image — витягує ознаки з одного зображення;
- fe\_images і fe\_dir — обробляють кілька файлів і повертають результат у вигляді списку або словника;

• `fe_write` та `fe_read` — відповідають за збереження та зчитування

ознак.

Для перевірки без класифікатора використовується `fr_verification`, яка працює на основі відстані між векторами та порогового значення (рис. 4.2).

```
150 d = fr_verification(distface, f["f1"][0], f["f1"][3], 800)
151
Run: fr
2023-12-26 12:36:46.643560: W tensorflow/stream_executor/pla
2023-12-26 12:36:46.643802: I tensorflow/stream_executor/cuda
True
d = 732.8429167100414
t = 800
Process finished with exit code 0
```

Рисунок

4.2 – Верифікація без інтелектуального класифікатора

Для автентифікації із застосуванням моделі — функція `fr_authentication`, яка приймає шлях до зображення, моделі та поріг (рис. 4.3).

```
157 model = load_model(r"data\models\model1235.h5")
158 d = fr_authentication(r"data\ds\5\test\W\0Angelina_Jolie_0005.jpg", model, 0.6)
Run: fr
2023-12-26 12:46:18.496431: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:193]
To enable them in other operations, rebuild TensorFlow with the appropriate compi
1/1 [#####] - 1s 1s/step
False
d = 0.6
t = 0.6
Process finished with exit code 0
```

Рисунок 4.3 – Результати автентифікації

Для ідентифікації за допомогою класифікатора — `fr_ident_tl` (рис. 4.4).

```
160 model = load_model(r"data\models\model012.h5")
161 names = ["A", "B", "C"]
162 ind = fr_ident_tl(r"data\ds\2\test\C\45.jpg", model)
163 print(names[ind])
```

Run: fr

```
Skipping registering GPU devices...
2023-11-11 17:15:07.532862: I tensorflow/core/platform
To enable them in other operations, rebuild TensorFlow
1/1 [=====] - 1s 906ms/step
[[1.0141113e-20 0.0000000e+00 1.0000000e+00]]
C
Process finished with exit code 0
```

Рисунок 4.4 – Ідентифікація за допомогою інтелектуального класифікатора

Без класифікатора — `fr_identification`, яка аналізує вхідні ознаки та базу еталонних векторів (рис. 4.5).

```
169 f = fe_read(r"data\fv\fv2_train.json")
170 f_test = fe_read(r"data\fv\fv2_test.json")
171
172 r = fr_identification(fe_select(f_test, "C")[1], f, distface, 1200)
173 print(r)
```

Run: fr

```
2023-11-11 17:27:11.231314: W tensorflow/stream_executor/platform/def
2023-11-11 17:27:11.231498: I tensorflow/stream_executor/cuda/cudart_
{'C': 648.5150878711152}
Process finished with exit code 0
```

Рисунок 4.5 – Розпізнавання без використання інтелектуального класифікатора

Рішення може бути інтегроване в систему реального часу, наприклад, із відеопотоку. Для сумісності з OpenCV модель можна експортувати у формат `.onnx`.

### Модулі для розробки та тестування

Модуль `fr_lab` дозволяє тренувати модель: потрібно вказати шляхи до наборів даних, обрати архітектуру та параметри тренування, побудувати план тренування та оцінити результати.

Модуль `fr_test` реалізує функціональність без класифікатора, включаючи аналіз матриці відстаней: мінімум, максимум, середнє значення, побудова гістограм і теплових карт.

### **Графічний інтерфейс**

Інтерфейс (`fr_manager.py`) забезпечує той самий функціонал, що й консольна версія, але зручніший у використанні (рис. 4.6).

#### **Рисунок 4.6 – Головне вікно**

У вікні можна вказати файли, вибрати тип задачі (ідентифікація, автентифікація, перевірка), а також ввести або вибрати шлях до зображення. Результати розпізнавання без класифікатора — на рисунку 4.7.

47

#### **Рисунок 4.7 – Результати розпізнавання без класифікатора**

Для перевірки особи потрібно додатково обрати друге зображення. Після натискання кнопки "ОК" виводиться результат обробки (рис. 4.8).

## Рисунок 4.8 – Результати перевірки без класифікатора

Не потрібно перезапустити програму для зміни типу задачі.

48

### **ВИСНОВОК**

У цій кваліфікаційній роботі було проведено комплексний аналіз предметної області на основі авторитетних професійних джерел. Ми детально розглянули проблеми, які вирішуються комп'ютерним зором, та окреслили основні сфери застосування технологій розпізнавання облич. Зокрема, у статті було вивчено процеси впровадження систем комп'ютерного зору, методи збору та обробки зображень облич, а також різні підходи до класифікації даних. Окрему увагу приділено принципу роботи згорткових нейронних мереж (CNN) та огляду існуючих методів розпізнавання облич.

