

**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**

Факультет інформаційних технологій

Кафедра програмних систем і технологій

УДК 004.942

*На правах рукопису*

## **ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА**

**Тема: “Розробка програмного забезпечення біометричної ідентифікації  
особи за геометрією обличчя”**

*(назва згідно з наказом ректора)*

**Спеціальність – 121 “Інженерія програмного забезпечення”**

### **ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА**

БР.ІПЗ - 22.00.00.000

*(позначення)*

**Студент**

ІПЗ-42 \_\_\_\_\_ /Сергій КАЧКІВСЬКИЙ/

**Науковий керівник**

ас. \_\_\_\_\_ /Єлизавета ЖАБСЬКА /

**Консультант**

**з питань нормоконтролю**

\_\_\_\_\_ /Тамара ЧАПОВСЬКА/

Допускається до захисту

**Завідувач кафедри**

д.т.н., проф. \_\_\_\_\_ /Олексій БИЧКОВ/

Київ - 2021

Рішенням Екзаменаційної комісії  
випускна кваліфікаційна робота студента

---

захищена з оцінкою

---

Голова Екзаменаційної комісії

професор, доктор техн. наук Бондарчук А.П.

**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**  
**Факультет інформаційних технологій**  
**Кафедра програмних систем і технологій**  
**Освітньо-кваліфікаційний рівень бакалавр**  
**Спеціальність 121 “Інженерія програмного забезпечення”**

ЗАТВЕРДЖЕНО

Зав.кафедри програмних систем і технологій

\_\_\_\_\_ ( Олексій БИЧКОВ )

## ЗАВДАННЯ

### НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ БАКАЛАВРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Качківському Сергію Сергійовичу

(прізвище, ім'я, по-батькові)

**1. Тема бакалаврської роботи** “Розробка програмного забезпечення біометричної ідентифікації особи за геометрією обличчя”

**керівник проекту (роботи)** Єлизавета ЖАБСЬКА

затверджені наказом вищого навчального закладу від “ 11 ” листопада 2021 р. № 736/7

**2. Строк подання студентом роботи** 01 червня 2021 р.

**3. Вихідні дані до проекту (роботи)** Список вимог до розробленого програмного забезпечення, методичні вказівки наукового керівника, науково-технічна література з питань, пов'язаних з розробкою програмного забезпечення розпізнавання обличчя

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

1. Огляд методів виявлення і розпізнавання осіб

2. Огляд існуючих систем, аналіз задачі розпізнавання осіб в відеопотоках

3. Вибір засобів розробки системи

4. Розробка системи розпізнавання осіб

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

1. Отримані зображення передаються в три мережі (рис. 2.6, ст. 41)

2. Формула розрахунку ключових точок (рис. 2.7, ст. 42)

3.

4.

5.

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
РОЗДІЛ 1	Єлизавета ЖАБСЬКА		
РОЗДІЛ 2	Єлизавета ЖАБСЬКА		
РОЗДІЛ 3	Єлизавета ЖАБСЬКА		

Дата видачі завдання 11 листопада 2020 р.

Керівник \_\_\_\_\_ (Єлизавета ЖАБСЬКА)

Завдання прийняв до виконання \_\_\_\_\_ (Сергій КАЧКІВСЬКИЙ)

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Знаходження джерел інформації	05.04.2021	
2	Огляд методів виявлення і розпізнавання осіб	10.04.2021	
3	Огляд існуючих систем	12.04.2021	
4	Аналіз задачі розпізнавання осіб в відеопотоках	16.04.2021	
5	Етапи обробки кадрів відеопотоку	17.04.2021	
6	Вибір засобів розробки системи	20.04.2021	
7	Розробка системи розпізнавання осіб	22.04.2021	
8	Формування висновків	26.04.2021	

Студент – бакалавр \_\_\_\_\_ (Сергій КАЧКІВСЬКИЙ)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ (Єлизавета ЖАБСЬКА)

## АНОТАЦІЯ

**Випускна кваліфікаційна бакалаврська робота:** 61 с., 12 рис., 4 додат., 23 джерела.

**Тема:** «Розробка програмного забезпечення біометричної ідентифікації особи за геометрією обличчя»

**Об'єкт дослідження:** програмне забезпечення розпізнавання осіб в відеопотоках.

**Мета роботи:** розробка програмного забезпечення, що дозволяє розпізнавати обличчя в відеопотоках в режимі реального часу з використанням методів машинного навчання та компютерного зору.

**Предмет дослідження:** програмне забезпечення біометричної ідентифікації особи за геометрією обличчя.

**Результати дослідження:** Досліджено сучасні методи створення програмного забезпечення ідентифікації особи. Оцінено ефективність методів для більш точного розпізнавання обличчя у відеопотоках за допомогою машинного навчання.

**Висновок:** В результаті досліджень було створено програмне забезпечення розпізнавання особи у режимі реального часу. Розроблений інтерфейс за допомогою якого створюється навігація по додатку. Використані методи в основі яких лежать алгоритми CNN, MTCNN

*Ключові слова:* ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСІБ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОСІБ, ВИЯВЛЕННЯ ОСІБ

## АННОТАЦИЯ

**Выпускная квалификационная бакалаврская работа:** 61 с., 12 рис., 4 доп., 23 источника.

**Тема:** «Разработка программного обеспечения биометрической идентификации личности по геометрии лица»

**Объект исследования:** программное обеспечение распознавания лиц в видеопотока.

**Цель работы:** разработка программного обеспечения, позволяет распознавать лица в видеопотоках в режиме реального времени с использованием методов машинного обучения и компьютерного зрения.

**Предмет исследования:** программное обеспечение биометрической идентификации личности по геометрии лица.

**Результаты исследования:** Исследованы современные методы создания программного обеспечения идентификации личности. Оценена эффективность методов для более точного распознавания лица в видеопотоков с помощью машинного обучения.

**Вывод:** В результате исследований была создано программное обеспечение распознавания лица в режиме реального времени. Разработка интерфейс с помощью которого создается навигация по приложению. Использованные методы в основе которых лежат алгоритмы CNN, MTCNN

**Ключевые слова:** системы распознавания лиц, распознавания образов, распознавание лиц, выявлению лиц

## SUMMARY

**Final qualifying bachelor's thesis:** 61 pages, 12 figures, 4 appendices, 23 sources.

**Topic:** "Development of software for biometric identification of a person by facial geometry"

**Object of research:** face recognition system in video streams.

**Purpose:** development of a software system that allows you to recognize faces in video streams in real time using the methods of machine learning and computer vision.

**Subject of research:** software for biometric identification of a person by facial geometry.

**Research results:** Modern methods of creating a personal identification system are studied. The effectiveness of methods for more accurate facial recognition in video streams using machine learning is evaluated.

**Conclusion:** As a result of research, a real-time facial recognition system was created. Developed interface with which to navigate the application. The methods used are based on CNN and MTCNN algorithms

**Keywords:** PERSONAL RECOGNITION SYSTEM, PATTERN RECOGNITION, PERSONAL RECOGNITION, PERSONAL IDENTIFICATION

## ЗМІСТ

	Стр.
ВСТУП.....	11
 <b>РОЗДІЛ 1</b>	
<b>ОГЛЯД СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБЛИЧ</b> .....	
	12
1.1 Аналіз технології розпізнавання облич .....	12
1.2 Розвиток технологій розпізнавання .....	13
1.3 Розпізнавання осіб людиною.....	14
1.4 Експеримент А.Л. Ярбуса.....	15
1.5 Розпізнавання осіб машиною .....	16
1.6 Оцінка ефективності систем розпізнавання .....	17
1.7 Сучасні системи розпізнавання осіб .....	20
1.7.1 Система «FaceVACS» компанії «Cognitec Systems».....	20
1.7.2 Система «NEC’s Face Recognition» компанії «NEC».....	21
1.7.3 Система «LUNA SDK» компанії «VisionLabs» .....	21
1.7.4 Система «VeriLook SDK» компанії «Neurotechnology».....	22
1.8 Чи можна обдурити систему розпізнавання осіб .....	23
1.8.1 Біометричні прикордонні перевірки в Європі .....	24
 <b>РОЗДІЛ 2</b>	
<b>АЛГОРИТМИ ТА МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ</b> .....	
	25
2.1 Триангуляція Делоне .....	25
2.2 Метод Віоли-Джонса .....	27
2.3 Виявлення ключових точок .....	27
2.4 Метод найближчого сусіда .....	28
2.5 CNN .....	30
2.5 МТСNN.....	31
 <b>РОЗДІЛ 3</b>	
<b>РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСІБ</b> .....	
	33
3.1 Проектування програмного забезпечення .....	34
3.1.1 Встановлення макета .....	36
3.2 Створення маски .....	38
3.3 Знаходження обличчя у кадрі.....	39

3.4 Ідентифікація особи, створення бази осіб .....	43
3.6 Інструментарій розробки .....	52
ВИСНОВОК .....	54
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	55
ДОДАТКИ.....	57

## ВСТУП

### **Актуальність теми:**

На сьогоднішній день більшість підприємств уже почали застосовувати у своїй охоронній системі СКУД (системи контролю та управління доступом). Адже за допомогою таким біометричних систем ідентифікації можливо на голову підвищити безпеку підприємства і його співробітників.

### **Порівняння роботи з відомими розв'язаннями проблеми:**

Раніше, для розпізнавання людей, на прохідних підприємства встановлювали електронні турнікети зі зчитувачами карт або відбитків пальців, але сьогодні, у зв'язку з бурхливим розвитком біометричних технологій, компанії все частіше переходять на інші методи розпізнавання, більш точні і зручні. Наприклад, розпізнавання осіб по відеопотоку в режимі реального часу.

У зв'язку з таким стрімким зростанням потреб підприємств в біометричних системах розпізнавання, аналітики очікують, що зростання інтересу до технологій розпізнавання осіб в найближчі роки збільшиться ще більше. За попередніми даними, ринок відео аналітики до 2022 року досягне 11,17 млрд. доларів[1]. Основна область застосування технології все так же буде пов'язана з системами безпеки СКУД і системами моніторингу, але область їх використання з кожним роком буде розширюватися [1].

### **Мета і задачі дослідження:**

- розробка системи біометричної ідентифікації в відеопотоках на основі алгоритмів розпізнавання осіб. Для досягнення поставленої мети знадобиться:

- виявлення класифікації алгоритмів розпізнавання;
- проведення аналізу існуючих на ринку систем розпізнавання;
- визначення основних інструментальних засобів для розробки;
- проектування програмного забезпечення розпізнавання.

**Об'єктом дослідження** є розпізнавання особи у відеопотоці, виявлення ключових точок та ідентифікації.

**Предметом дослідження** є технологія розпізнавання особи за геометрією обличчя.

**Методи дослідження:**

Для досягнення поставленої мети були використанні алгоритми CNN, МТСNN. Також був використанна система Vision, яка являє собою основу комп'ютерного зору для усієї продукції Apple.

**Наукова новизна отриманих результатів:**

Досліджено можливості застосування концепції розпізнавання обличчя за допомогою мобільного додатку. Запропоновано новий підхід для зменшення витрат на придбання систем СУКД.

**Практичне значення одержаних результатів:**

Отримана реалізація програмного забезпечення може легко масштабуватися, при доопрацюванні системи можливе адміністрування системи з будь-якої точки світу. Що може слугувати зменшенню витрат, на закупівлю, обслуговування, та встановлення систем СКУД

**Публікації**

За результатами наукових досліджень, проведених у бакалаврській роботі, підготовлено доповідь для участі в міжнародній науково-технічній фаховій конференції “8-ма Східно-Європейська конференція Математичні та програмні технології Internet of Everything”

**Структура та обсяг роботи**

Робота викладена на 60 сторінках друкованого тексту, який складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел (23 найменування). Робота містить 12 рисунків та 3 додатки.

# РОЗДІЛ 1

## ОГЛЯД СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБЛИЧ

### 1.1 Аналіз технології розпізнавання облич

Розпізнавання обличчя - програмне забезпечення, яке картографує, аналізує, а потім підтверджує особу особи на фотографії чи відео - є одним із найпотужніших інструментів спостереження, коли-небудь створених. Хоча багато людей взаємодіють з розпізнаванням обличчя лише як спосіб розблокувати свої телефони або відсортувати свої фотографії, те, як компанії та уряди використовують це, матиме набагато більший вплив на життя людей[3].

