



## Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту  
(повна назва)Кафедра Інформатики  
(повна назва)Рівень вищої освіти другий (магістерський)Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійнаОсвітня програма Інформатика  
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

«\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Шемаєву Денису Ігоровичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Дослідження методів детектування облич

затверджена наказом по університету від 25 листопада 2024 року № 1246Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 23 грудня 2024 р.3. Вихідні дані до роботи тестовий матеріал відео для тестування алгоритмів, обчислювальне середовище у вигляді персонального комп'ютеру з процесором Intel Core i7, науково-методична та науково-технічна література, дані інтернет-мережі.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

1. Особливості алгоритмів розпізнавання облич.

2. Аналіз існуючих методів детектування облич.

3. Технологія розробки алгоритмів детектування облич.

4. Реалізація та порівняння алгоритмів детектування облич.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) актуальність розпізнавання облич, постановка задачі, тестові зображення.

---



---



---



---



---



---



---

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	25.11.2024	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	25.11.24-26.11.24	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	26.11.24-28.11.24	
4	Аналіз технічних засобів	28.11.24-30.11.24	
5	Розробка методів	01.12.24-05.12.24	
6	Програмна реалізація	06.12.24-08.12.24	
7	Оформлення пояснювальної записки	09.12.24-14.12.24	
8	Перевірка на плагіат	15.12.2024	
9	Рецензування	17.12.2024	
10	Підготовка презентації та доповіді	20.12.2024	
11	Занесення роботи в електронний архів	23.12.2024	
12	Попередній захист кваліфікаційної роботи	02.01.2025	

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_ проф. Машталір С.В.  
(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 69 с., 1 табл., 34 рис., 40 джерел.

РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ, ДЕТЕКТУВАННЯ ОБЛИЧ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОСОБИ, АЛГОРИТМ.

Об'єктом дослідження є методи та алгоритми розпізнавання облич, які застосовуються в системах комп'ютерного зору та біометричних технологіях.

Метою дослідження є аналіз існуючих методів детектування та розпізнавання облич, знаходження оптимальних способів для реалізації програмного забезпечення з функцією детектування облич в умовах з різною складністю.

В дослідницькій роботі використано методи порівняльного аналізу, оцінки точності і швидкості алгоритму, моделювання алгоритмів та аналітичного обґрунтування. Проведено дослідження методів детектування облич та методів аналізу різноракурсних зображень облич. Проведено порівняння традиційних методів обробки зображень та алгоритми на основі нейронних мереж. Проаналізовано стійкість к зміні умов освітлення та зміни пози голови при детектуванні облич.

FACE RECOGNITION, FACE DETECTION, PICTURE RECOGNITION, PERSON IDENTIFICATION, ALGORITHM.

The object of the research is face recognition methods and algorithms used in computer vision systems and biometric technologies.

The purpose of the research is to analyze the existing methods of detecting and recognizing faces, finding optimal ways to implement software with the function of detecting faces in conditions of varying complexity.

In the research work, the methods of comparative analysis, assessment of accuracy and speed of the algorithm, modeling of algorithms and analytical reasoning were used. A research of methods of face detection and methods of analysis of multi-angle images of faces was conducted. A comparison of traditional methods of image processing and algorithms based on neural networks is made. Resistance to changes in lighting conditions and changes in head posture during face detection was analyzed.

## ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів .....	7
Вступ.....	8
1 Розпізнавання облич його застосування, особливості та обмеження.....	9
1.1 Введення в технологію розпізнавання облич .....	9
1.2 Області застосування розпізнавання облич .....	10
1.3 Особливості алгоритмів розпізнавання облич.....	13
1.3.1 Традиційні методи розпізнавання облич.....	14
1.3.2 Методи на основі глибокого навчання .....	15
1.3.3 Порівняння традиційних та глибоких методів.....	16
1.3.4 Адаптація до умов застосування, стійкість та конфіденційність.....	17
1.4 Обмеження та проблеми технологій розпізнавання осіб.....	17
1.4.1 Технічні обмеження.....	18
1.4.2 Соціальні, етичні та правові проблеми технологій розпізнавання облич .....	20
1.5 Постановка задачі дослідження.....	21
2 Аналіз існуючих методів детектування облич.....	23
2.1 Класифікація методів детектування облич .....	23
2.2 Алгоритми та технології для розпізнавання облич.....	25
2.3 Порівняння традиційних алгоритмів та методів на основі глибокого навчання.....	35
2.4 Технологія розробки алгоритмів детектування облич: традиційні методи та глибоке навчання.....	37
2.5 Аналіз та порівняння методів детектування облич.....	39
3 Реалізація та порівняння алгоритмів детектування облич .....	41
3.1 Обґрунтування вибору середовища програмної реалізації .....	41
3.2 Вибір алгоритмів для реалізації .....	44

3.3	Реалізація алгоритму Haar Cascade у режимі живого відео та аналіз його неефективності .....	45
3.4	Реалізація алгоритмів YOLO і MTCNN та їх порівняльний аналіз .....	55
3.5	Порівняння результатів алгоритмів .....	60
	Висновки .....	64
	Перелік джерел посилання .....	66

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

HOG – Histogram of Oriented Gradients (гістограма напрямлених градієнтів)

CNN – Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа)

GPU – Graphics Processing Unit (графічний процесор)

YOLO – You Only Look Once («ви дивитеся лише раз»)

SSD – Single Shot Detector (одноходовий виявляч)

MTCNN – Multi-Task Cascaded Convolutional Neural Network  
(багатозадачні каскадні згорткові нейронні мережі)

AWS – Amazon Web Services (вебсервіси Amazon)

## ВСТУП

Останнім часом методи розпізнавання облич широко використовуються у різних галузях, таких як системи безпеки, управління доступом, моніторинг суспільних просторів, біометрія та персоналізація сервісів. Ця технологія підвищує продуктивність та безпеку багатьох процесів, дозволяючи автоматично ідентифікувати та визначати обличчя на зображеннях та відеозаписах. Тим не менш, розпізнавання облич стикається з рядом проблем, таких як зміна освітлення, відмінності в позах та виразах облич, а також можливі перешкоди як аксесуари, такі як маски або окуляри. Для розробників, які вимагають створення надійних та високоточних алгоритмів, ці фактори є значними проблемами.

Традиційні методи обробки зображень та сучасні методи, що базуються на глибоких нейронних мережах, можуть використовуватися для розпізнавання облич. Методи каскадів Хаара та гістограма орієнтованих градієнтів (HOG) є ефективними методами розпізнавання облич у обмежених умовах. У той же час алгоритми глибокого навчання, такі як мережі Convolutional Neural Networks (CNN), чудово справляються з складнішими умовами та варіаціями у зображеннях.

Актуальність дослідження полягає у вивченні та порівнянні різних методів розпізнавання облич, щоб визначити, наскільки вони ефективні та продуктивні, а також знайти найкращі алгоритми розробки програмного забезпечення. В дослідженні проаналізовані оптимальні рішення, проводячи аналіз точності та швидкості алгоритмів, оцінку їхньої стійкості до зміни умов та порівняльний аналіз.

Проведення цього дослідження необхідно через постійно зростаючі вимоги до ефективного управління даними в умовах цифровізації суспільства. Результати можуть допомогти у розробці нових систем розпізнавання осіб та покращенні існуючих рішень.

# 1 РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ ЙОГО ЗАСТОСУВАННЯ, ОСОБЛИВОСТІ ТА ОБМЕЖЕННЯ

## 1.1 Введення в технологію розпізнавання облич

Технологія розпізнавання облич – складний процес автоматичного аналізу зображень людей для визначення або підтвердження особистості. таких як відстань між очима, форма носа та контур рота, а також загальне розташування та співвідношення рис обличчя особи. Ці параметри є біометричними маркерами, які, як правило, унікальні для кожної людини, що дозволяє розрізняти людей.

Багато цифрових систем безпеки, таких як соціальні мережі, банкінг, системи контролю доступу та смартфони, використовують технології розпізнавання осіб, особливо ті, які засновані на біометричних даних. В сучасному світі потрібна автоматична ідентифікація особи для захисту даних та підвищення безпеки систем. Таким чином, серед інших методів біометричної ідентифікації, таких як голосова біометрія, розпізнавання райдужної оболонки ока та відбитки пальців, розпізнавання облич є більш оптимальним варіантом з високою безпекою та надійністю.

Дві основні групи методів розпізнавання осіб – класичні алгоритми та методи на основі глибокого навчання. Гістограма орієнтованих градієнтів і метод каскадів Хаара – класичні методи, що ґрунтуються на математичному виділенні та порівнянні певних ознак, витягнутих із зображення. При обробці зображень з гарною якістю та контрольованим освітленням ці методи є досить ефективними. Але при зміні зовнішніх умов, таких як недостатнє освітлення, зміна кута огляду або часткове закриття обличчя аксесуарами, їх точність значно знижується.

Згорткові нейронні мережі – це сучасні методи глибокого навчання, які можуть значно підвищити точність та надійність систем розпізнавання осіб.

Вони роблять це, автоматично виділяючи та навчаючи людей ознаками, які є важливими для певних цілей. Ці методи вимагають великого обсягу даних та великої кількості обчислювальної потужності, але вони більш стійкі до змін та зовнішніх факторів, що робить їх кращими для використання у складних середовищах. Згорткові нейронні мережі, наприклад, можуть ефективно працювати із зображеннями низької якості та адаптуватися до змін у освітленні та різних ракурсах обличчя.

Ряд областей, таких як біометрична ідентифікація, безпека, маркетинг та персоналізовані послуги використовують технології розпізнавання осіб. Інтеграція розпізнавання осіб у приватні та суспільні структури дозволила автоматизувати контроль доступу, спостереження великих просторів і навіть настроювання персоналізованого обслуговування клієнтів. Проте автоматизоване розпізнавання осіб потребує обробки та зберігання великих обсягів персональних даних, що створює проблеми із приватністю та захистом даних.

Таким чином, впровадження технології розпізнавання осіб підкреслює, наскільки вона важлива для сучасної цифрової інфраструктури, та наголошує на необхідності подальшого вивчення методів розпізнавання, щоб підвищити точність, швидкість та стійкість до зовнішніх факторів [1–3].

## 1.2 Области застосування розпізнавання облич

Завдяки своїй універсальності та високій точності розпізнавання облич стала однією з найбільш поширеною технологією у сучасному світі. Така технологія може бути використаний у багатьох областях, як приватних, так і громадських, де потрібна автоматична ідентифікація та верифікація особистості. Розпізнавання облич застосовується в багатьох галузях, основні з галузей використання технології розпізнавання осіб включають в себе: безпека та правоохоронні органи, мобільні пристрої та персональна

аутентифікація, комерційні системи та маркетинг, управління доступом та контроль відвідуваності, освіта та дистанційне навчання, банківський сектор та фінанси, медицина та охорона здоров'я, керування транспортом та громадським простором, соціальні мережі та платформи для обміну контентом. Аналіз кожної з цих галузей необхідний для покращення цієї технології та методів її використання.

Безпека та правоохоронні органи: використання технології розпізнавання осіб є одним із найважливіших у цій сфері, оскільки забезпечує безпеку та її детектування в місцях скупчення людей. Камери спостереження з алгоритмами розпізнавання осіб активно використовуються для запобігання злочинам у громадських місцях та ідентифікації підозрюваних. Розпізнавання осіб дозволяє правоохоронним органам швидко знаходити людей, які перебувають у розшуку, та відстежувати переміщення осіб, які можуть загрожувати громадському порядку. У деяких країнах ці системи пов'язані з державними базами даних, що підвищує загальну безпеку і дозволяє швидше реагувати на інциденти.