Для ефективного вилучення векторів ознак із зображень було запропоновано використання попередньо навченої моделі на великому наборі даних ImageNet. Важливо зазначити, що хоча ImageNet не містить класу "обличчя", такий підхід дозволив значно скоротити час, необхідний для розробки архітектури нейронної мережі, її навчання, а також для збору специфічних навчальних даних. Це свідчить про ефективність трансферного навчання у контексті розпізнавання облич.

В результаті проведеної роботи було успішно розроблено систему розпізнавання облич, засновану на згортковій нейронній мережі. Проведені тестування підтвердили, що система виконує поставлене завдання з достатньою

точністю. Однак, було виявлено певний недолік: точність розпізнавання може знижуватися при збільшенні кількості людей у довідковій базі даних, що вказує на потенційні проблеми масштабованості для дуже великих систем.

Розроблене рішення має значне практичне значення і може бути ефективно використане у системах контролю доступу та обліку відвідуваності. Це стосується, наприклад, житлових комплексів або невеликих підприємств, де потрібно автоматизувати процеси ідентифікації.

У подальших дослідженнях ми бачимо перспективи для покращення точності розпізнавання. Це може бути досягнуто шляхом вивчення та впровадження інших функцій активації та функцій втрат, а також шляхом

49

уточнення власних векторів (embeddings) через додатковий аналіз та обробку, що дозволить системі краще розрізняти обличчя навіть у складних умовах.

50

## **ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Jafri R., Arabnia H. R. A Survey of Face Recognition Techniques // Journal of Information Processing Systems. – 2009. – Т. 5. – №. 2. – С. 41-68. 2. Top 7 Use Cases for Facial Recognition in 2025 [Веб-сайт]. - URL: <https://www.cyberlink.com/faceme/insights/articles/228/how-to-use-facial-recognition> (дата звернення: 04.10.2025).
3. Feng X. et al. Computer vision algorithms and hardware implementations: A survey // Integration. – 2019. – Т. 69. – С. 309-320.
4. HDF5: Introduction to HDF5 [Веб-сайт]. - URL: [https://hdfgroup.github.io/hdf5/\\_intro\\_h\\_d\\_f5.html](https://hdfgroup.github.io/hdf5/_intro_h_d_f5.html) (дата звернення: 08.10.2025).
5. LMDB - Database of Databases [Веб-сайт]. - URL: <https://dbdb.io/db/lmdb> (дата звернення: 08.10.2025).
6. Viola P., Jones M. J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2001, Kauai, 08-14 December, 2001

7. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection // 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). – IEEE, 2005. – Т. 1. – С. 886-893.

8. Mohammed M. G., Melhum A. I. Implementation of HOG feature extraction with tuned parameters for human face detection // International Journal of Machine Learning and Computing. – 2020. – Т. 10. – №. 5. – С. 654-661.

9. Easily Create High Quality Object Detectors with Deep Learning [Веб сайт]. - URL: <https://blog.dlib.net/2016/10/easily-create-high-quality-object.html> (дата звернення: 08.10.2025).

10. Zhang K. et al. Joint face detection and alignment using Multitask Cascaded Convolutional Networks // IEEE Signal Processing Letters. – 2016. – Т. 23. – №. 10. – С. 1499-1503.

51

11. Deng J. et al. RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – IEEE, 2020. – С. 5202-5211.

12. Руденко О. Г., Бодянський Є. В. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с.

13. Popescu M. C. et al. Multilayer perceptron and neural networks // WSEAS Transactions on Circuits and Systems. – 2009. – Т. 8. – №. 7. – С. 579-588.

14. Understanding Convolutional Neural Network (CNN): A Complete Guide [Веб-сайт]. - URL: <https://learnopencv.com/understanding-convolutional-neuralnetworks-cnn/> (дата звернення: 22.10.2025).

15. Li Z. et al. A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects // IEEE transactions on neural networks and learning systems. – 2022. – Т. 33. – №. 12. – С. 6999-7019.

16. Gu J. et al. Recent advances in convolutional neural networks // Pattern recognition. – 2018. – Т. 77. – С. 354-377.

17. Adjabi I. et al. Past, present, and future of face recognition: A review // Electronics. – 2020. – Т. 9. – №. 8. – С. 1188.

18. Kortli Y. et al. Face recognition systems: A survey // Sensors. – 2020. – Т.

20.

– №. 2. – С. 342.

19. Wang M., Deng W. Deep face recognition: A survey // *Neurocomputing*. – 2021. – Т. 429. – С. 215-244.

20. Куренко В. О. Проблеми використання згорткових нейронних мереж для розпізнавання обличчя. Тренди та перспективи розвитку мультидисциплінарних досліджень : матеріали II Міжнар. студент. наук. конф., м. Хмельницький, 25 листоп. 2022 р. Вінниця, 2022. С. 150–151.

21. Куренко В. О. Особливості використання трансферного навчання нейронних мереж для розпізнавання обличчя. Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі : матеріали XVI Всеукр. науково практ. WEB конф. аспірантів,

52

студентів та молодих вчен., м. Кривий Ріг, 21–23 берез. 2023 р. Кривий Ріг, 2025. С. 160–162.