Фаза розпізнавання обличчя починається з алгоритму, який дізнається, що таке обличчя. Зазвичай творець алгоритму робить це, «навчаючи» його фотографіями облич. Якщо ви напхаєте достатньо картинок, щоб навчити алгоритму, з часом він дізнається різницю між, скажімо, настінною розеткою та обличчям. Додайте ще один алгоритм для аналізу та ще один для розпізнавання, і ви отримали систему розпізнавання.

Деякі системи розпізнавання обличчя замість позитивної ідентифікації невідомої особи призначені для обчислення оцінки збігу ймовірностей між невідомою особою та конкретними шаблонами обличчя, що зберігаються в базі даних. Ці системи запропонують кілька потенційних збігів, класифікованих за порядком вірогідності правильної ідентифікації, замість того, щоб просто повернути один результат.

Різноманітність фотографій, що подаються в систему, сильно впливає на її точність під час етапів аналізу та розпізнавання. Наприклад, якщо вибірккові набори здебільшого включають білих чоловіків - як це було при навчанні систем раннього розпізнавання обличчя - програми будуть намагатися точно визначити обличчя та жінок ВІРОС. Найкраще програмне забезпечення для розпізнавання обличчя почало виправляти це за останні роки, але білі чоловіки все ще помилково відповідають рідше, ніж інші групи; деяке програмне забезпечення неправильно ідентифікує деяких чорношкірих та азіатських людей у 100 разів частіше, ніж білі

чоловіки. Мутале Нконде, співробітник Лабораторії цифрового громадянського суспільства в Стенфорді, член Консультативної ради з питань вмісту TikTok, зазначає, що навіть якщо системи працюють бездоганно, проблеми з гендерною ідентифікацією залишаються: «Етикетки, як правило, двійкові: чоловічі, жіночі. Немає можливості для такого типу системи подивитися на недвійкову систему або навіть на когось, хто перейшов» [3].

Як тільки компанія навчає своє програмне забезпечення для виявлення та розпізнавання облич, програмне забезпечення може потім знаходити та порівнювати їх з іншими гранями в базі даних. Це крок ідентифікації, коли програмне забезпечення отримує доступ до бази даних фотографій та перехресних посилань, щоб спробувати ідентифікувати особу на основі фотографій з різних джерел, від кружок до знімків, викреслених із соціальних мереж. Потім відображаються результати, зазвичай класифікуючи їх за точністю. Ці системи звучать складно, але, маючи певні технічні навички, ви можете самостійно створити систему розпізнавання облич за допомогою готового програмного забезпечення.

## **1.2 Розвиток технологій розпізнавання**

Світ вважає, що Вудро Вільсон Бледсо був батьком розпізнавання обличчя. У 1960-х Бледсо створив систему, яка могла впорядковувати фотографії облич вручну за допомогою планшета RAND. Планшет - це пристрій, за допомогою якого люди могли вводити вертикальні та горизонтальні координати на сітці за допомогою стилуса, який випускав електромагнітні імпульси. Люди використовували цю систему для ручного запису координатних областей рис обличчя, таких як очі, ніс, рот і лінія волосся.

Записані вручну метрики можна згодом зберегти в базі даних. І коли нову фотографію людини було внесено до системи, вона змогла отримати найбільш схоже зображення через базу даних. У цей період розпізнавання обличчя було недоторкане технологіями та обчислювальною потужністю. І все-таки це був

перший і найголовніший крок, зроблений Бледсо, щоб довести, що розпізнавання обличчя є практичною біометрією[16].

### 1.3 Розпізнавання осіб людиною

Кожного разу, коли ви прокручуєте Facebook, ви стикаєтесь з десятками облич - хтось знайомий, хтось ні. Дослідження показують, що багато людей впізнають обличчя, навіть якщо вони забувають інші ключові подробиці про людину, наприклад, своє ім'я чи роботу.

Це має сенс: як надзвичайно соціальні тварини, люди повинні мати можливість швидко і легко ідентифікувати один одного на вигляд. Але як саме працює цей чудовий процес у мозку?

Це було питання, що викликає неприємності Ле Чанга, невролога з Каліфорнійського технологічного інституту, у 2014 році. У попередніх дослідженнях його лабораторія вже визначила нейрони в мозку приматів, які обробляли і розпізнавали обличчя. Ці шість областей у скроневій частці мозку, які називаються «плямами на обличчі», містять специфічні нейрони, які виявляються набагато активнішими, коли людина чи мавпа дивляться на обличчя, ніж інші предмети.

У пошуках методу, який мозок використовує для аналізу та розпізнавання облич, Чанг вирішив розбити обличчя математично. Він створив майже 2000 штучних людських облич та розбив їх складові частини за категоріями, що охоплюють 50 характеристик, які роблять обличчя різними, від кольору шкіри до простору між очима. Вони імплантували електроди у дві мавпи-резус, щоб записати, як спрацьовували нейрони на ділянках їхнього мозку, коли їм показували штучні обличчя.

Потім продемонструвавши мавпам тисячі облич, Чанг зміг скласти карту, які нейрони вистрілювали, які риси були на кожному обличчі, повідомляє він у дослідженні, опублікованому цього місяця в журналі Cell[9].

## 1.4 Експеримент А.Л. Ярбуса

При тривалому спостереженні весь образ або його фрагменти по черзі то зникають, то з'являються знову. Така фрагментація образу (почергове згасання і відновлення його окремих частин) залежить від характеру і

Певною мірою ці спостереження підкріплюють теорію нейронних ансамблів, згідно з якою для реалізації здатності до сприйняття необхідний досвід: той чи інший образ сприймається в результаті комбінацій окремих слідів в мозку, що утворилися там раніше засвоєним елементам. Ці дані узгоджуються і з іншими, здавалося б, протилежними теоріями сприйняття, згідно з якими образ відразу, без будь-якого попереднього досвіду сприймається як ціле, без будь-якого синтезу з окремих частин, завдяки здатності сприймати «форму», «цілісність» і «організацію».

Однак ми, тим не менш, сприймаємо зображення стабільним, постійним, незважаючи на рух очей, тіла і аналізованих об'єктів. У тому, як це реалізується мозком, складається так звана проблема просторової константності зорового сприйняття, яка поділяється на дві: проблема константності, стабільності зорового поля і проблема інваріантного сприйняття об'єктів.

Просторова константа сприйняття формується в результаті спеціальної діяльності зорової системи, яка може поділятися на п'ять основних етапів:

- 1) формування сітчастих зображень;
- 2) локальний аналіз збудження фоторецепторного шару;
- 3) не предметні механізми інваріантності;
- 4) інваріантний синтез образу об'єкта;
- 5) аналіз предметного оточення.

Основна роль руху очей полягає в переміщенні осі зору так, щоб зображення пильно розглядають, (або частини об'єкта) завжди виявляється в центральній частині сітківки, в зоні найкращого зору фовеа. Саме в цій зоні є найбільша

щільність світлочутливих рецепторів. Тут же розташовуються рецептивні поля тонічних коркових нейронів, що аналізують форму і т.п.

Проте цей процес не настільки очевидний. Річ у тім, що очі фіксують основні фрагменти слабкоконтрастних зображень, які зазвичай розглядаються як інформативні ознаки опису зображення і які надалі використовуються в формальних логічних твердженнях.

### **1.5 Розпізнавання осіб машиною**

Глибоке машинне навчання або глибокі нейронні мережі - це комп'ютерна програма, яка навчається самостійно. Це варіант більш загальної концепції машинного навчання, яка, в свою чергу, є частиною більш всеосяжної концепції, яка називається штучним інтелектом. При глибокому машинному навчанні алгоритм подає навчальні дані та забезпечує результати. Але між входом і виходом алгоритм інтерпретує сигнали - тобто (навчальні дані) - у декілька шарів. Для кожного нового шару ступінь абстракції зростає. Скажімо, ви хочете побудувати глибоку нейронну мережу, яка може диференціювати різні грані або яка може визначити, які грані ідентичні. Дані тренувань повинні складати велику кількість зображень облич. Чим більший набір даних, тим точніша мережа, принаймні теоретично.

Незважаючи на те, що алгоритми розроблені та вдосконалені, вони є ще двома причинами прориву глибоких нейронних мереж: доступ до великих наборів даних та дешева обчислювальна потужність, особливо у вигляді графічних карт, які найчастіше були пов'язані з комп'ютерними іграми[20].

Еталони досить гнучкі при зміні їх розмірів і інших заданих параметрах, при цьому їх можна чисельно порівнювати, а отримані значення параметрів можна використовувати для опису конкретного Елемента особи. Деформуємі еталони взаємодіють з поточним цифровим зображенням в динамічному режимі. Енергетична функція визначається набором компонентів, які притягують еталон до зображення Елементи особи на основі характеристик графіків зрізів інтенсивності,

таких як максимуми і мінімуми, країв і саме значення інтенсивності. Мінімум енергетичної функції відповідає кращому вибору для даного зображення. Зазвичай деформуємі еталони використовують для виявлення очей і рота[20].

Хоча збігання алгоритмів машинного навчання з розпізнаванням обличчя робить його більш точним і швидким, є ще одна особливість, яка робить машинне навчання обов'язковою для автентифікації обличчя - Anti Spoofing. Ця інноваційна технологія демонструє багато перспектив і може змінити спосіб доступу до конфіденційної інформації. Незважаючи на те, що розпізнавання обличчя є багатообіцяючим, воно має деякі недоліки. Прості системи розпізнавання обличчя можна легко підробити, використовуючи паперові зображення з Інтернету. Ці підроблені атаки можуть призвести до витоку конфіденційних даних. Прийоми проти підробки обличчя допомагають запобігти шахрайству, зменшити крадіжки та захистити конфіденційну інформацію[20].

Людське обличчя вже стало ідеальним засобом автентифікації і матиме більший вплив на цифрову трансформацію в майбутньому. Використовуючи обличчя як ідентифікатор, ми вже можемо відкрити онлайн-рахунок, здійснювати онлайн-платежі, розблокувати смартфони, проходити перевірку контролю в аеропорту або отримувати доступ до історії хвороби в секторі охорони здоров'я. Взагалі, біометрична технологія обличчя має широкий потенціал у чотирьох категоріях: правоохоронні органи та безпеки. Технологія розпізнавання обличчя, що має можливість штучного інтелекту, може стати переважаючою в майбутньому. Одним із наступних наслідків технології є визначення міміки. Виявлення емоцій за допомогою технологій є складним завданням, але алгоритми машинного навчання мають перспективний потенціал для автоматизації цього завдання.

## **1.6 Оцінка ефективності систем розпізнавання**

Спосіб, яким відбувається процес оцінки моделі, наводить певне розуміння того, що робить конкретний підхід до оцінки надійним та більш впливовим,

визначаючи норми практики оцінки при розпізнаванні обличчя. Узгодженість результатів щоб нести відповідальність, має бути гарантована відповідність використовуваним еталонам - як з точки зору етичних очікувань та стандартів, так і самих даних. Консистенція даних може стати особливо складною із введенням даних із веб-джерел, оскільки URL-адреси застарівають. Невідповідність етичних очікувань та стандартів ефективності також ускладнює порівняння з року в рік. Одним елементом процесу, який ще належить стандартизувати, є планування аудиту - в даний час не вказано терміни як ключовий компонент аудиторської процедури, і без очікування регулярного періоду аудиту немає жодних очікувань щодо регулярної відповідності очікуванням. На таке обладнання, як цифрові камери, може впливати на такі ознаки, як роздільна здатність даних. В рамках нашого опитування діапазон розмірів та роздільної здатності фотографій на еталонах великий - від 32x32 до 3072x2048 або навіть більше. Оскільки кількість пікселів є прямим входом до таких методів, як глибоке навчання, стає важко розуміти, який елемент звітних показників ефективності залежить від цих інших змінних.