Мобільні пристрої та персональна аутентифікація: з розвитком технологій смартфони та інші електронні пристрої знаходяться поблизу кожної людини і основним своїм захисним методом почали використовувати розпізнавання облич для біометричної аутентифікації. Це забезпечує надійний захист пристроїв та даних користувачів, оскільки доступ до пристрою можливий лише після підтвердження особи. Технології, такі як Face ID від Apple або Samsung Pass від Samsung, демонструють, наскільки точні вони та стійкі до спроб обману. Це зручна альтернатива паролем та іншим менш надійним методам аутентифікації, допомагаючи користувачам уникнути проблем із забуванням пароля.

Комерційні системи та маркетинг використовують розпізнавання осіб для персоналізації послуг. Системи розпізнавання облич можуть визначати вік, стать та настрої клієнтів, що дозволяє магазинам та рекламним агентствам персоналізувати свої пропозиції для конкретних клієнтів.

Наприклад, у торгових центрах можуть бути встановлені камери з функцією розпізнавання облич, щоб стежити за частотою перебування відвідувачів на території торгових центрів та найбільш популярними маршрутами відвідувачів. Така інформація використовується для створення більш персоналізованих рекламних кампаній та кращого обслуговування; внаслідок цього збільшується лояльність клієнтів та дохід компанії.

Управління доступом та контроль відвідуваності: у корпоративному середовищі розпізнавання осіб знайшло застосування у системах контролю доступу та управління відвідуваністю. Завдяки біометричній ідентифікації співробітники можуть проходити контроль на території офісу без використання перепусток, ключів або карток. Це спрощує процедуру входу та підвищує рівень безпеки в офісних приміщеннях, оскільки система автоматично фіксує час приходу та виходу співробітників, надаючи дані для аналізу та звітності, а також збільшує безпеку приміщень завдяки пропуску тільки довірених осіб.

Розпізнавання облич використовується у навчальних закладах та системах дистанційного навчання для підтвердження особистості студентів під час іспитів та занять. Це допомагає уникнути обману та гарантує, що завдання виконують лише ті, хто зареєстрований на курсі. Розпізнавання облич також дозволяє відстежувати увагу студентів під час занять онлайн, що підвищує ефективність навчання.

Банківський сектор та фінанси і вся банківська сфера також активно впроваджує технології розпізнавання осіб для підвищення рівня безпеки транзакцій та запобігання шахрайству. У банкоматах, мобільних додатках та онлайн-банкінгу розпізнавання облич використовується для підтвердження особи клієнта під час виконання фінансових операцій. Це значно знижує ризик шахрайства та робить процес взаємодії з банком зручнішим та безпечнішим.

Медицина та охорона здоров'я: у сфері охорони здоров'я розпізнавання облич починає використовуватися для автоматизації обслуговування

пацієнтів. Наприклад, система розпізнавання осіб допомагає автоматизувати процес реєстрації пацієнтів, що скорочує час очікування та покращує якість обслуговування. У медичних закладах також можна використовувати цю технологію для моніторингу стану пацієнтів та співробітників.

Керування транспортом та громадським простором: розпізнавання облич широко використовується у транспорті та на великих громадських об'єктах, таких як вокзали, аеропорти та стадіони. Системи з функцією розпізнавання облич прискорюють перевірку особи пасажирів, автоматизують прохід у транспортні засоби та забезпечують безпеку у місцях великого скупчення людей. Розпізнавання облич корисне в аеропортах та на вокзалах, щоб ідентифікувати людей, які перебувають у розшуку або використовують підроблені документи.

Розпізнавання облич використовується у соціальних мережах та платформах для обміну контентом для автоматичної ідентифікації людей на фотографіях та відеозаписах. Алгоритми можуть, наприклад, запропонувати користувачам відзначати людей на фотографіях або автоматизувати процес додавання тегів. Це полегшує пошук та взаємодію між людьми, а також дозволяє користувачам більш ефективно організувати та керувати своїм контентом.

Таким чином, технологія розпізнавання облич значно впливає на розвиток багатьох областей, сприяючи автоматизації, підвищенню безпеки і поліпшенню якості обслуговування. Поєднання цих елементів робить розпізнавання осіб одним з найбільш популярних інструментів, що швидко розвиваються, в цифровому світі [4–6].

### 1.3 Особливості алгоритмів розпізнавання облич

Алгоритми розпізнавання облич є багаторівневими процесами, включаючи відображення особи на зображенні, визначення унікальних ознак,

порівняння з еталонними зразками та прийняття рішення. Висока точність, стійкість до зовнішніх факторів та швидкість обробки забезпечуються різними математичними та статистичними методами, що використовуються цими алгоритмами. Алгоритми розпізнавання осіб поділяються на традиційні та на основі глибокого навчання.

### 1.3.1 Традиційні методи розпізнавання облич

До появи нейронних мереж у комп'ютерному зорі використовувалися алгоритми для розпізнавання облич на основі вилучення та порівняння заздалегідь заданих характеристик людини з базою даних. Нижче наведено деякі популярні традиційні методи.

Каскадний підхід Хаара. Цей алгоритм використовується для виділення основних рис, таких як рот, ніс та очі, з метою швидкої ідентифікації обличчя на зображенні. Каскад простих фільтрів Хаара проходить за зображенням і оцінює схожість ділянок обличчя з шаблонними образами. Це є основою методу. Незважаючи на те, що цей метод є досить ефективним для виявлення обличчя, він не такий ефективний у складних ситуаціях, таких як погане освітлення або зміна кута огляду.

Гістограма орієнтованих градієнтів. Для створення ознак, характерних для особи алгоритм HOG використовує розподіл градієнтів яскравості. Він дозволяє виділяти форми та ключові контури, які потім обробляються класифікатором, таким як метод опорних векторів для визначення наявності особи. Хоча HOG був надзвичайно точним на зображеннях з високою якістю, він також не працює добре у складних фонах та поганому освітленні.

Метод бінарних патернів на локальному рівні. Метод бінарних патернів на локальному рівні аналізує текстури обличчя, перетворюючи зображення на бінарний вигляд. У цьому методі кожному пікселю надається значення залежно від його яскравості порівняно з сусідніми пікселями. Цей метод

добре працює з розпізнаванням обличчя на зображеннях, але обмежений сильними змінами освітлення і поворотами обличчя.

Хоча традиційні методи є обчислювально ефективними та підходять для певних завдань розпізнавання осіб, вони мають обмеження у складних умовах, таких як зміна освітлення, кути огляду та частково приховані обличчя. Саме ці труднощі надихнули розробку алгоритмів з урахуванням глибокого навчання.

### 1.3.2 Методи на основі глибокого навчання

Методи на основі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі, стали проривом у галузі розпізнавання облич, тому що вони здатні автоматично отримувати та навчатися ознаками, що відповідають задачі розпізнавання. Глибоке навчання дозволяє моделям враховувати різні умови та навчатися на великих наборах даних, покращуючи точність та стійкість розпізнавання осіб. Виділяються три основні методи:

- комп'ютерні нейронні мережі. Сучасні системи розпізнавання осіб ґрунтуються на нейронних мережах. Ці мережі автоматично виділяють ознаки, починаючи з базових, таких як межі та текстур, і закінчуючи більш високорівневими ознаками, специфічними для особи. Все це відбувається завдяки використанню ієрархії верств. В умовах складного освітлення, кутів, що змінюються, і часткового закриття обличчя CNN відмінно працюють;

- архітектури оптимізовані під можливість розпізнавання облич. Сучасні нейронні мережі, такі як FaceNet, VGG-Face та DeepFace, призначені для роботи з особами. Наприклад, FaceNet, розроблений Google, дозволяє порівнювати особи у просторі ознак за рахунок перетворення зображень осіб у вектори з фіксованою довжиною. Навіть за різних умов, які постійно змінюються, ці моделі можуть точно визначати людей, тому що вони навчені на великих наборах даних;

– система глибоких згорткових нейронних мереж із потрібною витратою. Одним із методів підвищення точності розпізнавання облич є підхід до втрати триплетів, який навчає модель розрізняти обличчя, схожі один на одного, і обличчя, не схожі один на одного. Модель обробляє три зображення: цільове обличчя, його позитивний зразок, де воно збігається зі зразком, та його негативний зразок, або не збігається зі зразком. Триплетна втрата зменшує відстань між векторами з фіксованою довжиною цільового та позитивного зразків і максимізує відстань до негативного зразка, що дозволяє досягти високої точності розпізнавання.

### 1.3.3 Порівняння традиційних та глибоких методів

При порівнянні традиційних та глибоких методів можна виділити їх основні риси та обмежені сфери застосування:

– точність і довговічність. Тоді як традиційні методи найчастіше втрачають точність у складних умовах, глибокі нейронні мережі демонструють високу точність та стійкість до змін освітлення, кутів та виразів облич;

– визначення ознак. Для обробки складних зображень традиційні методи використовують фіксовані методи виділення ознак. Мережі CNN автоматично виділяють ознаки і адаптуються до умов, що змінюються. Це покращує результати розпізнавання облич;

– обчислювальні витрати. Традиційні методи, такі як HOG та каскади Хаара, більш економічні до обчислювальних ресурсів, тому їх можна використовувати для невеликих систем. Глибоке навчання потребує великої обчислювальної потужності, а також великого обсягу пам'яті, що робить його більш витратним.

### 1.3.4 Адаптація до умов застосування, стійкість та конфіденційність

Здатність адаптуватися до різних умов застосування є перевагою сучасних алгоритмів розпізнавання облич. Наприклад, CNN можуть використовувати метод збільшення даних, додаючи штучні спотворення, щоб навчити модель різних умов, наприклад, в умовах слабого освітлення. Глибокі моделі також забезпечують стійкість до часткового закриття обличчя, оскільки вони можуть виділити ключові ознаки навіть обмеженого набору даних.

Через зростаючу точність та ефективність алгоритмів розпізнавання облич виникають питання щодо приватності та етики, що також є проблемами з технологіями розпізнавання осіб. Системи розпізнавання працюють із біометричними даними, тому вони мають бути надійно закриті. Зокрема питання про те, чи законно використовувати такі дані в громадських місцях, викликає суспільні дебати про конфіденційність.

Таким чином, характеристики алгоритмів розпізнавання облич залежать від ступеня складності та точності, необхідних для певного завдання. Глибокі нейронні мережі пропонують найвищу точність та стійкість у складних умовах, що робить їх кращим вибором для сучасних систем розпізнавання облич. З іншого боку, традиційні методи продовжують бути корисними для базових додатків із низькими обчислювальними вимогами [7, 8].

## 1.4 Обмеження та проблеми технологій розпізнавання осіб

Незважаючи на значні досягнення в галузі розпізнавання осіб, ця технологія стикається з низкою проблем та обмежень, що стосуються як технічних, так і етичних та правових проблем. Щоб ефективно використовувати розпізнавання облич, необхідно розуміти ці обмеження.

Основні проблеми з розпізнаванням осіб поділяються на три категорії: технічні, соціальні та правові.