Метрики. Оскільки завдання розпізнавання обличчя еволюціонували від перевірки та ідентифікації до аналізу обличчя, основна технічна проблема еволюціонувала від завдання пошуку схожості зображень до завдання ідентифікації. Такий зсув групових тестових прикладів на категорії може стати складним завданням, якщо врахувати межі навіть наших демографічних категорій за статтю (Keyes 2018b) та расою (Benthall and Haynes 2019b). Є фактично дві групи оцінок - біометрична оцінка для завдань розпізнавання обличчя та ідентифікації обличчя, а також оцінка точності ідентифікації для завдань аналізу обличчя. Процес біометричного узгодження повторно формує пошук схожості зображень та ранжирування як завдання, а метрики прикріплюються до двійкового виводу відповідності або номачу. Тим часом ідентифікація насправді стосується віднесення тестового прикладу до категорії класів, яка відповідає заздалегідь визначеному ярлику основної істини. Для біометричної оцінки результат є двійковим. Враховуючи два прогнози результати - негативні (тобто відсутність

збігу) або позитивні (тобто відповідність), ми позначаємо N як усі негативно прогнозовані результати, а P як усі позитивно прогнозовані результати. Якщо негативне передбачення є істинним, воно стає результатом "Справжньо негативного" (TN), інакше ми можемо визначити його як "помилково негативний" (FN). Подібним чином, якщо позитивний результат вірний, він стає «справжнім позитивним» (TP), протилежним до «помилково позитивного» (FN), якщо такого немає. Коефіцієнти помилкових збігів (FMR) та False Non-Match Rates (FNMR) є основними показниками, що використовуються для оцінки розпізнавання обличчя, і часом повідомляються про цілий діапазон порогів прийняття рішень. визначення такі.

Ще одне, на що слід звернути увагу, - це рівень прийняття громадою певного еталону даних та його вплив на розвиток розпізнавання обличчя. Як відомо, аналізовані набори даних про обличчя, як відомо, цитуються щонайменше 74 211 разів - маючи на увазі неймовірно широке охоплення. Кожен набір даних, включений в наше опитування, мав доступний супровідний папір, тож неможливо було отримати цитати за все опитування. Найбільш цитованим набором даних у нашому опитуванні є набір даних FERET, розроблений NIST у 1996 році (Phillips et al. 2000b). Фактори, що сприяють тому, що певний набір даних стає домінуючим цитованим еталоном для певного періоду, залишаються невизначеними. Можна припустити, що урядові спонсорвані орієнтири, часто прив'язані до конкуренції або можливості для фінансування академічної діяльності, стимулюють увагу досліджень громади. Новаторські орієнтири та масиви даних особливо високої якості також, ймовірно, отримують більше посилань. По суті, «Позначені обличчя в дикій природі», як перший орієнтир для використання веб-зображень та включення даних про обличчя в природних середовищах, має постійну актуальність.

Технології розпізнавання обличчя ставлять складні етичні та технічні завдання. Нехтування розпаковувати цю складність - виміряти її, проаналізувати, а потім сформулювати її іншим - є поганою послугою для тих, в тому числі і для нас самих, кого найбільше вражає її необережне розгортання. Оцінка набору даних - це

критичний момент, коли ми можемо забезпечити прозорість і навіть підзвітність систем розпізнавання обличчя та порушити етику даного набору даних щодо створення більш відповідального розвитку машинного навчання[13].

## **1.7 Сучасні системи розпізнавання осіб**

З кожним роком зростання інтересу до технологій розпізнавання осіб помітно збільшується. На сьогодні вже існує кілька десятків систем розпізнавання, які застосовуються в різних сферах людського життя.

### **1.7.1 Система «FaceVACS» компанії «Cognitec Systems»**

«FaceVACS-VideoScan» - просте у використанні, що настроюється програмне забезпечення розпізнавання осіб по відеопотоку в реальному часі, пропоноване компанією «Cognitec Systems». Система «FaceVACS-VideoScan» складається з декількох системних компонентів: відео магазину що керує відео потоками; сервера відео сканування що координує всі компоненти системи і виконує основні біометричні операції; обчислювального вузла, використовуваного для розподілу обчислювального навантаження; призначеного для користувача інтерфейсу; диспетчера сигналів одержує повідомлення про події та що обслуговує мобільні пристрої; операційної бази даних; і комплекту інтеграторів.

На сьогодні технологія FaceVACS використовує алгоритм розпізнавання осіб В10Т9. Цей алгоритм, стійкий до змін міміки, поворотам особи (на  $\pm 15^\circ$ ) часткового його закриття, використання очок і зміни освітлення [2].

Крім того, система FaceVACS має такі особливості:

- можливість одночасного відстеження декількох осіб;
- порівняння осіб відбувається в реальному часі;
- можливість відображення і відправлення статистики про потоки;

### **1.7.2 Система «NEC's Face Recognition» компанії «NEC»**

«NEC's Face Recognition» - одна з передових систем розпізнавання осіб, розроблена японською компанією «NEC», що дозволяє ідентифікувати людей по кадрах багаторічної давності і навіть, якщо людина знаходиться в окулярах або кривляється. Все розпізнані особи зберігаються в базі даних, тому в разі необхідності можна підняти всю історію відеореєстрації і переглянути дату і час будь-якого збереженого зображення. Технологія NEC перевершує безліч інших систем розпізнавання своєю точністю і швидкістю.

Система включає в себе кілька модулів, що реалізують такі алгоритми:

1. Використовується метод узагальненої відповідності (GMFD), який забезпечує високу швидкість детектування і високу точність розпізнавання особи. Метод GMFD заснований на нейронних мережах і здійснює попередній пошук пар очей;

2. Метод ARBM (Adaptive Regional Blend Matching), який зменшує вплив невеликих змін на обличчі (наприклад, зміни виразу обличчя, наявність окулярів, головного убору) на точність розпізнавання[3].

Система розпізнавання обличчя NeoFace володіє наступними особливостями:

- Можливість спостереження і контролю в реальному часі;
- Ідентифікація на основі індивідуальних рис обличчя;
- Множина розпізнавання;
- Можливість пошуку подій по базі даних;
- Ведення журналу зображень осіб;
- Масштабований і необмежений розмір Баз Даних;
- Незалежне розпізнавання напрямку погляду і характеристик особи (окуляри, борода і вираз обличчя).

### **1.7.3 Система «LUNA SDK» компанії «VisionLabs»**

«LUNA SDK» - спеціалізоване ПО, супроводу і розпізнавання осіб людей на цифрових фотографіях або в відеопотоці від компанії «VisionLabs». Движок має одні з кращих в світі показників повноти і точності розпізнавання в реальних умовах. Процес розпізнавання осіб в LUNA SDK працює на основі глибинних нейронних мереж і складається з декількох ключових етапів: визначення положення і розмірів всіх осіб (детекції); визначення розташування характерних рис обличчя і трансформації його в стандартизовану форму (Вирівнювання порівняння осіб з базою зображень і запобігання підміни осіб.

Технічні характеристики і особливості LUNA SDK:

- Повністю розроблена на C ++;
- Можливість спостереження і контролю в реальному часі;
- Можливість працювати в режимі великої багатонитковості;
- Використання алгоритму розпізнавання осіб на основі глибинних нейронних мереж;

Дескриптори LUNA навчені на мільйонах осіб з різних джерел і забезпечують високу точність в різних умовах, наприклад, в банках, в системах відеоспостереження і в соціальних мережах.

#### **1.7.4 Система «VeriLook SDK» компанії «Neurotechnology»**

«VeriLook SDK» - технологія ідентифікації осіб, розроблена компанією «Neurotechnology». Являє собою систему виявлення осіб з можливістю одночасного множинного розпізнавання людей присутніх в кадрі і швидкої ідентифікації осіб. VeriLook SDK доступна у вигляді комплекту для розробки ПО і підтримує широкий вибір пристроїв [4]. Алгоритм VeriLook реалізує локалізацію особи з використанням алгоритмів обробки цифрових зображень заснованих на глибоких нейронних мережах.

Основними перевагами системи VeriLook є відсутність необхідності контакту із засобами сканування і швидке впровадження функцій біометричної ідентифікації в прикладні системи замовника, а також існує ряд інших переваг:

- Одночасна обробка декількох осіб;
- Гендерна ідентифікація. За бажанням, стать може бути визначена для кожної людини на зображенні;
- Живе розпізнавання особи. VeriLook визначає, є особа в відеопотоці «живою» або фотографією;

## **1.8 Чи можна обдурити систему розпізнавання осіб**

Передбачалося, що складний геометричний макіяж міг запитати технології розпізнавання. Іноді «зламати» систему намагаються самі розробники технології розпізнавання - виключно з дослідницькою метою. Вони створюють способи обходу і шукають слабкі місця в системі, щоб в майбутньому її поліпшити. Насправді, нейромережеві алгоритми розвиваються з такою швидкістю, що часто можуть впізнавати людей ефективніше людського ока. І кожен раз з'являються все нові спроби обдурити систему, але більшість з них - не терплять критики. Розповім про найпоширеніші «техніки обходу».

Спосіб № 1. Капюшон, кепка з козирком, капелюх з полями.

Головний убір може обдурити програму, тільки якщо камера висить високо і її кут зору такий, що поля або козирок закривають більшу частину обличчя. Але якщо є можливість повісити камеру правильно, і людина не буде занадто низько опускати особа, то нейромережа зможе його розпізнати.

Спосіб № 2. Сонцезахисні і діоптрійної окуляри.

Звичайні окуляри з діоптріями взагалі не складають жодної проблеми для камер. Сьогодні вплинути на точність розпізнавання можуть хіба що дуже великі, чорні окуляри, що приховують більшу частину обличчя. Але навіть це не означає, що ви повністю сховалися - швидше за все, система розпізнає вас з дещо меншою ймовірністю.

Спосіб № 3. Медичні маски.

Під час пандемії ми досить швидко навчили алгоритми розпізнавати обличчя, прикриті ними. Точність розпізнавання впала, але не критично. Носіння маски вплине хіба що на детекцію алгоритмами вашого статі і віку.

### **1.8.1 Біометричні прикордонні перевірки в Європі**

В даний час не існує центральної системи реєстрації всіх в'їздів або виходів із зони ЄС-Шенген. Охоронці кожної держави-члена печатають паспорти з датами в'їзду та виїзду, але вони не фіксують транскордонних перевезень. Штampi, якими вони користуються, можуть бути підробленими або складними для читання. Не ведеться електронний запис і не проводиться автоматичний розрахунок тривалості дозволеного перебування. Велике агентство ІТ-систем (EU-LISA) розробляє систему в'їзду / виїзду для реєстрації біометричних даних усіх громадян, які не є членами ЄС, які перетинають зовнішні кордони ЄС.

#### **Висновки:**

Людське обличчя вже стало ідеальним засобом автентифікації і матиме більший вплив на цифрову трансформацію в майбутньому. Використовуючи обличчя як ідентифікатор, ми вже можемо відкрити онлайн-рахунок, здійснювати онлайн-платежі, розблокувати смартфони, проходити перевірку контролю в аеропорту або отримувати доступ до історії хвороби в секторі охорони здоров'я. Взагалі, біометрична технологія обличчя має широкий потенціал у чотирьох категоріях: правоохоронні органи та безпеки.

## РОЗДІЛ 2

### АЛГОРИТМИ ТА МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ

Завдання розпізнавання осіб - частина практичного застосування теорії розпізнавання образів. Вона складається з двох підзадач: ідентифікації та класифікації (тут докладно про відмінності). Ідентифікація особистості активно використовується в сучасних сервісах, таких як Facebook, iPhoto. Розпізнавання обличчя використовується повсюдно, починаючи від FaceID в iPhone X, закінчуючи використанням при наведенні цілей у військовій техніці.

Для початку розберімося, як розпізнати обличчя на фотографії. По-перше, потрібно знайти, де на фото розташовано особу людини і кактус з годинником. Таке завдання не є складним для людини, але зовсім інша задача для комп'ютера. Потрібно виділити ключові риси для особи, такі як розташування очей, носа, губи. Для цього будемо використовувати шаблони, зображені на рисунку 2.1.