#### 1.4.1 Технічні обмеження

Системи розпізнавання осіб стикаються з великою кількістю технічних проблем, які можуть значно знизити точність та надійність їх результатів. Основні технічні обмеження включають:

– вплив умов освітлення є однією з основних проблем для алгоритмів розпізнавання осіб. Зміна світла, як штучного, і природного, може значно вплинути на результат розпізнавання. Наприклад, погане освітлення або відблиски можуть зробити риси обличчя менш помітними, що ускладнює розрізнення важливих рис. Хоча сучасні методи, такі як глибокі нейронні мережі, краще справляються з цими факторами, питання освітлення, як і раніше, є одним із найскладніших;

– алгоритми розпізнавання обличчя також чутливі до кута, під яким зображення обличчя представлено камерою. Алгоритми стикаються з проблемами, коли обличчя частково приховується при різкому повороті голови або нахилі вниз. Деякі методи намагаються вирішити цю проблему за допомогою 3D-реконструкції, яка враховує зміни кута, але такі методи призводять до збільшення витрат на обчислення;

– на точність розпізнавання також можуть впливати зміни виразу обличчя, такі як посмішка, нахмуреність або подив, особливо якщо база даних містить лише одне або кілька зображень кожної людини з обмеженими виразами обличчя. Методи генерації додаткових даних, такі як спотворення та доповнення до вихідних зображень, часто використовуються для підвищення стійкості моделі глибокого навчання змін виразу обличчя;

– закриття обличчя такими аксесуарами, як окуляри, маски, капелюхи та шарфи, є великою проблемою для алгоритмів розпізнавання. Багато

людей почали носити маски, зокрема після пандемії COVID-19, що зробило розпізнавання людей складнішим. В даний час алгоритми намагаються компенсувати це, навчаючись на зображеннях осіб з частковим закриттям, але їхня точність все ще нижча, ніж при повному відображенні особи;

– крім інших факторів, низька роздільна здатність, перешкоди та шуми ускладнюють розпізнавання осіб. Це особливо важливо для систем відеоспостереження в громадських місцях, де якість зображень може погіршитися через віддаленість об'єкта від камери та несприятливі умови зйомки. Методи попередньої обробки та фільтрації, а також алгоритми підвищення роздільної здатності використовуються для покращення якості зображення, але вони не завжди гарантують високу точність.

До технічних обмежень розпізнавання облич можна також додати потребу великих затрат обчислювальних ресурсів, особливо для глибокого навчання. Обробка та аналіз зображень у режимі реального часу можуть вимагати потужних серверів, хмарних обчислень або спеціального апаратного забезпечення, таких як графічні процесори. Це створює низку проблем, пов'язаних із витратами на технічне обслуговування та інфраструктуру.

Для ефективного навчання алгоритми глибокого навчання також потребують величезних обсягів даних, що призводить до додаткових витрат на збирання, зберігання та обробку цих даних. Компанії та організації, які використовують технології розпізнавання облич, можуть не зробити це через високі витрати на обладнання. У таких ситуаціях використання цієї технології може бути обмежене.

#### 1.4.2 Соціальні, етичні та правові проблеми технологій розпізнавання облич

Соціальні, етичні та юридичні проблеми пов'язані з широким поширенням технологій розпізнавання облич. Нестача єдиних правил, права на особисте життя та захист персональних даних є основними проблемами. Захист конфіденційності даних стає все більш важливим, враховуючи зростаючу кількість даних, які отримуються в соціальних мережах та громадських місцях.

Найголовнішою проблемою є право на особистий простір та конфіденційність. Оскільки люди не завжди знають про наявність камер і часто не дають згоди на обробку своїх біометричних даних, автоматичне розпізнавання осіб у громадських місцях може розглядатися як вторгнення в особисте життя. Це викликає тривогу у людей, тому що системи можуть збирати та зберігати великі обсяги особистих даних.

Збирання інформації з камер або соцмереж може призвести до зловживання даними та витік інформації. Збір та зберігання біометричних даних спричиняє небезпеку несанкціонованого використання або витоку інформації. Біометричні дані є унікальною та чутливою інформацією, тому їх знищення може мати серйозні наслідки. Проблема ускладнюється нерівномірним розвитком законодавства у цій галузі: закони залишаються нечіткими в деяких країнах, що підвищує ризик неправомірного використання даних.

Дискримінація на основі біометрії також є проблемою при навчанні систем, адже якість даних, на яких навчаються алгоритми розпізнавання осіб, може призвести до упередженості. Наприклад, якщо система навчена на основі даних, в яких переважають представники певних етнічних груп, її точність погіршиться, коли вона розпізнає людей з інших етнічних груп, що призводить до дискримінації та викликає суперечки в суспільстві.

Крім інших труднощів, немає єдиних правил та стандартів для технологій розпізнавання осіб. У кожній країні є свої власні закони, які обмежують використання розпізнавання осіб у громадських місцях та вимагають, щоб користувачі повідомлялися про збирання біометричної інформації. Однак у інших країнах таких законів немає. Наприклад, загальний регламент із захисту даних, встановлений у Європейському Союзі, вимагає, щоб компанії інформували користувачів про збирання біометричних даних. Проте в інших країнах ці вимоги не завжди дотримуються [9–11].

### 1.5 Постановка задачі дослідження

Таким чином аналіз та класифікація сучасних методів розпізнавання осіб є актуальним завданням для розвитку цієї технології. Аналіз як методів традиційних так і методів з урахуванням глибокого навчання може призвести до їх оптимізації та застосуванні в нових сферах. Вивчення основних принципів функціонування алгоритмів дозволяє створити основу подальшого порівняльного аналізу.

Аналіз впливу використання традиційних алгоритмів і алгоритмів з урахуванням глибокого навчання на точність роботи, а також вплив різних факторів, такі як освітлення, кут огляду та часткове закриття обличчя, на точність роботи алгоритмів є також з актуальних завдань при дослідженні розпізнавання облич.

Завершальним кроком буде розробка рекомендацій щодо практичного використання технологій розпізнавання осіб. Ці рекомендації включають визначення найкращих методів, заходи щодо зниження ризиків та забезпечення етичних стандартів, щоб бути корисним орієнтиром для розробників.

Об'єктом дослідження є методи та алгоритми розпізнавання облич, які застосовуються в системах комп'ютерного зору та біометричних технологіях.

Метою дослідження є аналіз існуючих методів детектування та розпізнавання облич, знаходження оптимальних способів для реалізації програмного забезпечення з функцією детектування облич в умовах з різною складністю.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз існуючих методів детектування облич;
- реалізувати алгоритм детектування облич на базі традиційних алгоритмів;
- реалізувати алгоритм детектування облич на базі алгоритмів з урахуванням глибокого навчання;
- провести аналіз та порівняння традиційних алгоритмів та алгоритмів з урахуванням глибокого навчання.

## 2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ДЕТЕКТУВАННЯ ОБЛИЧ

### 2.1 Класифікація методів детектування облич

Методи розпізнавання облич можна класифікувати відповідно до ряду основних критеріїв. Ці критерії включають принципи роботи, використані технології та сфери використання. Ця класифікація є важливою для кращого розуміння поточного стану технологій і можливостей їх вдосконалення.

Традиційні методи включають алгоритми, які базуються на ручному ідентифікації ознак обличчя. Цей метод використовує математичні моделі та правила для пошуку людей на фотографіях. Наприклад, Haar Cascade Classifier, запропонований Полом Віолою та Майклом Джонсом, є одним із найпоширеніших підходів і став проривом у технологіях детектування облич. Алгоритм працює шляхом аналізу набору візуальних ознак, які нагадують риси обличчя, і побудови каскадних класифікаторів. Послідовне скорочення кількості потенційних областей з обличчями є процесом, який алгоритм використовує.

До появи глибоких нейронних мереж інші традиційні підходи, такі як гистограми орієнтованих градієнтів або методи, засновані на шаблонах, широко використовувалися. Наприклад, HOG складається з розділення зображення на менші частини, розрахунку напрямків градієнтів і пошуку типових ознак обличчя. Традиційні методи мають низку обмежень, включаючи нестійкість до змін освітлення, шуму, ракурсів і часткових перекриттів, хоча вони працюють у простих умовах.

У сучасному бізнесі методи, що базуються на нейронних мережах, дедалі більше використовуються, ніж методи на основі машинного та глибокого навчання. Використовуючи велику кількість даних для навчання, вони дозволяють автоматично виявляти та класифікувати обличчя.

Наприклад, такі моделі, як RetinaFace, You Only Look Once та Faster R-CNN, походять від архітектур типу Convolutional Neural Networks.

Принцип багаторівневого вилучення ознак використовується алгоритмами на основі CNN. Ці рівні починаються з простих ознак, таких як лінії та краї, і закінчуються складними ознаками, такими як форми очей, носа та рота. Такі моделі можуть адаптуватися до різних умов, таких як зміни освітлення, розміру, орієнтації та навіть наявності перешкод. Крім того, здатність ідентифікувати людей у реальному часі є важливою для відеоспостереження, біометричної ідентифікації та інтерактивних систем.

Методи розпізнавання облич також поділяються за функціональністю. Деякі алгоритми можуть ідентифікувати людей у зображенні або відеопотоці. Інші методи, такі як FaceNet або DeepFace, включають здатність розпізнавати та ідентифікувати обличчя, що дозволяє встановлювати ідентичність людей.

Крім того, можна виділити методи, спрямовані на конкретні завдання, такі як детектування в реальному часі, де швидкість виконання є важливою (YOLO, SSD). У випадку зображень в складних умовах, таких як погане освітлення або рух (RetinaFace, MTCNN). Для детектора на великих відстанях використовуються моделі обробки низькоякісних зображень (Super-Resolution CNN).

Проблеми та перспективи класифікації: незважаючи на значні досягнення, кожен метод має свої обмеження. Незважаючи на те, що традиційні методи залишаються популярними через свою простоту, вони не можуть конкурувати з сучасними методами в складних ситуаціях. Хоча методи на основі глибокого навчання є дуже точними, вони вимагають значних обчислювальних ресурсів і великих обсягів даних для навчання.

Класифікація методів дозволяє систематизувати інформацію про технології розпізнавання обличчя, визначити переваги та недоліки цих методів, а також створити основу для вибору найкращого підходу для конкретного завдання [12–15].

## 2.2 Алгоритми та технології для розпізнавання облич

Математичні моделі, обчислювальні методи та досягнення штучного інтелекту є основою сучасних алгоритмів і технологій детектування облич. У результаті появи високопродуктивних апаратних засобів і доступу до великих обсягів даних для навчання моделей розвиток цієї сфери значно прискорився. У цьому розділі розглянемо основні алгоритми, які використовуються для детектування облич, а також їхні характеристики та застосування.

Традиційні алгоритми це перше що буде розглянуте. Наар Cascade Classifier – це один із найвідоміших традиційних підходів, який працює на основі каскадного виявлення ознак облич. Робота алгоритму починається зі створення ознак Хаара, які є простими прямокутними фільтрами, що відображають контраст між різними ділянками зображення. Ці ознаки можуть виявляти краї, лінії та інші прості візуальні патерни. Для прискорення обчислень використовується інтегральне зображення, яке дозволяє миттєво отримувати суму пікселів у прямокутній області будь-якого розміру. Це значно знижує обчислювальні витрати в процесі аналізу зображення. На рисунку 2.1 [16] можна побачити якими формами виділяються ознаки на фотографії та що вони означають.

Після отримання інтегрального зображення алгоритм переходить до навчання класифікаторів на основі ознак Хаара. Для цього використовується адаптивний метод підбору ознак під назвою AdaBoost. Цей метод допомагає відібрати найбільш значущі ознаки з великого набору, що забезпечує високу точність класифікації при збереженні швидкодії. На основі відібраних ознак будується сильний класифікатор, який може відрізнити обличчя від фонових об'єктів. Навчання проводиться на великому наборі даних, що включає як позитивні приклади (обличчя), так і негативні (інші об'єкти).

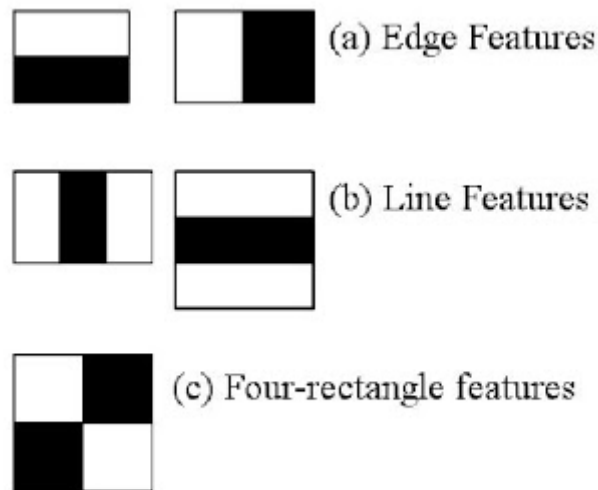


Рисунок 2.1 – Значення фігур та які характеристики вони описують при застосуванні Haar Cascade Classifier

Для підвищення швидкодії алгоритму класифікація організована у вигляді каскаду. Каскад складається з кількох послідовних етапів, на кожному з яких працює окремий класифікатор. Початкові етапи призначені для швидкого відсіву явно нерелевантних областей, тоді як подальші класифікатори здійснюють більш детальний аналіз. Така організація дозволяє зменшити кількість перевірок, що істотно прискорює роботу алгоритму, особливо на великих зображеннях.

На практиці алгоритм Haar Cascade сканує зображення за допомогою прямокутних вікон різного розміру, переміщуючи їх по всій площині зображення. На кожному положенні вікна виконується перевірка за допомогою каскаду класифікаторів. Якщо всі класифікатори підтверджують наявність обличчя, область вважається детектованою. Для забезпечення роботи з обличчями різного розміру застосовується масштабування зображення або самого вікна.

На рисунку 2.2 [16] показано як алгоритм визначає риси обличчя використовуючи прості фігури для опису фотографії.

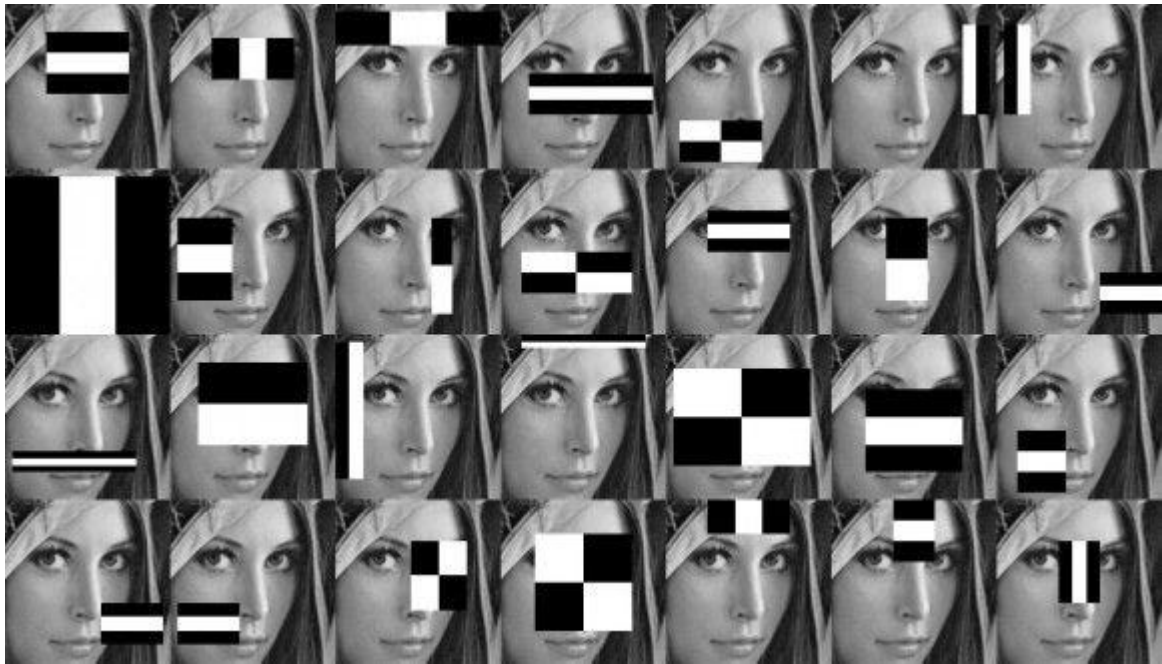


Рисунок 2.2 – Візуальна презентація тренування Haar Cascade Classifier

Гістограми орієнтованих градієнтів – базується на аналізі локальних градієнтів яскравості пікселів у зображенні, що дозволяє отримати опис характерних особливостей об'єктів, таких як краї, текстури та контури. Основною ідеєю є те, що форма об'єкта може бути добре описана розподілом напрямків градієнтів, незалежно від конкретних інтенсивностей яскравості. Алгоритм складається з кількох основних етапів, які забезпечують обчислення векторів ознак для кожного регіону зображення.

На першому етапі алгоритм обчислює градієнти яскравості для кожного пікселя зображення. Для цього використовуються фільтри Собеля або подібні оператори, які обчислюють зміни інтенсивності вздовж горизонтального та вертикального напрямків. Градієнти характеризуються двома параметрами: величиною, яка показує ступінь зміни інтенсивності, та напрямком, який вказує орієнтацію цієї зміни. В результаті кожен піксель представлений вектором градієнта, що включає обидва ці параметри.

Далі зображення розбивається на невеликі блоки, які складаються з клітинок (рис. 2.3 [17]). Кожна клітинка є областю, для якої обчислюється гістограма орієнтованих градієнтів. Для створення гістограми кожен градієнт

у межах клітинки сортується за напрямками, які поділені на певну кількість інтервалів. Модулі градієнтів додаються до відповідних гістограм, формуючи розподіл орієнтацій у межах комірки (рис. 2.4 [18]). Це дозволяє описати локальні структури зображення за допомогою напрямків змін інтенсивності.

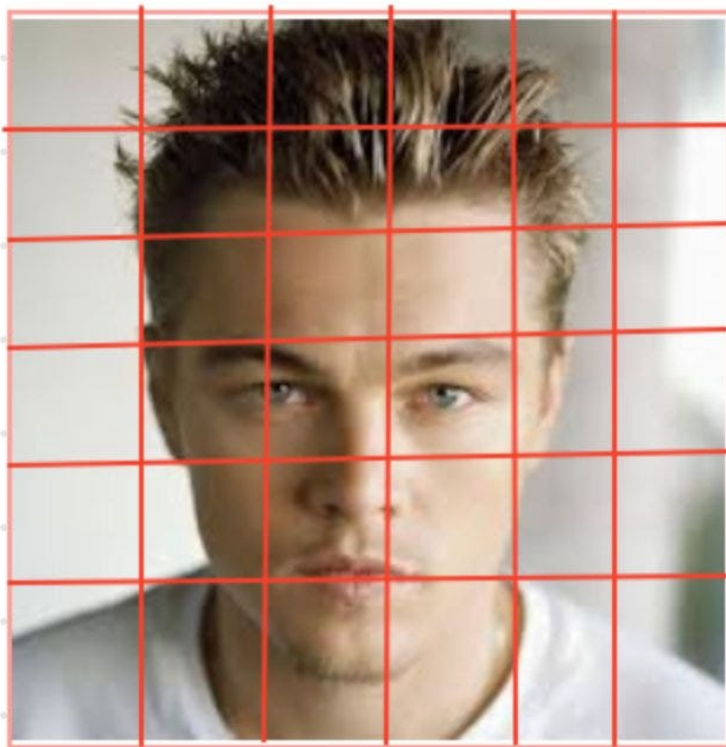


Рисунок 2.3 – Розбиття фоторафії на клітини при детектуванні обличчя методом гістограми орієнтованих градієнтів



Рисунок 2.4 – Створення гістограми для кожної клітинки фотографії

Після створення гістограм для кожної клітинки вони мають бути об'єднані в єдину гістограму що і буде описувати всі характеристики обличчя (рис. 2.5 [17]).

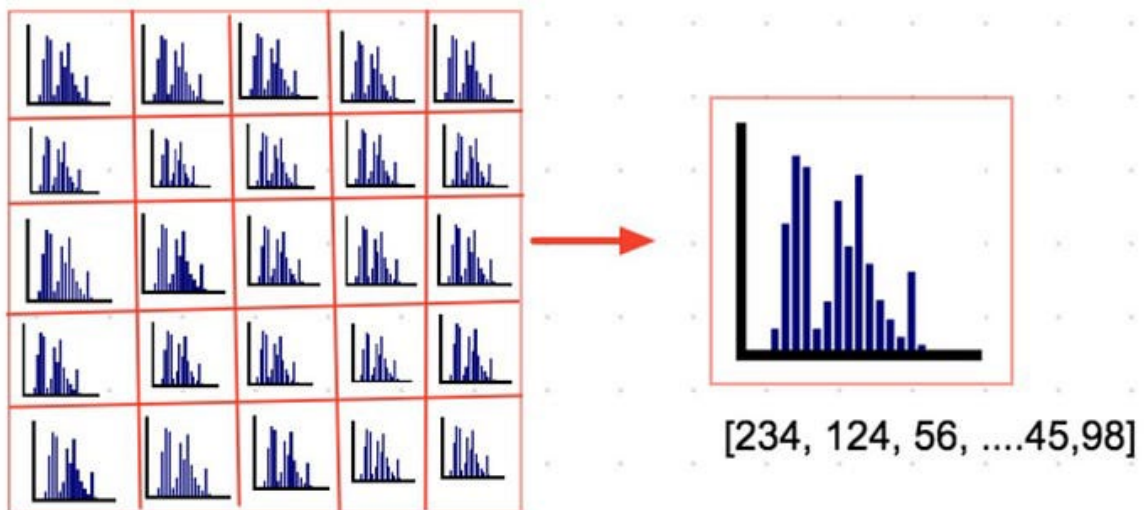


Рисунок 2.5 – Об'єднання всіх гістограм в одну для алгоритма HOG

Розглядаючи алгоритми, засновані на глибокому навчанні почнемо з методу впровадження глибоких нейронних мереж, що призвело до значного прогресу в детектуванні облич. Такі алгоритми, використовуючи великі набори даних для навчання, здатні автоматично виділяти ознаки обличчя на різних рівнях абстракції.

You Only Look Once є одним із найбільш ефективних алгоритмів. Основною концепцією YOLO є обробка зображення як єдиного цілого під час одного проходу через нейронну мережу, що дозволяє значно зменшити час обчислень порівняно з традиційними методами, які працюють у кілька етапів.

Робота YOLO починається з попередньої обробки зображення. Вхідне зображення масштабується до фіксованого розміру (наприклад, 416×416 або 608×608 пікселів) для забезпечення сумісності з моделлю. Це масштабоване зображення потім передається до згорткової нейронної мережі, яка обчислює просторові ознаки зображення. YOLO поділяє вхідне зображення на сітку,

яка складається з рівномірних клітинок, наприклад,  $13 \times 13$  або  $19 \times 19$ . Кожна клітинка сітки відповідає за передбачення об'єктів, центр яких знаходиться в межах цієї клітинки.

Для кожної клітинки модель передбачає фіксовану кількість обмежувальних рамок та ймовірностей класів. Обмежувальна рамка описується за допомогою п'яти параметрів: координат центра рамки, ширини, висоти та впевненості, яка показує ймовірність того, що рамка містить обличчя.

YOLO використовує метод якірних рамок для зменшення обчислювальної складності та забезпечення високої точності детектування. Якірні рамки – це попередньо задані форми рамок, які дозволяють моделі краще адаптуватися до різноманіття об'єктів.

Після передбачення модель виконує постобробку результатів, яка включає кілька ключових кроків. Спочатку фільтруються рамки з низьким значенням впевненості, оскільки вони мало ймовірно містять об'єкти. Потім застосовується алгоритм придушення непотрібних рамок, який видаляє дублікати рамок, залишаючи лише ті, що мають найвищі значення впевненості. Це забезпечує виділення лише найрелевантніших рамок для кожного об'єкта.

Однією з ключових особливостей YOLO є його здатність досягати високої швидкості обробки без значної втрати точності. Це стає можливим завдяки єдиній нейронній мережі, яка одночасно виконує класифікацію об'єктів та визначення їхніх координат.