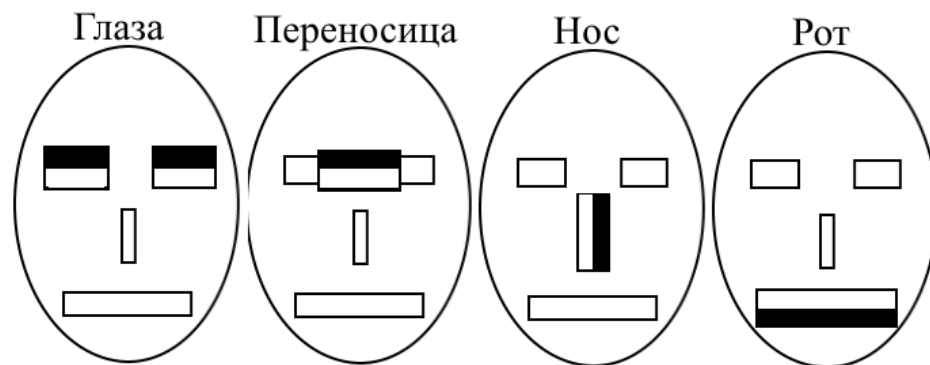


Рис. 2.1 Основні шаблони[2.-]

#### 2.1 Триангуляція Делоне

Вперше завдання побудови триангуляції Делоне була поставлена в 1934 р в роботі радянського математика Б.Н. Делоне. Трудомісткість цього завдання становить  $(\log) ONN$ . Існують алгоритми, що досягають цієї оцінки всередньому і

гіршому випадках. Крім того, відомі алгоритми, по-зволяєт вряді випадків досягти в середньому  $O(N)$ .

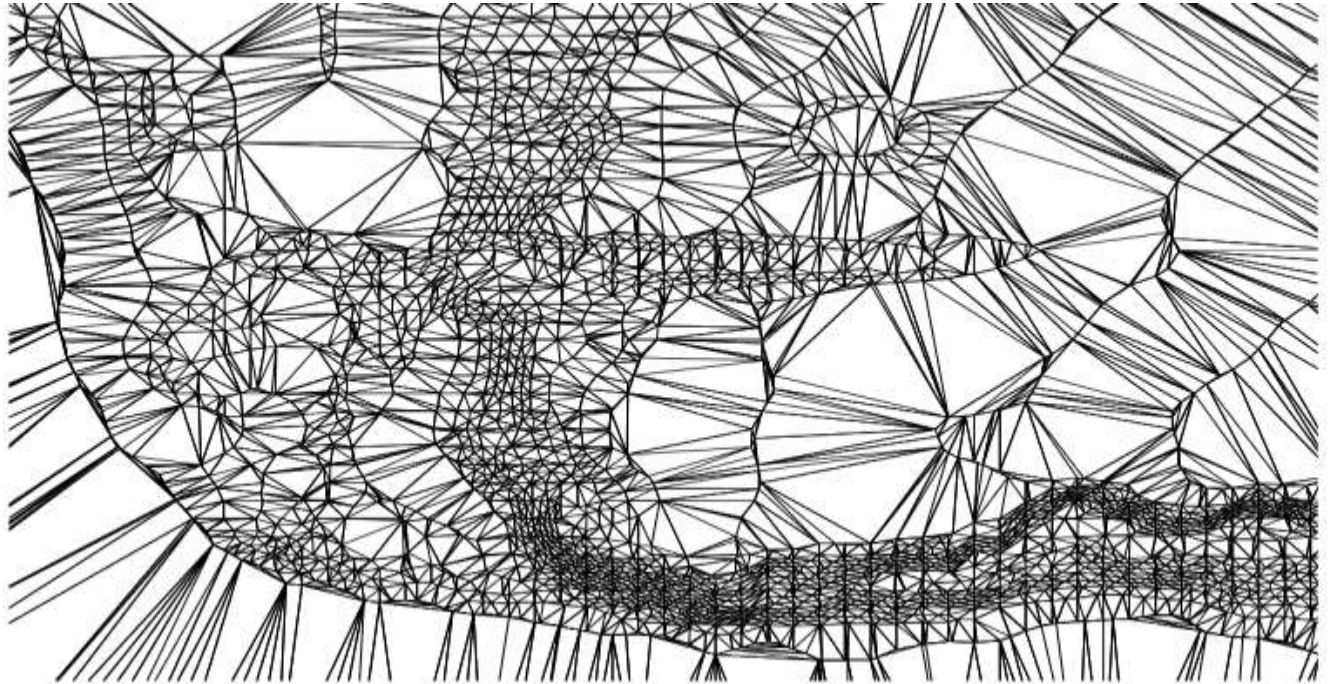


Рис. 2.2 Приклад тріангуляції[2.-]

Тріангуляцію Делоне можна отримати з будь-якої іншої тріангуляції цього безлічі точок, усуваючи порушення визначення. Для цього необхідно використовувати операцію "фліп", ми будемо повертати ребро всередині пари суміжних трикутників:

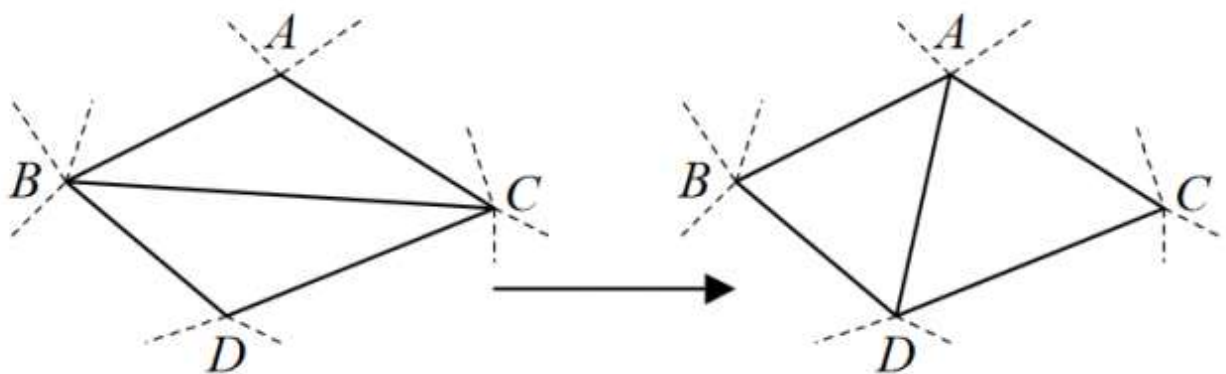


Рис. 2.3 Приклад тріангуляції[2.-]

## 2.2 Метод Віоли-Джонса

Метод, що використовується для виявлення обличчя, використовує Хаарову функцію або більш відомий як Каскадний класифікатор Хаара. Основною основою систем виявлення об'єктів, що використовують каскадний класифікатор Хаара, є система класифікації, яка використовує значення інтенсивності пікселів та зміни контрастних значень між прямокутними групами пікселів, які знаходяться близько. Дисперсія контрасту між групами пікселів визначає білу та чорну області. Процедура виявлення обличчя Віоли-Джонс класифікує зображення на основі простих значень властивостей. Є багато причин використовувати функції, а не безпосередньо пікселі. Найбільш поширеною причиною є те, що функції можуть бути використані для кодування спеціальних знань домену, які важкі в процесі навчання з обмеженою кількістю навчальних даних. Ще однією причиною використання функцій є те, що функція на базі операційної системи набагато швидша, ніж піксельна. Метод Віоли-Джонса є одним з найпопулярніших методів виявлення об'єктів. Цей метод може забезпечити результати з досить високою точністю близько 93,7% зі швидкістю в 15 разів швидшою. Для подання зображення методом Віоли-Джонса використовуються Хаароподібні функції. Метод Віоли-Джонса використовує прямокутні Хаароподібні риси[21].

## 2.3 Виявлення ключових точок

Знайти і описати ключові точки особи на зображенні можна різними способами, наприклад, за допомогою гістограми спрямованих градієнтів, т. К. Даний дескриптор широко поширений і має багато реалізацій. Спрощене уявлення зображення або його частини, в якому відкинута стороння інформація, називають дескриптор-функцією, вона, як правило, перетворює зображення в вектор. В якості опції НОГ-дескриптор використовує розподіл напрямків градієнтів, де суть полягає в тому, що найбільша величина градієнтів відповідає краях і кутах об'єкта, т. Е. Областям з різкою зміною інтенсивностей. Детальніше етапи для розрахунку дескриптора НОГ такі [3]: Початкове зображення розбивається на осередки; За

допомогою фільтрації осередків ядрами і обчислюються величини  $i$ , на основі яких знаходять величину  $i$  напрямком градієнта осередків відповідно за формулами,; Осередки групуються в більш великі блоки; Для забезпечення більш компактного представлення значень градієнтів перетворюються в гістограму, канали якої визначаються напрямком градієнта; Для того щоб розрахована гістограма була стійка до змін освітлення, градієнти локально нормуються, т. Е. Кожен елемент вектора гістограми ділиться на величину вектора. В результаті HOG -дескриптор є вектором компонент нормованих гістограм осередків з усіх областей блоку. Існує також метод опису ключових точок особи, заснований на локальних бінарних патернах (Local Binary Pattern, LBP), який спочатку був запропонований в 1996 році Т. Ояла для розпізнавання текстур [4]. Метод на основі LBP описує локальний текстурний патерн за допомогою бінарного коду, який залежить від інтенсивностей сусідніх пікселів зображення. Принцип роботи LBP наступний: 1) дескриптор застосовується послідовно до кожного пікселя зображення і його околиці з восьми пікселів; 2) яскравість центрального пікселя приймається за поріг, з яким порівнюються значення яскравості кожного пікселя з околиці; 3) пікселя з околиці присвоюється значення 1, якщо значення його інтенсивності більше або дорівнює граничному значенню, інакше присвоюється 0. У результаті виходить 8-бітове число, що характеризує околиця пікселя. За цими даними будується гістограма подібних наборів для кожної області, так і описується особа. Можна помітити, що LBP ефективний в обчислювальному плані завдяки роботі тільки з цілочисленною арифметикою, що підвищує продуктивність. Також оператор інваріантний до змін яскравості зображення, пов'язаним з умовами освітлення при зйомці. Однак при описі ключових точок проявляється один з недоліків методу - його обчислювальна складність.

## **2.4 Метод найближчого сусіда**

Метод найближчого сусіда є простим алгоритмом ідентифікації, суть якого полягає в тому, що об'єкт належить до того класу, до елемента якого він найближче

знаходиться. Наприклад, на рисунку 2.4 зелене коло відповідно до цього алгоритмом повинен бути ідентифікований як червоний трикутник.

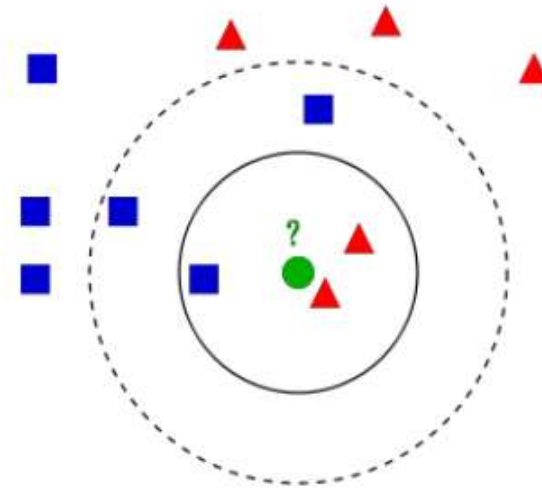


Рис. 2.4 Метод найближчого сусіда[18.-]

Для поліпшення результатів також використовують метод, в якому об'єкт відносять до того класу, до якого належить більшість його сусідів в околиці заданого розміру. Однак при вирішенні задачі ідентифікації осіб такий підхід негативно впливає на роботу класифікатора. Даний метод застосовують в тому випадку, коли ціна помилки неправильної ідентифікації є великою, а помилки даних невеликі. Основним недоліком методу найближчого сусіда є його чутливість до значень окремих (можливо хибних) даних. Незважаючи на це метод показує високу ефективність при застосуванні в широкому спектрі задач класифікації.

Особливої уваги також заслуговує питання вибору метрики, яка визначає відстань між гістограмами. Для досягнення максимальної точності ідентифікації необхідно вибрати ту метрику, яка найбільш адекватно б відображала відмінності між гістограмами зображень різних класів.

## 2.5 CNN

Штучний інтелект став свідком монументального зростання подолання розриву між можливостями людей і машин. Дослідники та ентузіасти працюють над багатьма аспектами галузі, щоб здійснити дивовижні речі. Однією з багатьох таких сфер є сфера Computer Vision.