На рисунку 2.6 [18] можна побачити кроки обробки вхідної фотографії за допомогою YOLO.

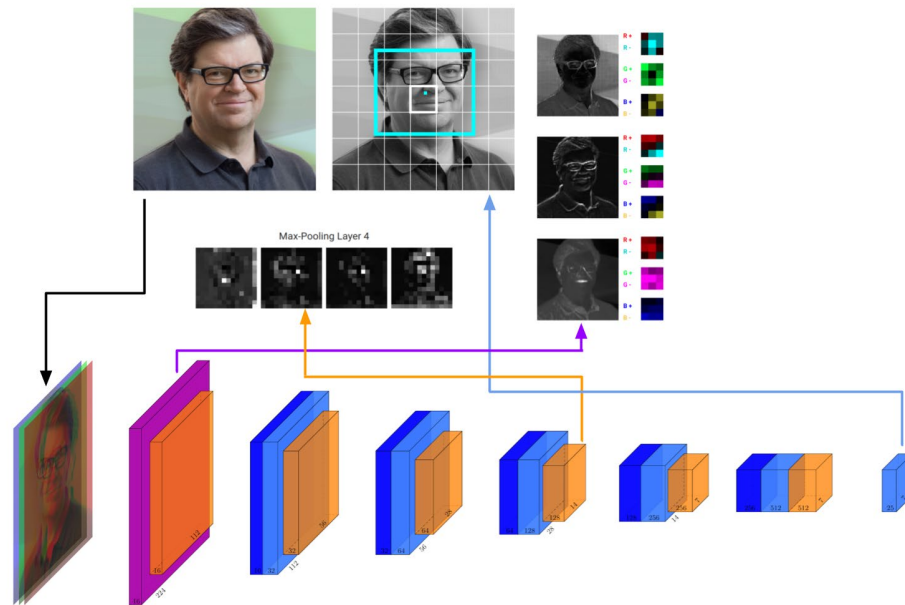


Рисунок 2.6 – Обробка фотографії алгоритмом YOLO

RetinaFace, який базується на архітектурі ResNet і використовує багаторівневі ознаки для високоточного розпізнавання облич. Алгоритм використовує попередньо навчену нейронну мережу для отримання характеристик зображення. Вхідне зображення масштабується до заданого розміру, після чого передається до базової архітектури нейронної мережі ResNet. Ця мережа генерує багаторівневі ознаки, які включають як локальні, так і глобальні деталі зображення. Багаторівневість дозволяє враховувати інформацію про обличчя різного масштабу, що особливо важливо для роботи зі зображеннями, де обличчя мають різний розмір.

Основою RetinaFace є Feature Pyramid Network, яка забезпечує багатомасштабну детекцію облич. Ця структура дозволяє використовувати ознаки з різних шарів нейронної мережі, комбінуючи низькорівневі деталі з високорівневими абстракціями. Feature Pyramid Network підвищує точність і здатність алгоритму розпізнавати дрібні обличчя та обличчя, які знаходяться в складних положеннях або під незвичними кутами.

На виході з мережі RetinaFace генеруються кілька ключових передбачень. По-перше, це координати обмежувальних рамок, які визначають положення кожного обличчя на зображенні. По-друге, модель

передбачає впевненість для кожної рамки, що показує ймовірність того, що вона містить обличчя. Крім того, RetinaFace виконує локалізацію ключових точок обличчя, таких як очі, ніс, куточки губ (рис. 2.7 [19]). Ці ключові точки використовуються для побудови карт топології облич, що робить алгоритм надзвичайно точним для завдань, пов'язаних із геометрією обличчя.

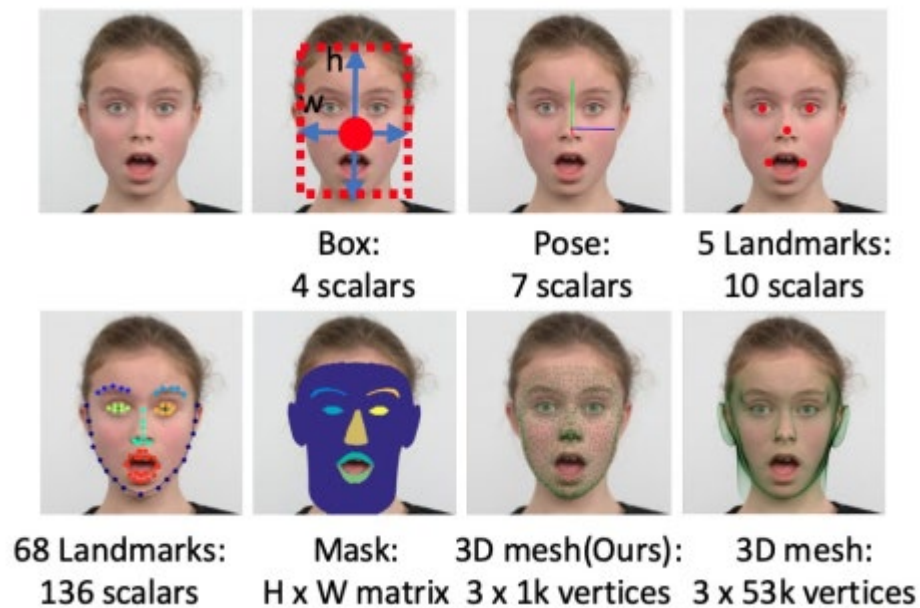


Рисунок 2.7 – Локалізація ключових точок обличчя при використанні RetinaFace

На рисунку 2.8 [19] можна побачити повну структуру алгоритму RetinaFace з усіма слоями які використовуються в роботі алгоритму.

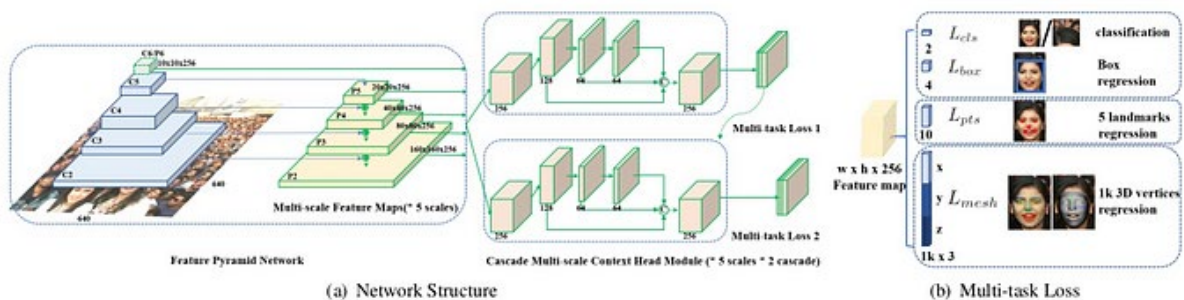


Рисунок 2.8 – Структура алгоритму RetinaFace

Метод MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) використовує каскад кількох нейронних мереж, кожна з яких виконує певний етап обробки. Ці етапи включають виявлення потенційних облич, уточнення меж і визначення ключових точок, таких як очі, ніс і рот.

Робота алгоритму починається з попередньої обробки зображення. Вхідне зображення масштабується до кількох розмірів, створюючи так звану «піраміду масштабів». Це дозволяє мережі ефективно працювати з обличчями різного розміру, незалежно від їх розташування або масштабу на зображенні. Після цього зображення на кожному рівні піраміди передається через три основні нейронні мережі, які утворюють каскад.

Перша мережа, відома як Proposal Network, виконує грубе детектування облич. Вона аналізує кожне масштабоване зображення, генеруючи обмежувальні рамки для областей, які можуть містити обличчя. Proposal Network також обчислює оцінку впевненості для кожної рамки, що дозволяє відфільтрувати області з низькою ймовірністю відповідності обличчю. Для поліпшення точності застосовується механізм регресії рамок, який коригує координати рамок, щоб зробити їх більш точними. Після цього застосовується алгоритм Non-Maximum Suppression, який усуває дублюючі рамки, зберігаючи лише найкращі за впевненістю.

Наступна мережа, Refine Network, отримує як вхід відфільтровані рамки, створені Proposal Network. Основна задача Refine Network – уточнити рамки та зменшити кількість помилкових позитивних спрацьовувань. Мережа аналізує кожну область більш детально, повторно оцінюючи ймовірність того, що вона містить обличчя, і знову коригує координати рамок за допомогою регресії. Після цього знову застосовується Non-Maximum Suppression для зменшення кількості зайвих рамок.

Третя мережа, Output Network, завершує процес, виконуючи точну локалізацію облич і знаходження ключових точок. Output Network працює з рамками, які пройшли через Refine Network, і обчислює п'ять ключових точок для кожного обличчя: два ока, ніс і куточки рота. Крім того, мережа

уточнює координати обмежувальних рамок, забезпечуючи ще вищу точність. Ключові точки визначаються з використанням спеціального регресійного механізму, що дозволяє алгоритму адаптуватися до різних положень облич.

На рисунку 2.9 [20] відображено обробку фотографії за допомогою 3 мереж алгоритму MTCNN.

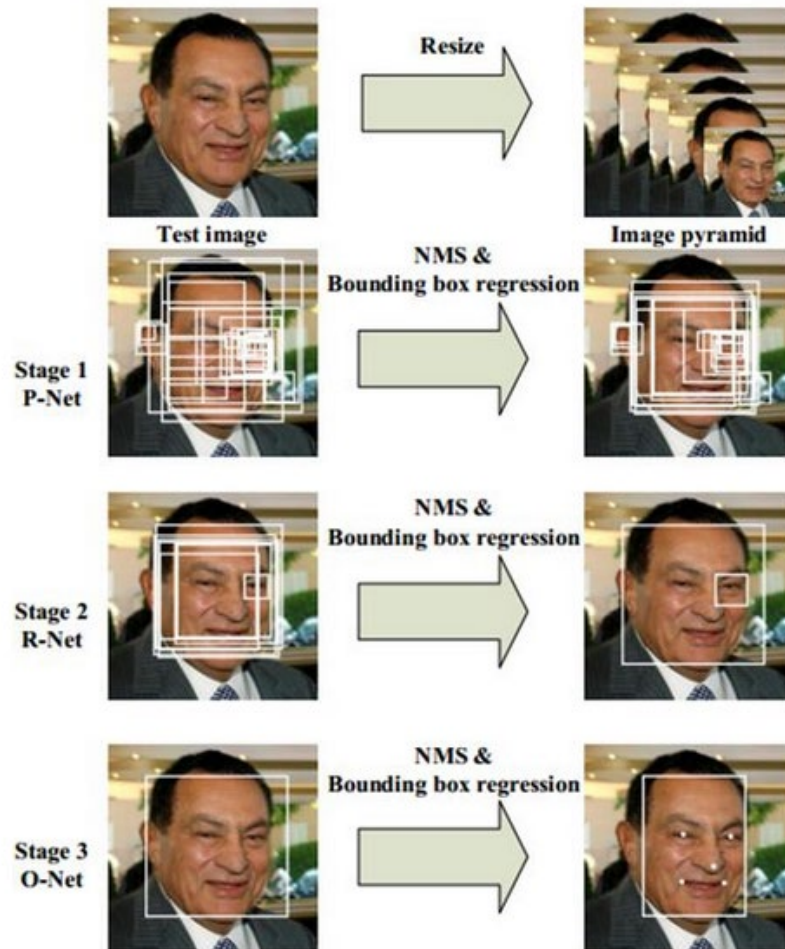


Рисунок 2.9 – Детектування обличчя за допомогою трьох мереж MTCNN

MTCNN забезпечує ефективність завдяки поєднанню детектування та локалізації в одному каскаді. Кожна мережа зменшує кількість оброблюваних областей, зосереджуючи увагу лише на релевантних частинах зображення, що значно знижує обчислювальну складність. Завдяки цьому алгоритм може працювати в реальному часі на більшості сучасних апаратних платформ.