Порядок денний у цій галузі - дати можливість машинам бачити світ так, як це роблять люди, сприймати його подібним чином і навіть використовувати знання для безлічі завдань, таких як розпізнавання зображень та відео, Аналіз та ідентифікації зображень, Відтворення засобів масової інформації, Системи рекомендацій, Обробка природних мов тощо. Досягнення «Комп'ютерного зору» при глибокому навчанні були сконструйовані та вдосконалені з часом, головним чином, за допомогою одного конкретного алгоритму - згорткової нейронної мережі.

Свертові нейронні мережі (CNN) працюють так само, як метод Віоли-Джонса, принаймні концептуально. То що різниться? Хоча обидва методи працюють в ряд кроків, кроки в методі Віоли-Джонса задані, тоді як етапи в CNN набагато менш структуровані. Хоча існує загальне розуміння того, які типи кроків існують, порядок не є однорідним; додатково деякі етапи можуть виконуватися одночасно. Це може здатися протилежним інтуїтивним, враховуючи те, що результати одного кроку передаються наступному кроку, але той факт, що зазвичай існує кілька проходів різних етапів, гарантує, що кожен крок має правильну інформацію для свого виконання. У CNN використовуються чотири основні етапи: згортання, об'єднання та ReLu ("How do" 2016).

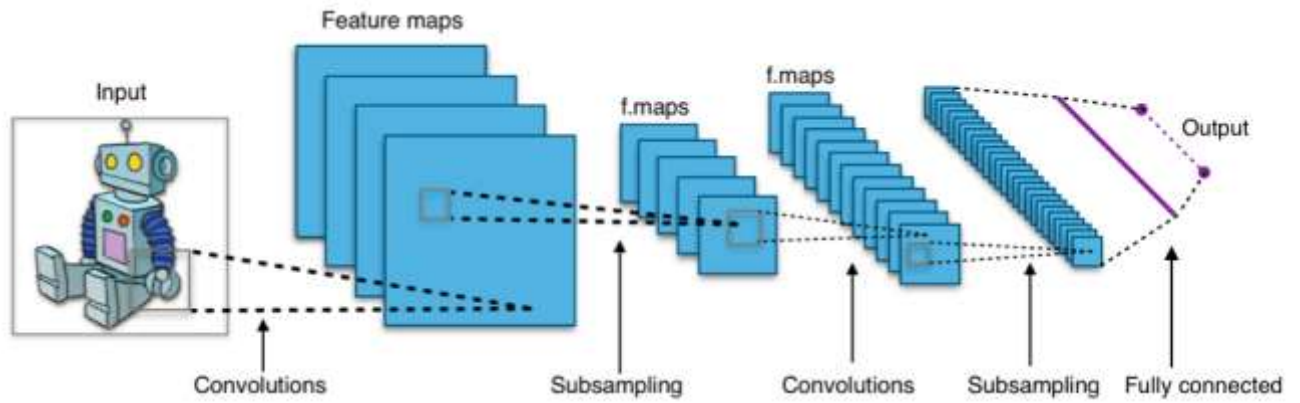


Рис. 2.5. Метод найближчого сусіда[19.-]

## 2.5 MTCNN

MTCNN - це перероблена комбінована модель CNN, що складається з трьох шарів мереж (як показано на малюнку 1) у такій послідовності: P-net  $\rightarrow$  R-net  $\rightarrow$  O-net. Він використовує думку про кандидатуру та класифікатор для досягнення швидкого та ефективного виявлення обличчя: P-net використовується для швидкого створення коробки кандидатів; R-net служить фільтром для підбору коробки для кандидатів з високою точністю; тоді як O-net призначений для генерування граничного поля та ключових особливостей обличчя. Тема кадрів MTCNN схожа на каскадні мережі CNN, але вона стосується виявлення області обличчя та виявлення особливостей обличчя разом. Подібно до багатьох інших моделей CNN, орієнтованих на вирішення іміджевих питань, MTCNN також застосовує піраміду зображення, регресію обмежувального вікна та немаксимальне придушення (NMS) та серії технологій CNN.

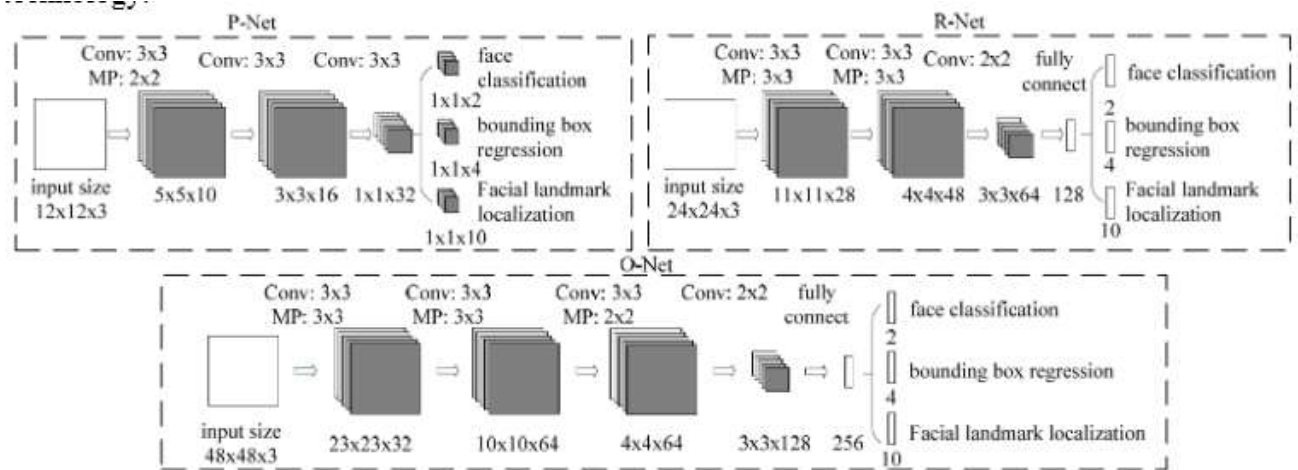


Рис. 2.6 Архітектура трьох мереж[20]

### Висновок:

Існує безліч методів, алгоритмів для розпізнавання осіб у кадрах, та відеопотоках. Із усіх існуючих був вибраний метод CNN, оскільки, на відміну від методу Віюлі-Джонса, цей метод має набагато більшу швидкість, завдяки чому змешується швидкість обробки отриманих зображень. CoreML, який використовує метод CNN, здатний обробити 50000 зображень за 40 хвилин. Коли для обробки тої самої кількості зображень, метод Віюлі Джонса оброблює її за 12 годин, оскільки кроки в методі Віюлі-Джонса задані, тоді як етапи в CNN набагато менш структуровані. Хоча існує загальне розуміння того, які типи кроків існують, порядок не є однорідним; додатково деякі етапи можуть виконуватися одночасно. Це може здатися протилежним інтуїтивним, враховуючи те, що результати одного кроку передаються наступному кроку, але той факт, що зазвичай існує кілька проходів різних етапів, гарантує, що кожен крок має правильну інформацію для свого виконання.

## РОЗДІЛ 3

### РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСІБ

У ландшафті нових технологій, здатних зробити революцію в нашому повсякденному житті, мало хто з них є настільки дратуючими, як технології розпізнавання обличчя.

Було використано нативний модуль під назвою Vision який є основою для роботи програмного забезпечення, за допомогою якого можна отримати доступ до камери та інших необхідних датчиків камери які встановленні у пристрій.

Vision дозволяє працювати з:

1. Розпізнавання власних облич.
2. Оброблені основної моделі ML для обробки зображень (наприклад, ідентифікація, виявлення об'єктів).
3. Розпізнавання штрих-коду.
4. Розпізнавання тексту.

У рамках реалізації було вирішено реалізувати програмне забезпечення у вигляді мобільного додатку, який демонструє усі етапи розпізнавання обличчя та ідентифікації особи у відеопотоках . Реалізація у вигляді мобільного додатку спрощує використання програмним забезпеченням, яке у майбутньому зможе мати свій власний API, за допомогою якого користувач зможе отримувати доступ до певних приміщень, ресурсів. Програмне забезпечення має декілька режимів роботи

- Розпізнавання обличчя у кадрі;
- Накладання маски на обличчя особи;
- Ідентифікація особи у відеопотоці;

#### 3.1 Проектування програмного забезпечення

У данному підрозділі описано схему загальної роботи програмного забезпечення, та описані інші методи, які були використанні.

Першим чином треба описати загальну схему роботи програми.



Рис. 2.7 Загальна схема роботи ідентифікації особи

На рич. 2.7 розпізнавання обличч відбувається у декілька етапів:

1. Локалізація обличчя особи для передачі на наступний етап
2. Вирівнювання отриманого зображення, усунення шумів.
3. Виявлення ключових точок на отриманому зображенні, для подальшого тренування моделі даних.
4. Розпізнавання та ідентифікація особи.

### 3.1.1 Локалізація обличчя особи

Для локалізації особи був вибраний метод MTCNN. Метод являє собою набагато швидчий алгоритм розпізнавання обличчя у відеопотоці, навідрізу від методу Віюлі-Джонса, оскільки MTCNN Використовує додаткові ресурси пристрою для пришвидшення обробки зображення.

Мережа використовує три підмережі: P-Net, R-Net та O-Net. На першому етапі проводиться груба розпізнавання обличчя, що виробляє ділянки пропозиції. Потім алгоритм придушення не максимуму зменшує кількість перекриваються ящиків, що утворюють більше певних областей, які подаються в R-Net. R-Net вдосконалює обрані пропозиції, а O-Net робить наземний орієнтир. MTCNN все-таки

пропонується використовувати в ультрасучасній системі розпізнавання облич, описаній у [22].

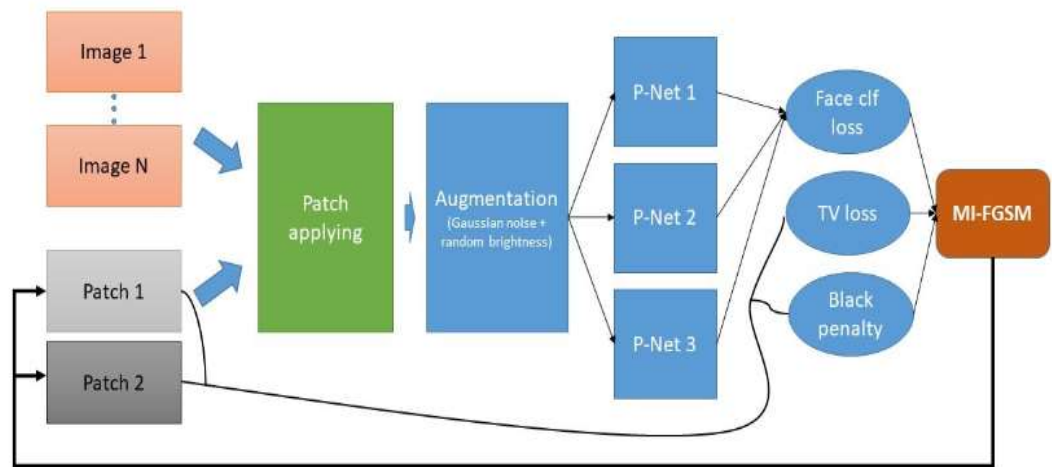


Рис. 2.8 Отримані зображення передаються в три мережі [23]

### 3.1.2 Вирівнювання отриманого зображення

Отримане зображення вирівнюється за допомогою геометричного вирівнювання зображення яке було надіслано. Наприклад якщо отримане зображення містить обличчя особи яке повернуто на 90 градусів, то геометричне вирівнювання необхідне для того щоб встановити положення обличчя максимально класично.