Розглядаючи технологічні досягнення та підтримку апаратного забезпечення можна виділити їх залежність від процесорів та моделей навчання. Алгоритми детектування облич значною мірою залежать від апаратної платформи, на якій вони працюють. Сучасні тензорні процесори та графічні процесори можуть значно прискорити обчислення, необхідні для навчання, а також для використання моделей глибокого навчання. Наприклад, TensorFlow і PyTorch використовують апаратне прискорення для обробки великих зображень.

Хмарні обчислення також важливі. Навіть невеликі організації можуть отримати доступ до технологій детектування облич завдяки готовим рішенням для навчання та розгортання моделей, як-от AWS, Google Cloud або Microsoft Azure.

Алгоритми в реальних системах вже використовуються кожен день і майже кожним з нас. Сучасні алгоритми детектування облич вже є частиною багатьох систем, включаючи смартфони та системи відеоспостереження та безпеки. Наприклад, багато виробників, таких як Samsung і Apple, впровадили розблокування телефону за допомогою ідентифікації обличчя. Алгоритми використовуються в банківській сфері для підтвердження транзакцій і боротьби з шахрайством, а в транспорті для відстеження пасажиропотоку [15–20].

### 2.3 Порівняння традиційних алгоритмів та методів на основі глибокого навчання

За останні десять років сфера детектування облич пройшла значний шлях розвитку. Від традиційних алгоритмів із чітко визначеними правилами до гнучких методів, заснованих на глибокому навчанні, було розроблено багато. Усі ці підходи значно відрізняються в архітектурі, ресурсах, точності

та застосуванні, що робить їх порівняння важливим для створення ефективних систем розпізнавання облич.

Точність і адаптивність є однією з ключових вимог до алгоритмів розпізнавання облич. Традиційні алгоритми, такі як Haar Cascade або HOG, відрізняються швидкістю обробки та простотою. Вони добре працюють у контрольованих умовах, коли освітлення та ракурс не змінюються. Однак у реальному світі, де є складні варіації, такі як тіні, різні вирази обличчя або часткові закриття, вони значно неефективні.

Методи глибокого навчання, такі як MTCNN, YOLO та RetinaFace, показують значно більшу точність, особливо в неконтрольованих умовах. Вони можуть виявляти обличчя навіть за часткової видимості та ефективно працювати з даними низької якості. Здатність нейронних мереж вивчати багатовимірні ознаки, які важко описати традиційними методами, є причиною цього.

Універсальність також є однією з критеріїв для методів детектування облич. Традиційні алгоритми призначені для виконання конкретних завдань і не завжди легко адаптуються до нових сценаріїв або умов. Їхній широкий спектр обмежений набором заздалегідь визначених правил і параметрів.

Тим часом методи на основі глибокого навчання відзначаються високою гнучкістю. Їх можна перенавчати, щоб вони могли працювати з новими даними, або вони можуть бути інтегровані в складніші системи, які виконують більше завдань, наприклад, одночасне виявлення облич і аналіз емоцій. Це робить їх ідеальними для широкого спектру завдань, від охоронних систем до розважальних платформ.

Щодо практичного використання вибір між методами глибокого навчання та традиційними алгоритмами залежить від конкретних потреб завдання в реальному житті. Наприклад, через їхню низьку вартість і низьку потребу в ресурсах спрощені алгоритми часто застосовуються в системах відеоспостереження, у яких важлива швидкість обробки та велика кількість камер.

Але алгоритми глибокого навчання кращі для завдань, що вимагають високої точності, наприклад, перевірки особи в банківських системах або розблокування смартфонів. Їхні високі витрати на обчислення компенсуються їхньою точністю та здатністю обробляти складні дані.

Переваги традиційних методів включають просту реалізацію, низькі вимоги до ресурсів і високу швидкість обробки. Але їх точність обмежена, особливо в неконтрольованих умовах. Попри значні вимоги до ресурсів методи на основі глибокого навчання пропонують унікальну точність, стійкість до змін умов і здатність працювати зі складними наборами даних.

Таким чином, кожен підхід має свої переваги та недоліки. Вибір найкращого алгоритму залежить від завдання, ресурсів і умов застосування. У майбутньому можна створити ефективні та ресурсозберігаючі системи детектування облич за допомогою інтеграції традиційних методів із глибоким навчанням [21–24].

#### 2.4 Технологія розробки алгоритмів детектування облич: традиційні методи та глибоке навчання

Розробка алгоритмів детектування облич складається з кількох основних етапів. Ці етапи включають вибір відповідної методології, визначення характеристик реалізації та адаптацію до конкретних умов використання. Цей розділ розгляне алгоритми, засновані на глибокому навчанні та традиційні.

Традиційні методи, такі як гістограма орієнтованих градієнтів і методи на основі каскадів Хаара, використовують явні характеристики облич для їх ідентифікації. Існує кілька основних етапів, необхідних для реалізації подібних алгоритмів:

- попередня обробка фотографії. Зображення проходить процедури зниження шуму, нормалізації яскравості та контрасту. Ці дії допомагають виділити основні характеристики облич;

- визначення ознак. Ознаки, такі як лінії очей, носа та рота, виділяються за допомогою шаблонів і фільтрів. Алгоритм HOG, наприклад, досліджує напрямки градієнтів у локальних областях зображення;

- групування. Класифікатор, який використовує метод опорних векторів, визначає, чи присутнє обличчя в певній області зображення.

Традиційні алгоритми не потребують великих обчислювальних ресурсів і досить прості для використання. Однак вони не надто точні в складних ситуаціях, таких як зміни освітлення або часткове перекриття обличчя.

Розробка алгоритмів, які використовують глибоке навчання потребують інші кроки для їх реалізації.

Глибоке навчання дозволяє нейронним мережам автоматично знаходити та обробляти складні закономірності в даних, що відкриває нові можливості для детектування облич. Використання попередньо навчених моделей, таких як MTCNN, YOLO або RetinaFace, необхідно для реалізації таких алгоритмів.

Приготування даних. На цьому етапі потрібно створити велику кількість навчальних даних, які містять зображення облич у різних умовах. Дані повинні бути аугментовані, щоб підвищити стійкість алгоритму до змін освітлення, ракурсу та інших змін.

Удосконалення нейронної мережі. У цьому процесі модель навчається на великих наборах даних, змінюючи ваги нейронів, щоб краще ідентифікувати обличчя. Наприклад, багатошарові згорткові мережі можуть ідентифікувати глобальні та локальні ознаки.

Процес оптимізації моделі. Оптимізація параметрів є останнім етапом, який дозволяє алгоритму працювати в реальному часі, балансуючи точність і продуктивність.

Порівнюючи методи, розробка традиційних алгоритмів є більш швидкою та вимагає менше ресурсів, але вони не такі ефективні, як алгоритми на основі глибокого навчання. Незважаючи на те, що алгоритми на основі глибокого навчання забезпечують більшу точність, вони вимагають значної обчислювальної потужності та ретельної підготовки навчальних даних.

Адаптація до умов використання також відрізняються, щоб алгоритм працював ефективно, він повинен адаптуватися до певних умов. Наприклад, алгоритми глибокого навчання виконують більш точну детекцію на обмеженій кількості кадрів, тоді як традиційні алгоритми можуть використовуватися в системах відеоспостереження як перший фільтр для швидкого аналізу [25, 26].

## 2.5 Аналіз та порівняння методів детектування облич

Важливо ретельно вивчити та порівняти різні методи розпізнавання облич, щоб переконатися, що вони працюють. В цьому розділі розглядаються оцінки точності, швидкості, адаптивності до умов і вимог обчислювальних ресурсів для традиційних алгоритмів і алгоритмів на основі глибокого навчання.

Для аналізу використовують стандартні метрики, що дозволяють визначити якість детектування:

- точність – частка правильно визначених облич відносно загальної кількості тестових зображень;
- стійкість до умов – здатність алгоритму коректно працювати за умов змін освітлення, різних кутів огляду чи часткових перекриттів облич;
- час обробки – тривалість аналізу одного зображення чи відеокадру;
- продуктивність – кількість кадрів, оброблених за секунду, що є ключовим параметром для систем реального часу.

Традиційні алгоритми, такі як метод Хаара, методи на основі гістограми спрямованих градієнтів і методи машинного навчання, такі як SVM, демонструють свою ефективність у низці задач із відносно простими умовами.

Очікується, що такі алгоритми, які будуть реалізовані в наступних розділах, матимуть високу швидкість роботи та низькі обчислювальні витрати, але вони можуть бути менш точними в складних умовах освітлення або при часткових перекриттях облич.

Під час аналізу цих методів важливо враховувати, що їхня успішність значною мірою залежить від налаштування класифікаторів і параметрів попередньої обробки даних. Наприклад, оптимізація порогових значень у каскадному методі Хаара може значно вплинути на точність роботи алгоритму та його швидкість.

Методи, засновані на глибокому навчанні, такі як MTCNN, SSD або RetinaFace, мають значні переваги завдяки здатності автоматично витягувати високорівневі ознаки зображення.

Аналіз їх роботи включатиме перевірку на великих тестових наборах із різноманітними характеристиками, що дозволить оцінити стійкість до змін умов освітлення, часткових перекриттів і різних кутів огляду. Крім того, буде враховано обчислювальні витрати, оскільки моделі глибокого навчання потребують значних ресурсів під час навчання й іноді під час використання.

На основі проведеного аналізу очікується отримати обґрунтовані висновки про ефективність традиційних і сучасних підходів. Зокрема, прогнозується, що традиційні алгоритми будуть ефективними для задач із низькими вимогами до точності й швидкості, тоді як методи глибокого навчання покажуть значно кращі результати у складних умовах.

Цей аналіз допоможе виявити переваги й недоліки кожного методу, що створить основу для формулювання рекомендацій у фінальній частині роботи. Порівняльне дослідження також дозволить визначити, які аспекти варто враховувати під час розробки таких алгоритмів у різних сферах [27].

### 3 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ПОРІВНЯННЯ АЛГОРИТМІВ ДЕТЕКТУВАННЯ ОБЛИЧ

#### 3.1 Обґрунтування вибору середовища програмної реалізації

У рамках наукового дослідження було розроблено алгоритм для фільтрації зображень із використанням високочастотних фільтрів, що може бути застосований для покращення ефективності детектування облич. Для реалізації алгоритму було обрано мову програмування Python, яка є однією з найбільш популярних та потужних мов для роботи з обробкою зображень та машинним навчанням, а також інтегроване середовище розробки PyCharm. Завдяки своїй оптимізації для Python, PyCharm забезпечує зручність розробки, пропонуючи широкий набір функцій, зокрема автозаповнення коду, налагодження, візуальне керування версіями та аналіз коду, що дозволяє ефективно реалізовувати складні алгоритми.

Python надає доступ до численних бібліотек та фреймворків, таких як OpenCV, TensorFlow, PyTorch і Keras, які є ключовими інструментами для виконання складних обчислень, пов'язаних із детектуванням облич та обробкою зображень. Вказані бібліотеки мають широку документацію та активну спільноту розробників, що забезпечує доступність ресурсів. Це дозволяє швидко інтегрувати передові методи машинного навчання та комп'ютерного зору у розробку алгоритмів, адаптованих до специфічних потреб дослідження.

Особливо важливим аспектом є незалежність Python від платформи, що дає змогу створювати програмне забезпечення, яке може безперешкодно функціонувати на різних операційних системах, таких як Windows, macOS або Linux. Це забезпечує гнучкість у розгортанні та тестуванні програмного забезпечення, створеного в межах дослідження.

Використання PyCharm як інтегрованого середовища розробки додатково сприяє підвищенню ефективності, оскільки це середовище

оптимізоване для великих проєктів на Python. Воно спрощує керування залежностями, обробку великих обсягів даних і інтеграцію сторонніх бібліотек, що є критично важливим для успішного виконання завдань, пов'язаних із детектуванням облич.

Таким чином, вибір Python та PyCharm у якості основних інструментів для реалізації алгоритмів у цьому дослідженні є виправданим з точки зору функціональності, гнучкості та продуктивності. Це забезпечує високий рівень ефективності розробки алгоритмів, які можуть бути використані для подальшого аналізу та порівняння методів детектування облич, що є одним із ключових етапів виконання роботи (рис. 3.1).

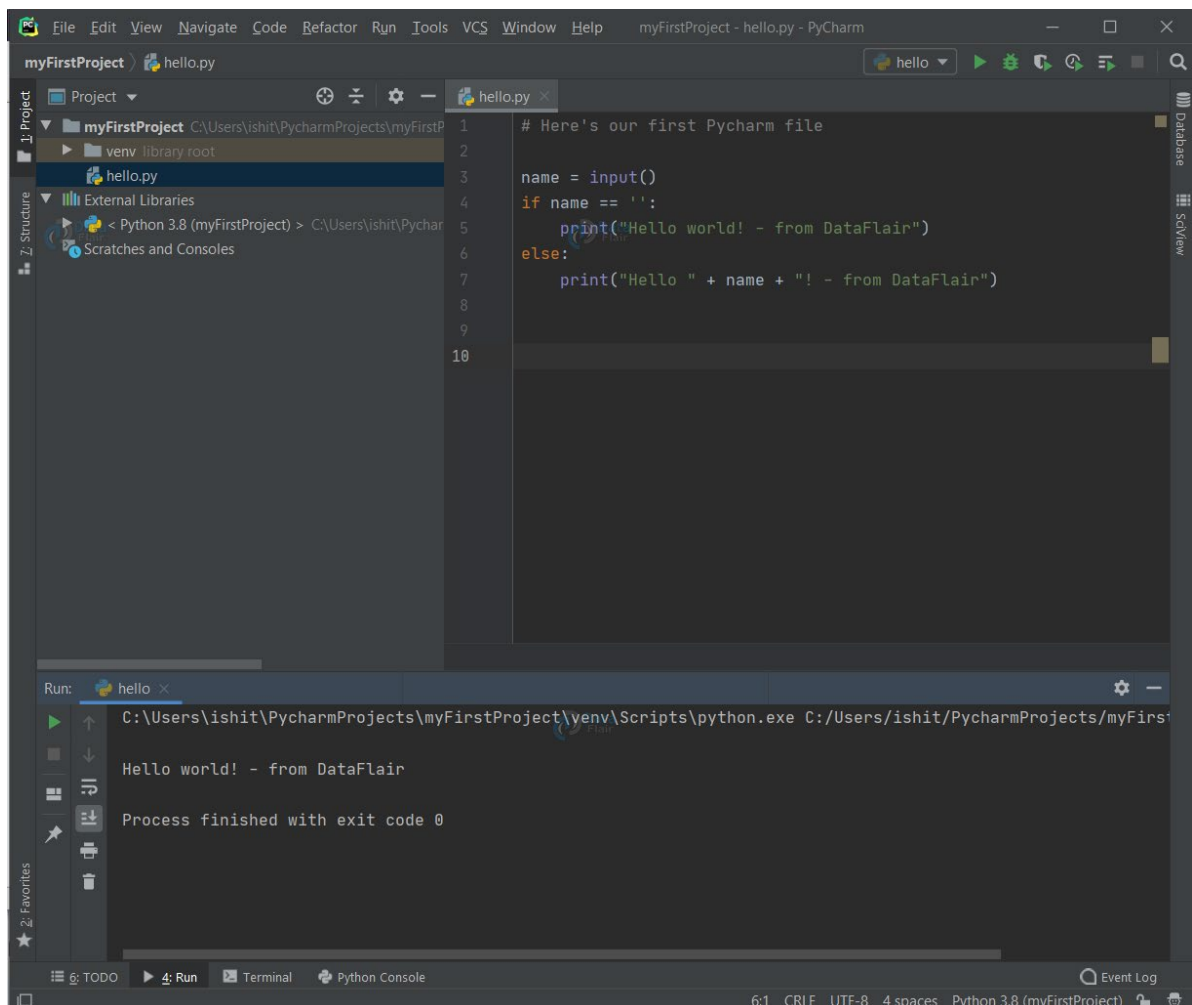


Рисунок 3.1 – Приклад інтерфейсу PyCharm

Інтегроване середовище розробки PyCharm, створене спеціально для роботи з мовою програмування Python, відкриває широкі можливості для реалізації програмного забезпечення, орієнтованого на наукові дослідження у сфері обробки зображень. Завдяки інтуїтивно зрозумілому інтерфейсу та широкому функціоналу, PyCharm значно підвищує продуктивність розробника. Однією з ключових переваг середовища є автоматичне автозаповнення коду, перевірка синтаксису та потужні інструменти для рефакторингу, які дозволяють легко створювати, змінювати та налагоджувати Python-програми.

PyCharm також інтегрується з популярними бібліотеками та фреймворками глибокого навчання, такими як TensorFlow і PyTorch. Це забезпечує зручність у створенні та тренуванні моделей, необхідних для аналізу зображень. Така інтеграція спрощує впровадження складних алгоритмів, що робить PyCharm ідеальним середовищем для роботи з високотехнологічними рішеннями.

Додатковою перевагою PyCharm є його інтеграція із системами контролю версій, зокрема Git, що дозволяє ефективно відслідковувати зміни коду та підтримувати різні версії проєкту.

Крім того, середовище забезпечує гнучкі можливості налагодження, які дозволяють детально аналізувати процес виконання програм. Це є критично важливим під час розробки генеративних моделей, оскільки спрощує виявлення та усунення помилок, що виникають у коді.

Таким чином, PyCharm є потужним інструментом, який значно полегшує створення та оптимізацію програмного забезпечення для обробки зображень. Його можливості з інтеграції бібліотек глибокого навчання, підтримка систем контролю версій та зручність налагодження роблять його незамінним для реалізації складних алгоритмів у наукових дослідженнях [28].

### 3.2 Вибір алгоритмів для реалізації

Вибір алгоритмів для реалізації є ключовим етапом у дослідженні, оскільки саме від них залежить ефективність, точність та практична придатність розробленого програмного забезпечення. У межах даного наукового дослідження було обрано алгоритми, які представляють два основні підходи до детектування облич: традиційні методи та методи на основі глибокого навчання.

Для реалізації традиційних підходів було обрано алгоритм Haar Cascade, який є одним із найвідоміших та найбільш широко використовуваних методів у комп'ютерному зорі. Haar Cascade базується на використанні каскадних класифікаторів, створених за допомогою методу навчання AdaBoost. Цей алгоритм відзначається високою швидкістю роботи та ефективністю в умовах чітко структурованих даних. Основною причиною вибору Haar Cascade є його оптимізація для реального часу, що робить його ідеальним кандидатом для детектування облич у ситуаціях із низькими обчислювальними ресурсами або в системах, де необхідна висока швидкість обробки.

Щодо методів глибокого навчання, було обрано алгоритми YOLO та MTCNN, які добре зарекомендували себе в задачах детектування облич. YOLO належить до категорії одностадійних детекторів і вирізняється надзвичайною швидкістю роботи, поєднаною з високою точністю. Цей алгоритм базується на використанні згорткових нейронних мереж і проводить детектування та класифікацію об'єктів за єдиний етап. YOLO було обрано через його здатність працювати в режимі реального часу та високу продуктивність навіть на обмежених апаратних ресурсах.

MTCNN є багатозадачним каскадним алгоритмом, що також використовує згорткові нейронні мережі для вирішення задач детектування облич. Основною перевагою MTCNN є його здатність не лише знаходити обличчя на зображенні, але й визначати ключові точки (наприклад,

положення очей, носа та рота), що робить цей алгоритм універсальним і особливо придатним для завдань, які потребують високої точності та додаткової інформації про геометрію облич.

Вибір цих трьох алгоритмів обумовлений бажанням порівняти ефективність різних підходів до детектування облич, їхню здатність адаптуватися до реальних умов та забезпечити оптимальні результати. Наар Cascade репрезентує традиційні методи, тоді як YOLO і MTCNN представляють сучасні підходи глибокого навчання, кожен із яких має свої унікальні характеристики. Це дозволить оцінити їхні переваги та обмеження, забезпечуючи всебічний аналіз методів детектування облич [29–32].

### 3.3 Реалізація алгоритму Haar Cascade у режимі живого відео та аналіз його неефективності

Для перевірки ефективності традиційних методів детектування облич було реалізовано алгоритм Haar Cascade у режимі обробки живого відеопотоку. Реалізація виконувалася за допомогою бібліотеки OpenCV, яка надає зручний інструментарій для роботи з каскадними класифікаторами.

У рамках експерименту алгоритм Haar Cascade використовувався для виявлення облич у відео, отриманому в реальному часі з вебкамери. Процес детектування передбачав такі кроки: зчитування кадрів відеопотоку, перетворення зображення в градації сірого, завантаження попередньо навченого каскадного класифікатора Haar та використання цього класифікатора для виявлення облич на кожному кадрі.

Початкові результати продемонстрували, що алгоритм Haar Cascade є придатним для базового детектування облич у реальному часі, проте його обмеження стали помітними вже на ранніх етапах тестування. На рисунку 3.2 можна побачити як в реалізованому алгоритмі в режимі реального часу

визначались обличчя на вебкамеру, де синім квадратом позначається присутнє на відео обличчя, а помаранчевим позначаються очі цього обличчя.

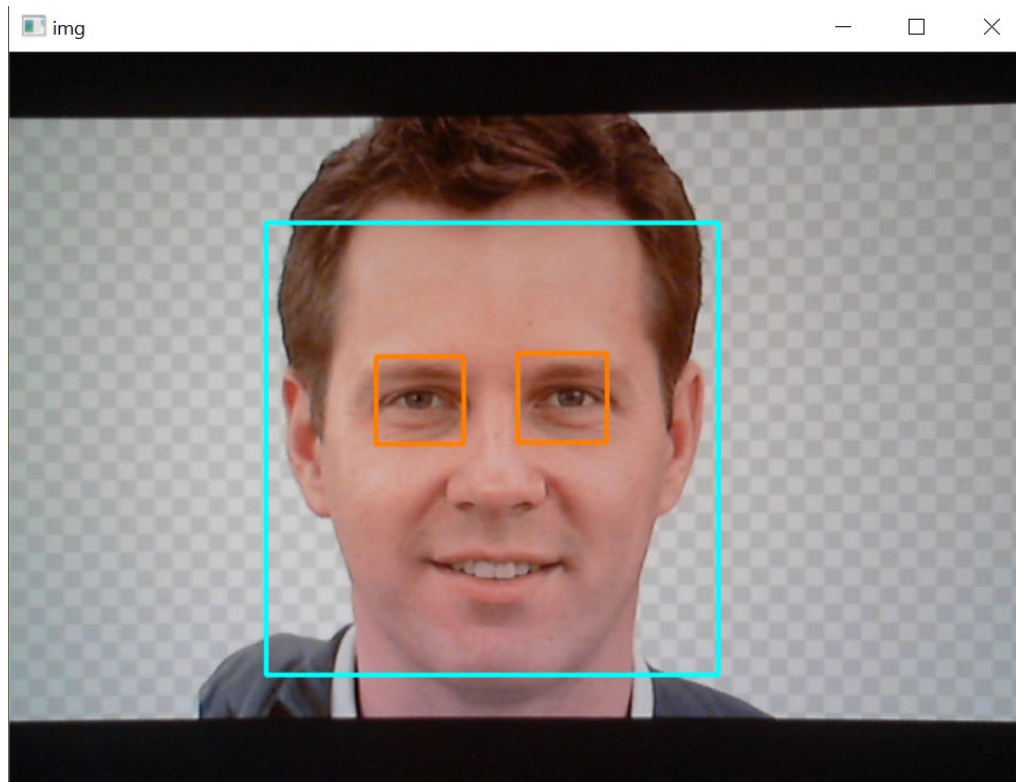


Рисунок 3.2 – Детектування обличчя алгоритмом Haar Cascade

Для цього прикладу було використано зображення людини при гарному освітленні та без фону (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 – Зображення взяте за приклад для тестування Haar Cascade