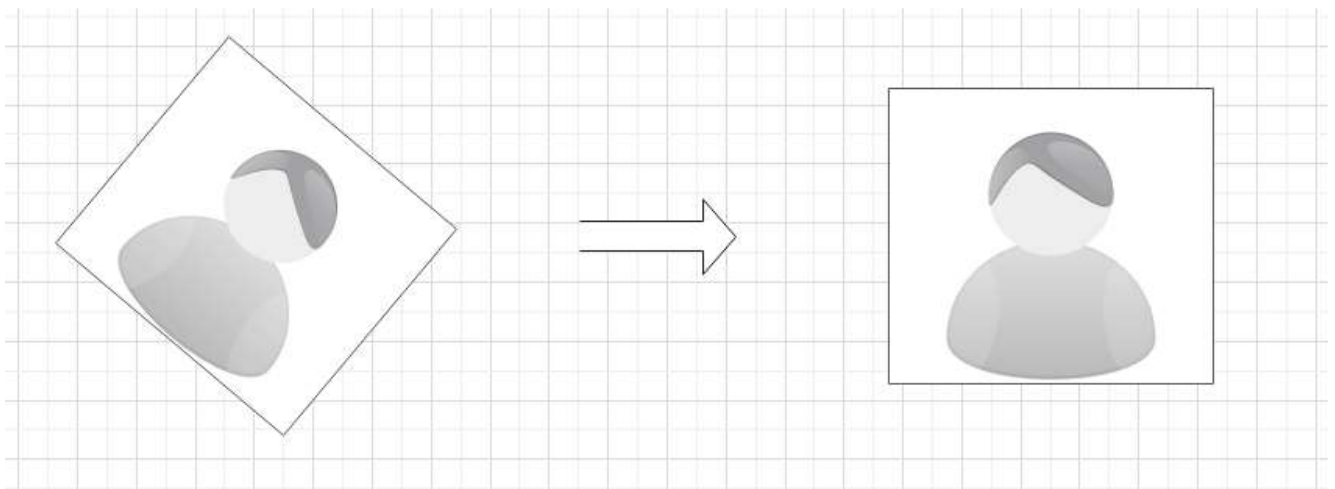


Рис. 2.9 Приклад вирівнювання зображення

### 3.1.3 Виявлення ключових точок на отриманому зображенні

Подібно до завдання регресії обмежувального вікна, виявлення орієнтиру на обличчі формулюється як проблема регресії, і ми мінімізує евклідові втрати:

$$L_i^{\wedge} \text{landmark} = \left\| y_i^{\wedge} \text{landmark} - y_i^{\text{landmark}} \right\|_2^2. \quad (1.1)$$

Навчання з кількома джерелами: Оскільки ми використовуємо різні завдання в кожному CNN, в процесі навчання існують різні типи навчальних зображень, такі як обличчя, обличчя без обличчя та частково вирівняне обличчя.

## 3.2 Встановлення макета

### Налаштування ViewController ():

Цей контролер подання буде точкою входу для всіх інших і матиме чотири кнопки:

1. Face Mask відкриє FaceMaskViewController (), який покаже сітку обличчя за допомогою ARKit.
2. Виявлення обличчя відкриє FaceDetectionViewController (), який підрахує кількість граней у сеансі зйомки.
3. Ідентифікація обличчя відкриє FaceClassificationViewController (), який буде розпізнати обличчя, і сеансі зйомки буде невідома особа, буде видано невідомий
4. Виявлення об'єкта обличчя відкриє ObjectDetectionViewController (), який передбачає, чи перебуває особа в сеансі зйомки, і спробує намалювати обмежувальне поле.

Реалізація інтерфейсу:

```

let faceClassification: BtnPleinLarge = {
    let button = BtnPleinLarge()
    button.translatesAutoresizingMaskIntoConstraints = false
    button.addTarget(self, action:
    #selector(buttonToFaceClassification(_:)), for:
    .touchUpInside)
    button.setTitle("Face classification", for: .normal)
    let icon = UIImage(systemName:
    "tray.fill")?.resized(newSize: CGSize(width: 50,
    height: 40))
    button.addRightImage(image: icon!, offset: 30)
    button.backgroundColor = .systemBlue
    button.layer.borderColor = UIColor.systemBlue.cgColor
    button.layer.shadowOpacity = 0.3
    button.layer.shadowColor = UIColor.systemBlue.cgColor

    return button
}()

```

Рис. 3.0 Налаштування кнопок

Для кожної кнопки ми вказуємо свій стиль який буде відображений на головному екрані додатку. Так само повторюється з усіма іншими кнопками.

```

let faceClassification: BtnPleinLarge = {
    let button = BtnPleinLarge()
    button.translatesAutoresizingMaskIntoConstraints = false
    button.addTarget(self, action: #selector(buttonToFaceClassification
    (_:)), for: .touchUpInside)
    button.setTitle("Face classification", for: .normal)
    let icon = UIImage(systemName: "tray.fill")?.resized(newSize: CGSize
    (width: 50, height: 40))
    button.addRightImage(image: icon!, offset: 30)
    button.backgroundColor = .systemBlue
    button.layer.borderColor = UIColor.systemBlue.cgColor
    button.layer.shadowOpacity = 0.3
    button.layer.shadowColor = UIColor.systemBlue.cgColor

    return button
}()

```

Рис. 3.1 Призначення кнопці виклику необхідного вікна

Далі для кожної кнопки викликаємо функцію яка буде відповідати за направлення користувача на необхідну сторінку. Ті ж самі дії використанні для інших кнопок

### 3.3 Створення маски

Використано ARKit і створено екземпляр ARSCNView, який автоматично відображає потокову відеопотоку з камери пристрою як фон сцени. Він також автоматично переміщує камеру SceneKit відповідно до реального руху пристрою, а це означає, що не потрібен якір для відстеження позицій об'єктів, які ми додаємо до сцени.

Сеанс ARFaceTrackingConfiguration, який являє собою AR-сеанс, який виявляє обличчя користувача (якщо це видно на зображенні фронтальної камери) і додає до свого списку якорів об'єкт ARFaceAnchor, що представляє обличчя.

Ось як ми налаштуємо функцію ViewDidLoad ():

```

override func viewDidLoad() {
    super.viewDidLoad()
    self.view.addSubview(sceneView)
    sceneView.delegate = self
    guard ARFaceTrackingConfiguration.isSupported else { return }
    let configuration = ARFaceTrackingConfiguration()
    configuration.isLightEstimationEnabled = true
    sceneView.session.run(configuration, options: [.resetTracking,
.removeExistingAnchors])
    setupTabBar()
}

```

Рис. 3.2 Створення функції початкової обробки при вході у вікно

Ця функція викликається кожного разу коли користувач повертається, чи переходить на сторінку.

Основний метод використовує Триангуляцію Делоне для того щоб накласти точки на обличчя особи. Цей метод демонструє, як програмне забезпечення під час навчання накладає точки на індивідуальні місця на обличчі особи.

Розширення для встановлення делегата сценографії та візуалізації ARSCNFaceGeometry. Також додано функцію, яка оновлює геометрію обличчя в режимі реального часу:

```

extension FaceMaskViewController: ARSCNViewDelegate {

    func renderer(_ renderer: SCNSceneRenderer, nodeFor anchor: ARAnchor) -> SCNNode? {

        guard let device = sceneView.device else {
            return nil
        }

        let faceGeometry = ARSCNFaceGeometry(device: device)

        let node = SCNNode(geometry: faceGeometry)

        node.geometry?.firstMaterial?.fillMode = .lines

        return node
    }

    func renderer(_ renderer: SCNSceneRenderer, didUpdate node: SCNNode, for anchor: ARAnchor) {

        guard let faceAnchor = anchor as? ARFaceAnchor,
            let faceGeometry = node.geometry as? ARSCNFaceGeometry else {
            return
        }

        faceGeometry.update(from: faceAnchor.geometry)
    }
}

```

Рис. 3.3 Функція створення маски на обличчі

### 3.4 Знаходження обличчя у кадрі

Використовувався внутрішньо програмами Apple, такими як Photos. У першій версії CIDetector був використаний метод, заснований на алгоритмі виявлення Віоли-Джонса. Подальші вдосконалення CIDetector базувались на досягненнях традиційного комп'ютерного зору.

З появою глибокого навчання та його застосування до проблем із комп'ютерним зором, сучасний рівень точності розпізнавання обличчя зробив величезний стрибок уперед. Довелося повністю переглянути підхід, щоб можна скористатися цією зміною парадигми. Порівняно з традиційним комп'ютерним зором, вивчені моделі глибокого навчання вимагають на порядок більше пам'яті, набагато більше місця на диску та більше обчислювальних ресурсів.

Потрібно налаштувати AVCaptureSession і додати шар попереднього перегляду до підшару:

```

fileprivate func setupCamera() {
    let captureSession = AVCaptureSession()
    captureSession.sessionPreset = .high

    guard let captureDevice = AVCaptureDevice.default(for: .video) else { return }
    guard let input = try? AVCaptureDeviceInput(device: captureDevice) else {
return }
    captureSession.addInput(input)

    captureSession.startRunning()

    let previewLayer = AVCaptureVideoPreviewLayer(session: captureSession)
    view.layer.addSublayer(previewLayer)
    previewLayer.frame = view.frame

    let dataOutput = AVCaptureVideoDataOutput()
    dataOutput.setSampleBufferDelegate(self, queue: DispatchQueue(label:
"videoQueue"))
    captureSession.addOutput(dataOutput)
}

```

Рис. 3.4 Налаштування доступу до камери

Метод розпізнавання обличчя є частиною фреймворку Vision, який є дуже швидким і досить точним. Метод `VNDetectFaceRectangleRequest ()` повертає масив обмежувальних полів для виявлених граней. Для того, щоб отримати підрахунок граней, потрібно лише підрахувати кількість елементів у масиві, а потім відповідно оновити мітку:

```

func captureOutput(_ output: AVCaptureOutput, didOutput sampleBuffer: CMSampleBuffer, from
connection: AVCaptureConnection) {
    guard let pixelBuffer: CVPixelBuffer = CMSampleBufferGetImageBuffer(sampleBuffer) else {
return }
    let request = VNDetectFaceRectanglesRequest { (req, err) in
        if let err = err {
            print("Failed to detect faces:", err)
            return
        }
        DispatchQueue.main.async {
            if let results = req.results {
                self.numberOffaces.text = "\(results.count) обличч"
            }
        }
    }
    DispatchQueue.global(qos: .userInteractive).async {
        let handler = VNImageRequestHandler(cvPixelBuffer: pixelBuffer, options: [:])
        do {
            try handler.perform([request])
        } catch let reqErr {
            print("Failed to perform request:", reqErr)
        }
    }
}

```

Рис. 3.5 Налаштування доступу до камери

У прикладі роботи програми ми можемо бачити що система знайшла обличчя у кадрі і повідомила про це користувача



Рис. 3.6 Приклад знаходження облич у відеопотоці

### 3.5 Ідентифікація особи, створення бази осіб

Починаючи з WWDC 2019, Create ML - це окремий додаток у macOS, який набагато простіший у використанні. Ви можете створити кілька моделей, починаючи від обробки тексту і закінчуючи класифікаторами зображень.

Класифікатор зображень - це модель машинного навчання, яка розпізнає зображення. Коли ви надаєте йому зображення, воно відповідає міткою категорії для цього зображення.

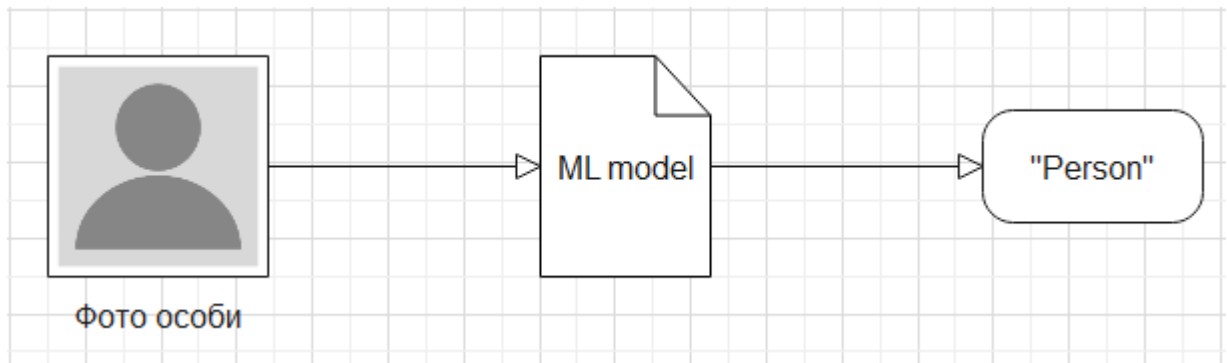


Рис. 3.7 Конвертація моделі

На діаграмі зображено, як на вхід отримуємо фотографію або множину фотографій особи. Далі фотографія обробляється, далі ми отримуємо файл моделі обробленого обличчя користувача, після чого можна використовувати дану модель для ідентифікації користувача. Після початку використання моделі, модель буде відправляти користувачу його ID або власне ім'я.

Відбувається тренування класифікатора зображень, показуючи йому безліч прикладів зображень, які ви вже позначили. Наприклад, можна навчити класифікатор зображень розпізнавати диких тварин, показуючи йому різноманітні фотографії слонів, жирафів, левів тощо.

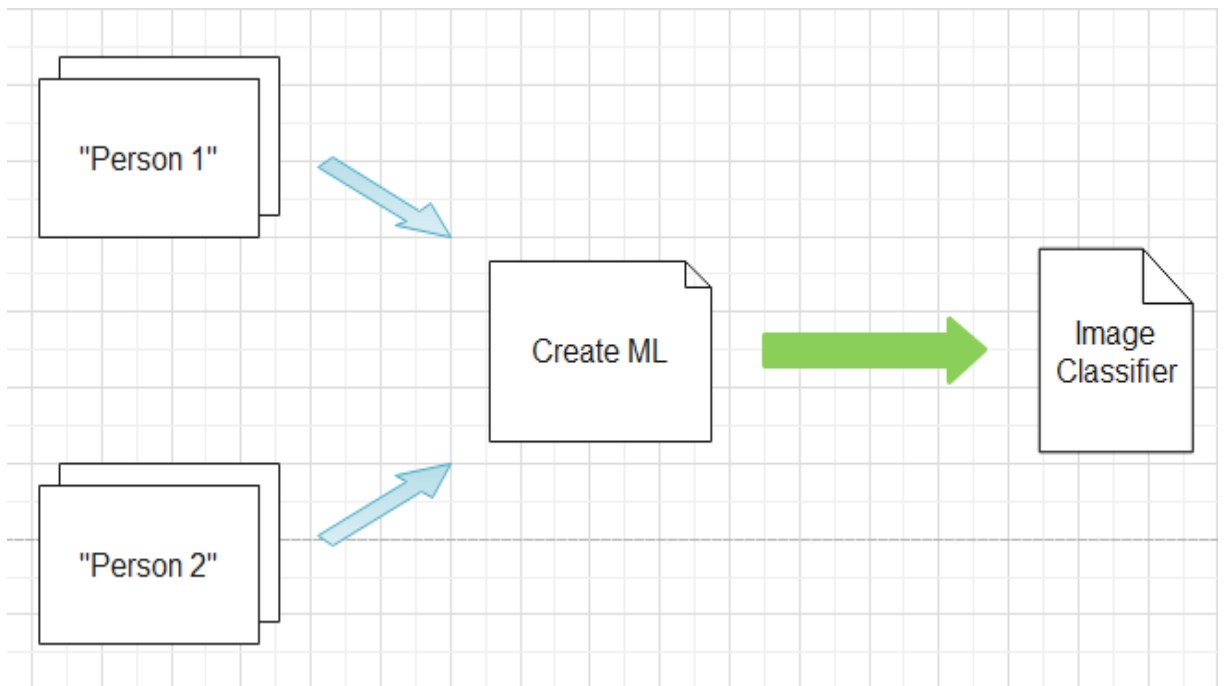


Рис. 3.8 Процес створення датасету

На вході ми отримуємо множину зображень ряду осіб, не має різниці скільки осіб додаються у модель для створення ідентифікатору. Після чого модель оброблює отриманні обличчя, та виділяє ключові точки на обличчях користувачів, тим самим відділяючи їх один від одного. На виході ми отримуємо згенеровану модель ідентифікації

Після того, як класифікатор зображень закінчить навчання, оцінюється його точність і, якщо він працює досить добре, зберігається його як файл моделі Core ML. Потім імпортується файл моделі у свій проект Xcode, щоб використовувати класифікатор зображень у додатку.

Щонайменше 10 зображень для кожної категорії, але треба мати на увазі, що класифікатор зображень працює ефективніше із різноманітнішим набором зображень, можливо, з різних кутів та умов освітлення. Потрібно сбалансувати кількість зображень для кожної категорії. Наприклад, не 10 зображень для однієї категорії, а потім 1000 зображень для іншої. Зображення можуть бути у будь-якому форматі, який можна відкрити в програвачі Quicktime, наприклад JPEG та PNG. Вони не повинні бути певного розміру, а також не повинні бути однакового розміру один з одним. Однак найкраще використовувати зображення розміром не менше

299 x 299 пікселів. Якщо це можливо, треба зібрати зображення, які найкраще відображають те, що, як очікується, побачить модель, коли використовує її у додатку.

Ідентифікатору зображень знадобиться папка з принаймні двома папками, які відповідають класам, які потрібно передбачити.

Ідея полягає в тому, щоб створити папку з ім'ям, яка буде містити портретні зображення, а інша буде «невідомою» - в основному будь-яке портретне зображення або навіть випадкові зображення, які допоможуть моделі розрізняти класи. Ці зображення будуть використані для повідомлення моделі.

Рекомендується підняти кількість ітерацій дуже високо, на відміну від 20, яке встановлено за замовчуванням. Можна також використовувати налаштування збільшення (обрізання, розмиття тощо), щоб покращити навчальний процес, особливо немає багато захоплених зображень, з якими можна працювати.

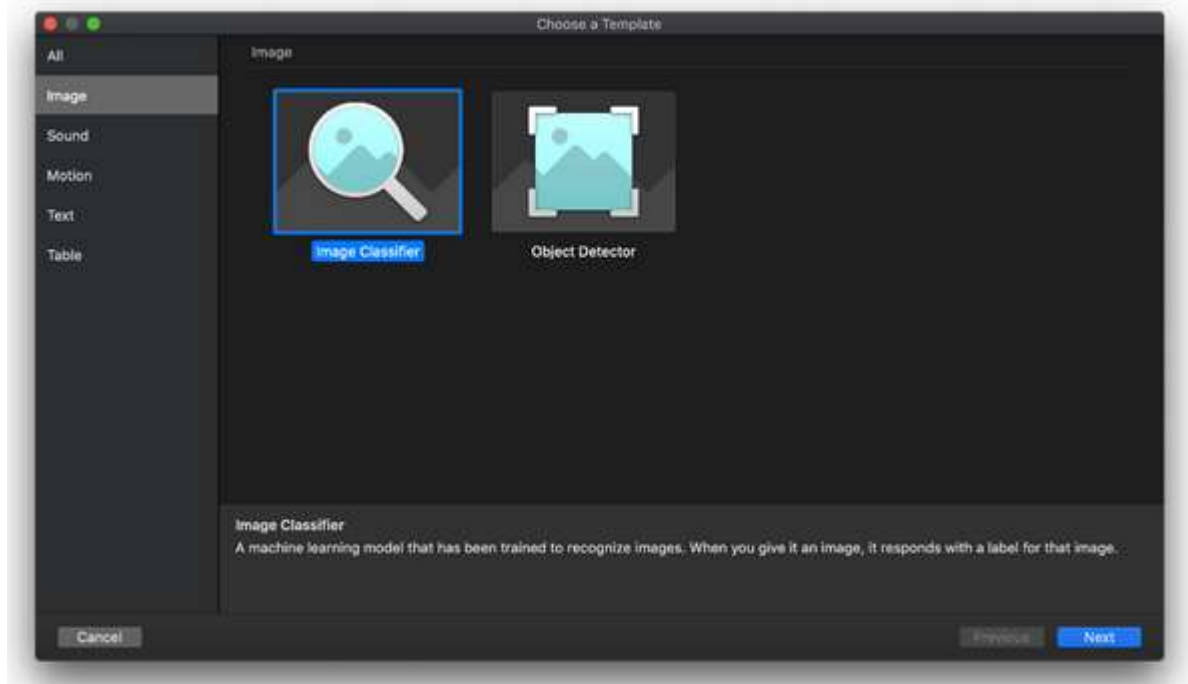


Рис. 3.9 Створення датасету

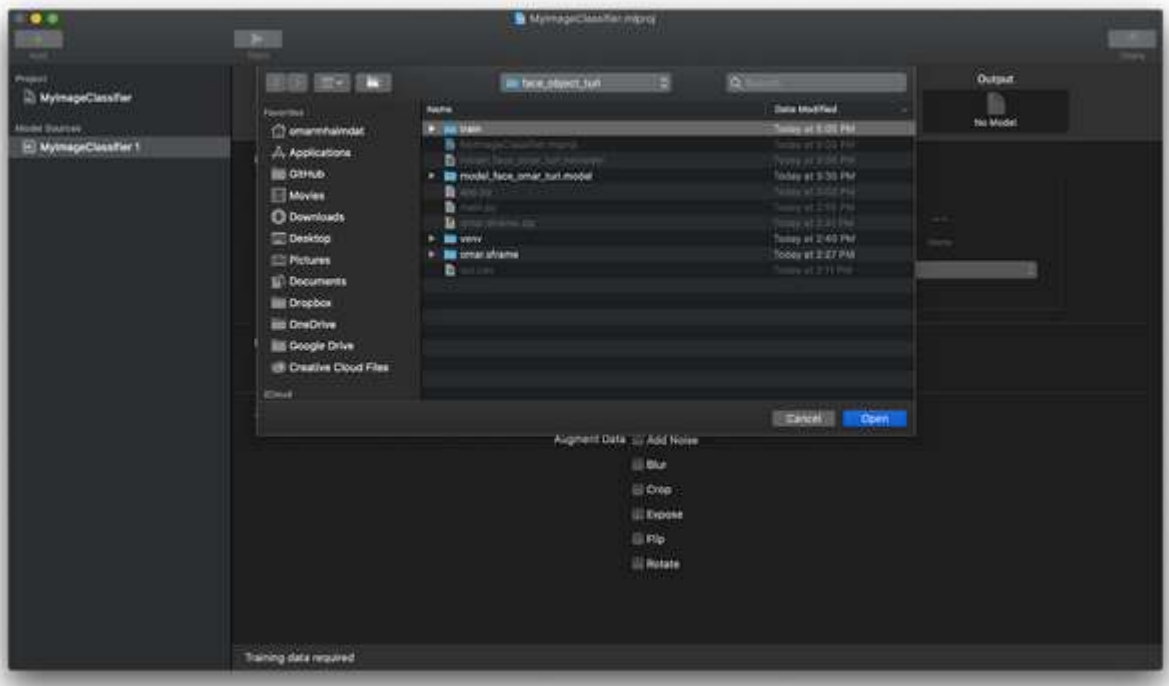


Рис. 4.0 Вибір тренувальних зображень

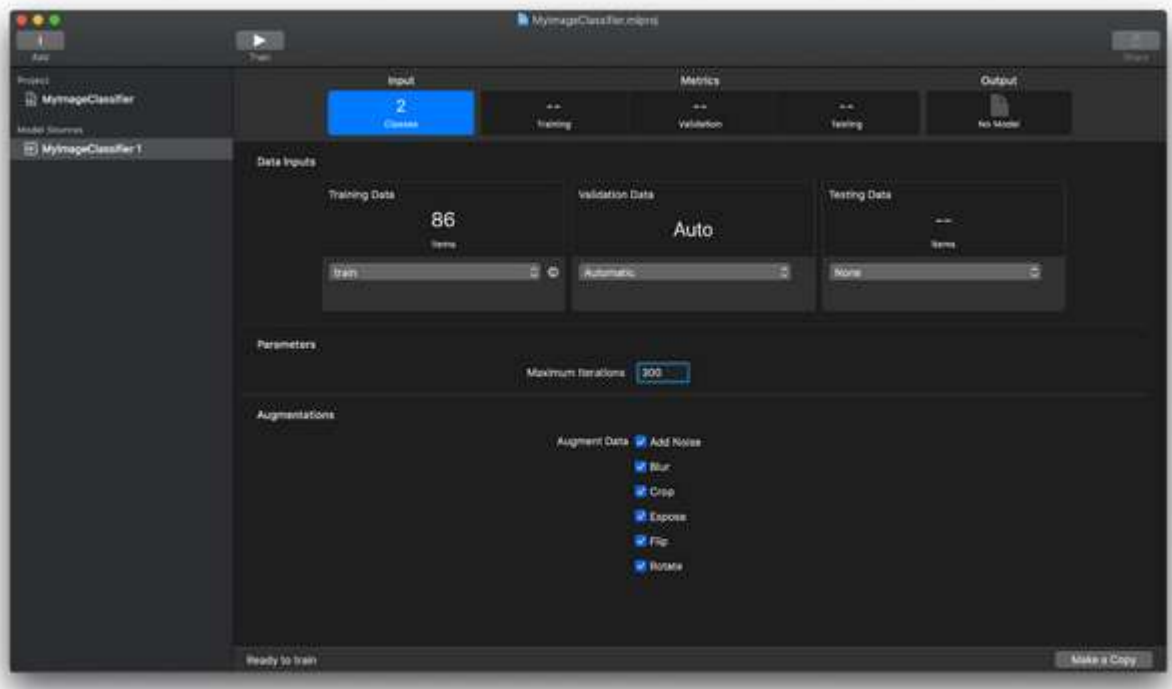


Рис. 4.1 Тренування моделі

Створюється це так само, як і з `FaceDetectionViewController ()`:

```

fileprivate func setupCamera() {
    let captureSession = AVCaptureSession()
    captureSession.sessionPreset = .high

    guard let captureDevice = AVCaptureDevice.default(for: .video) else { return }
    guard let input = try? AVCaptureDeviceInput(device: captureDevice) else {
return }
    captureSession.addInput(input)

    captureSession.startRunning()

    let previewLayer = AVCaptureVideoPreviewLayer(session: captureSession)
    view.layer.addSublayer(previewLayer)
    previewLayer.frame = view.frame

    let dataOutput = AVCaptureVideoDataOutput()
    dataOutput.setSampleBufferDelegate(self, queue: DispatchQueue(label:
"videoQueue"))
    captureSession.addOutput(dataOutput)
}

```

Рис. 4.2 Налаштування відеопотоку

У делегаторі `captureOutput ()` обробляємо `CVPixelBuffer` і створюємо екземпляр моделі, яка називається `FaceRecognition ()`. Потім продовжується подавання моделі до кожного кадру та оновлює мітку з найвищим ідентифікатором, який відповідає найкращому передбаченню:

```

func captureOutput(_ output: AVCaptureOutput, didOutput sampleBuffer: CMSampleBuffer, from
connection: AVCaptureConnection) {
    guard let pixelBuffer: CVPixelBuffer = CMSampleBufferGetImageBuffer(sampleBuffer) else {
return }
    guard let model = try? VNCoreMLModel(for: FaceRec().model) else {
        fatalError("Unable to load model")
    }
    let coreMLRequest = VNCoreMLRequest(model: model) {[weak self] request, error in
        guard let results = request.results as? [VNClassificationObservation],
            let topResult = results.first
        else {
            fatalError("Unexpected results")
        }
        DispatchQueue.main.async {[weak self] in
            self?.label.text = topResult.identifier
        }
    }
    let handler = VNImageRequestHandler(cvPixelBuffer: pixelBuffer, options: [:])
    DispatchQueue.global().async {
        do {
            try handler.perform([coreMLRequest])
        } catch {
            print(error)
        }
    }
}

```

Рис. 4.3 Усунення шумів на зображенні та створення запиту до моделі

Для тестування розпізнавання осіб взято особу яка є невідомою для системи, та відому особу. У першому випадку ми подаємо нашому додатку невідому особу



Рис. 4.4 Знаходження особи в кадрі, та ідентифікація

Як можна побачити програмне забезпечення як і очікувалося буде відображати “unknown”. Програма проводить зображення через список усіх можливих збігів у нашій системі, і у цьому випадку не знайшовши жодних збігів у системі видасть негативний результат.

У другому випадку, програма отримає зображення особи яка внесена в систему як особа з правами доступу.



Рис. 4.5 Знаходження особи в кадрі, та ідентифікація

Програмне забезпечення тим самим чином проводить зображення у списку і видає ім'я користувача, обличчя якого було натренованим за допомогою машинного навчання.

### **3.6 Інструментарій розробки**

Розробка системи велася на мові програмування Swift в середовищі розробки Xcode.

Xcode - інтегроване середовище розробки (IDE) компанії Apple, яка надає розробникам інструменти для створення додатків під iPhone, iPad, Mac, Apple Watch і Apple TV. Остання версія - Xcode 8 - доступна для завантаження безкоштовно. Xcode запускається тільки на комп'ютерах з OS X (iMac, Macbook і Mac Mini). Річна ліцензія розробника для публікації додатка в iTunes або Mac OS X App Store коштує \$ 99[19].

Середовище розробки Xcode забезпечує ефективність роботи як невеликих, так і великих девелоперських команд. У Xcode IDE використовується схема поділу даних програми Model-View-Controller (Модель-Представлення-Контролер або MVC) для сегментації кожного шару додатка. Так простіше вносити зміни в код. Наприклад, шар UI розділений інструментами, такими як новий Interface Builder, з його допомогою можна поміщати на екран засоби візуального контролю. Auto Layout дозволяє динамічно управляти презентацією об'єктів для екранів різних розмірів; за допомогою Storyboard зручно розташовуються екрани додатка; режим Preview швидко покаже, як виглядають екрани додатка. Жоден з цих інструментів не зачіпає програмний код, який створюється[19].

Swift - це фантастичний спосіб писати програми для телефонів, для десктопних комп'ютерів, серверів, та й чого-небудь ще, що запускає і працює за допомогою коду. Swift - безпечний, швидкий і інтерактивний мову програмування. Swift увібрав в себе кращі ідеї сучасних мов з мудрістю інженерної культури Apple. Компілятор оптимізований для продуктивності, а мова оптимізований для розробки, без компромісів з однієї чи іншої сторони.

Swift доброзичливий по відношенню до новачків в програмуванні. Це перша мова програмування промислового якості, який також зрозумілий і цікавий, як скриптова мова. Написання коду в пісочниці дозволяє експериментувати з кодом Swift і бачити результат миттєво, без необхідності компілювати і запускати додаток.

### **Висновок:**

У данному розділі було реалізовано програмне забезпечення ідентифікації особи. Було розроблено метод, який знаходить обличчя за допомогою MTCNN. Продемонстровано як за допомогою триангуляції Делоне система накладає умовну сітку на обличчя людини. Таким чином у подальшому можна отримувати точну 3D модель обличчя для створення більш точного програмного забезпечення. Точність данної системи залежить від кількості поданих зображень під час навчання, чим більше система оскільки чим більша кількість фотографій, тим більше комп'ютер виділить ключові точки. Для максимальної точності до системи подається більше 500 зображень персони яку необхідно розпізнати. Дане програмне забезпечення може бути модернізована для більш точного розпізнавання за допомогою інфра-червоного датчика, який допоможе розпізнати особу навіть у темряві. У майбутньому може бути реалізована можливість додавання великої бази даних осіб, переробка інтерфейсу додатку, регулювання навантаження на систему, можливість модерувати доступ користувачів до додатку.

## ВИСНОВОК

Оглянувши та проаналізувавши сучасні алгоритми розпізнавання, було виявлено недоліки і труднощі, що впливають на ефективність їх роботи.

Крім цього, були вивчені методи обробки зображень

В результаті роботи було спроектовано програмне забезпечення розпізнавання осіб в відеопотоках на основі методу CNN. Використано треангуляцію делоне для створення маски обличчя. Використано модуль CoreML який використовує машинне навчання для створення бази осіб і перетворення отриманих фотографій особи у діаграмми.

Розроблене програмне забезпечення може використовуватися при рішеннях різних завдань відео аналітики, і, в першу чергу, має безпосереднє застосування в системах контролю доступу та ідентифікації особистості.

Програмне забезпечення було реалізоване у виді мобільного додатку, оскільки може зменшити витрати на встановлення закупівлю та експлуатацію систем розпізнавання облич

Таким чином, завдання, поставлені перед початком бакалаврської роботи, були повністю здійснені.

А основними напрямками подальшого розвитку розробленого програмного забезпечення є повністю налагодженна система масштабування за допомогою якої керувати доступом можна через сторонні сервіси, програми і інше.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Какие прогнозы развития рынка видеоаналитики до 2020 года? – [ Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://inlimited.ua/ru/news/yaki-prognozy-rozvytku-rynku-videoanalitiki-do-2022-roku/>
2. FaceVACS-VideoScan - [ Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.cognitec.com/facevacs-videoscan.html>
3. NEC.Facial Recognition -[ Электронный ресурс].-Режим доступа:[https://ru.nec.com/solutions/security/technologies/face\\_recognition.html](https://ru.nec.com/solutions/security/technologies/face_recognition.html)
4. Facial Recognition Is Everywhere. Here’s What We Can Do About It. - [ Электронный ресурс]. - Режим доступа : <https://www.nytimes.com/wirecutter/blog/how-facial-recognition-works/>
5. Neurotechnology. VeriLookSDK -[ Электронный ресурс].-Режим доступа: <https://www.trendforce.com/>
6. Татаренков Д. А.Анализ методов обнаружения лиц на изображении -[ Электронный ресурс].-Режим доступа: <https://moluch.ru/archive/84/15524/>
7. Броневиц А.Н. Лекции по методам машинного обучения -[ Электронный ресурс ]. - Режим доступа: [http://window.edu.ru/resource/800/73800/files/lect\\_Lepskiy\\_Bronevich\\_pass.pdf](http://window.edu.ru/resource/800/73800/files/lect_Lepskiy_Bronevich_pass.pdf)
8. Методы ближайшего соседа и k-ближайших соседей -[ Электронный ресурс ]. - Режим доступа: [http://studbooks.net/2429081/informatika/metody\\_blizhayshego\\_soseda\\_blizhayshih\\_so\\_sedej](http://studbooks.net/2429081/informatika/metody_blizhayshego_soseda_blizhayshih_so_sedej)
9. How Your Brain Recognizes All Those Faces -[ Электронный ресурс ]. - Режим доступа: <https://www.smithsonianmag.com/science-nature/how-does-your-brain-recognize-faces-180963583/>
11. Принципы биометрии -[ Электронный ресурс ]. - Режим доступа: <https://biometria.apis.sk/ru/principles-of-biometrics.html>
12. Метод распознавания лиц Виолы-Джонса (Viola-Jones)-[ Электронный ресурс ]. - Режим доступа: <https://oxozle.com/2015/04/11/metod-raspoznavaniya-lic-violy-dzhonsa-viola-jones/>

13. About Face: A Survey of Facial Recognition Evaluation -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/2102.00813.pdf> /

14. Метод k-найближчих сусідів -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Метод\\_k-найближчих\\_сусідів](https://uk.wikipedia.org/wiki/Метод_k-найближчих_сусідів)

15. Local Binary Patterns and Its Application to Facial Image Analysis: A Survey -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://liris.cnrs.fr/Documents/Liris-5004.pdf>

16. History of Face Recognition & Facial recognition software -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://readwrite.com/2020/03/12/history-of-facial-recognition-technology-and-its-bright-future/>

17. Face Recognition from a Single Image per Person: A Survey -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://cs.nju.edu.cn/zhoush/zhoush.files/publication/pr06b.pdf>

18. Портретная экспертиза -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://www.neoexpert.ru/node/1533>

19. Файл:Typical cnn.png -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: [https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/6/63/Typical\\_cnn.png](https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/6/63/Typical_cnn.png)

20. Xcode -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <http://web.spt42.ru/index.php/что-такое-xcode>

21. О языке Swift -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://swiftbook.ru/content/swift-tour/about-swift/>

22. How machine learning changed facial recognition technology? -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://shuftipro.com/blog/how-machine-learning-changed-facial-recognition-technology/>

23. Multi-View Faces Detection Using Viola-Jones Method -[ Електронний ресурс ]. - Режим доступу: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1114/1/012068/pdf>

24. J. Deng, J. Guo, and S. P. Zafeiriou, “Arcface: Additive angular marginloss for deep face recognition,” ArXiv, vol. abs/1801.07698, 2018

25. Real-world adversarial attack on MTCNN facedetection system -[  
Электронный ресурс ]. - Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1910.06261.pdf>

## Додатки

### Додаток А - Інтерфейс програмного забезпечення



Додаток Б - Накладання маски на обличчя



Додаток В - Знаходження облич у кадрі



Додаток Г – Ідентифікація невідомої особи