Основними недоліками, які вплинули на загальну ефективність, були:

– чутливість до умов освітлення. У ситуаціях із нерівномірним або слабким освітленням точність детектування значно знижувалася. Це пов'язано з тим, що Haar Cascade використовує прості ознаки, такі як різниця інтенсивності між сусідніми регіонами зображення, які можуть бути нечіткими або спотвореними через недостатнє освітлення. На рисунку 3.4 та рисунку 3.5 було взяті фотографії з різним освітленням для прикладу, а на рисунку 3.6 та рисунку 3.7 показано як алгоритм виначає обличчя;

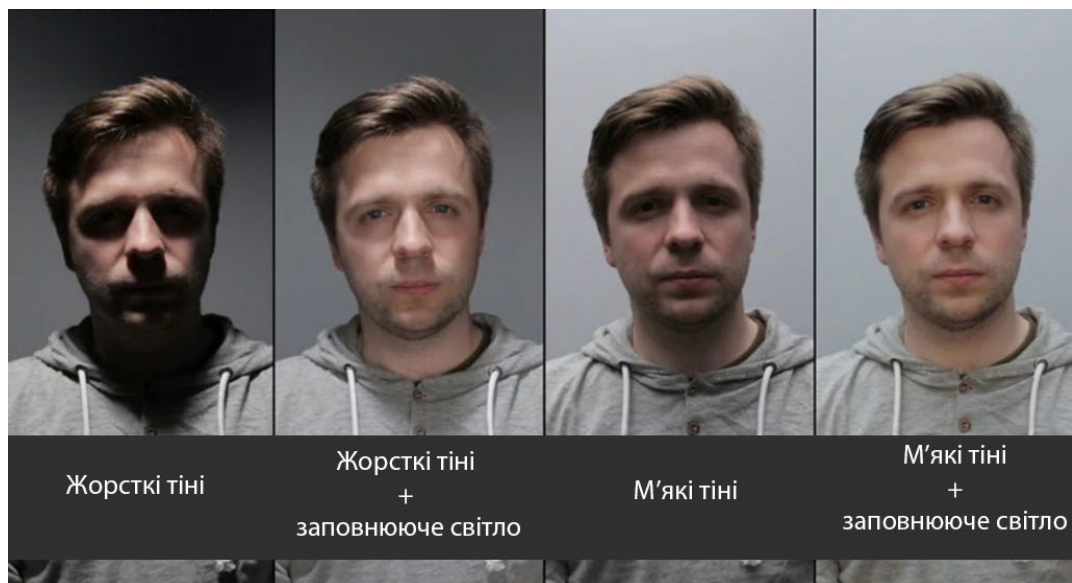


Рисунок 3.4 – Приклад облич з високим рівнем освітлення

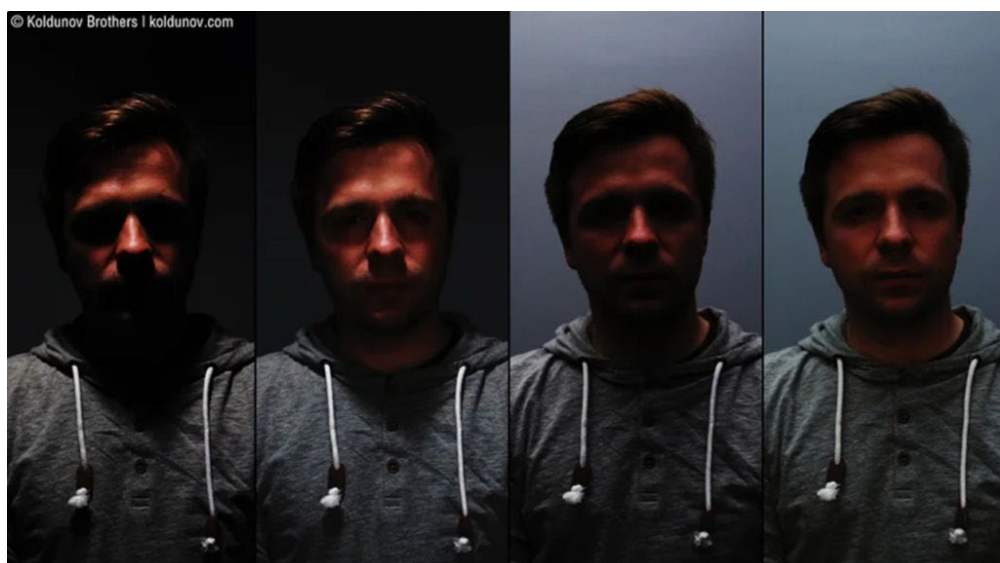


Рисунок 3.5 – Приклад облич з низьким рівнем освітлення

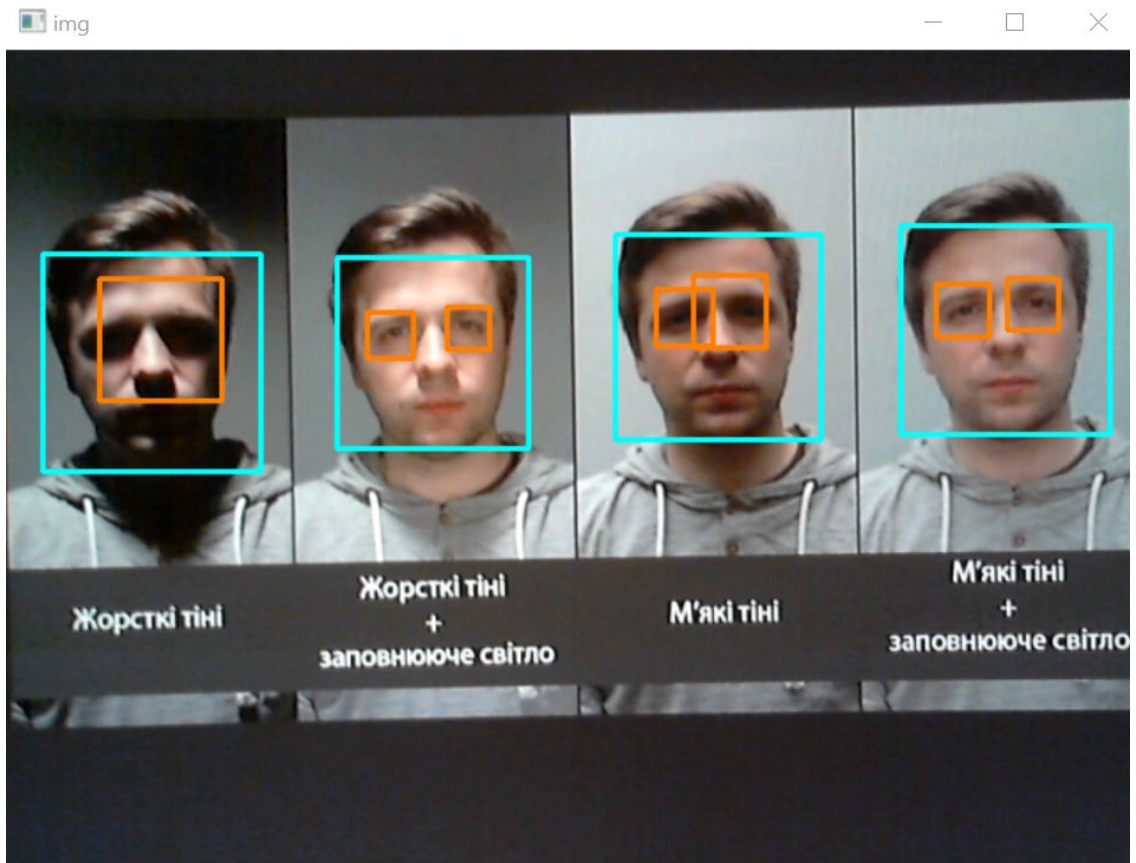


Рисунок 3.6 – Детектування облич алгоритмом Haar Cascade при високому рівні освітлення

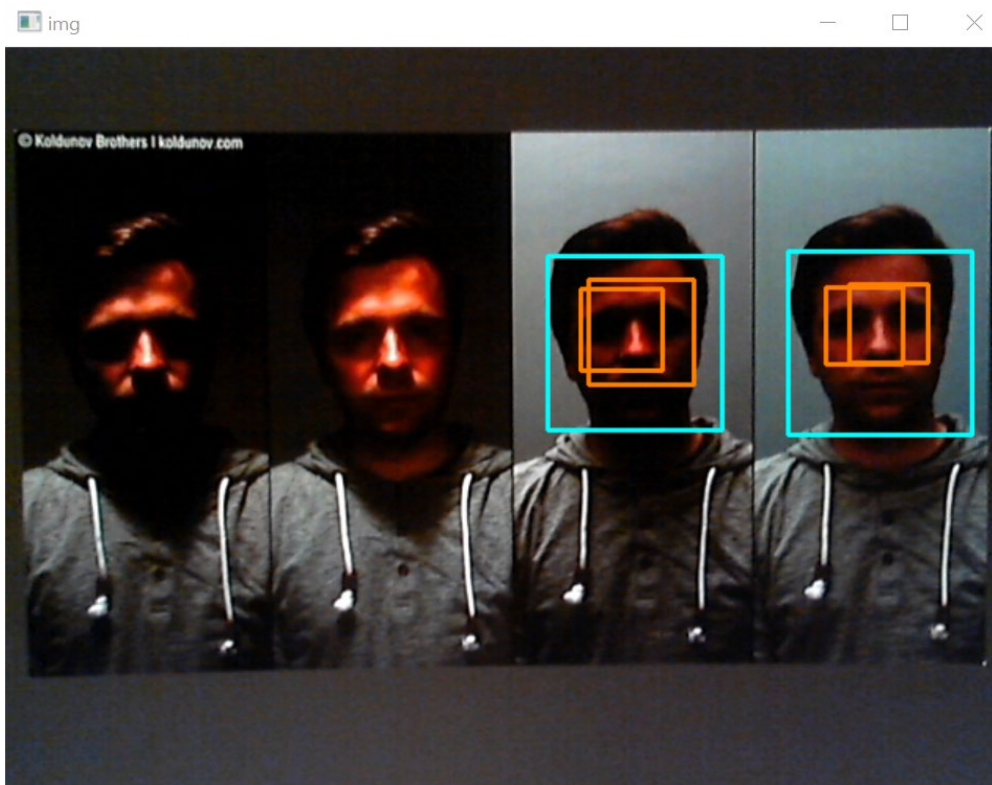


Рисунок 3.7 – Детектування облич алгоритмом Haar Cascade при низькому рівні освітлення

– висока залежність від орієнтації обличчя. Алгоритм демонстрував добру продуктивність для облич, орієнтованих прямо на камеру, але значно втрачав точність при нахилах голови, поворотах чи частковому перекритті. Цей недолік обмежує його застосування в умовах реального середовища, де позиція обличчя може бути динамічною. Для аналізу були взяті згенеровані в 3D обличчя з різним кутом нахилу обличчя, на рисунках 3.8 та 3.9 показані згенеровані обличчя які і були тестом для алгоритму. На рисунках 3.10, 3.11 та 3.12 показано як алгоритм визначає обличчя під різними кутами нахилу;



Рисунок 3.8 – Згенерованні 3D обличчя з малим кутом повороту для тестування Haar Cascade алгоритму

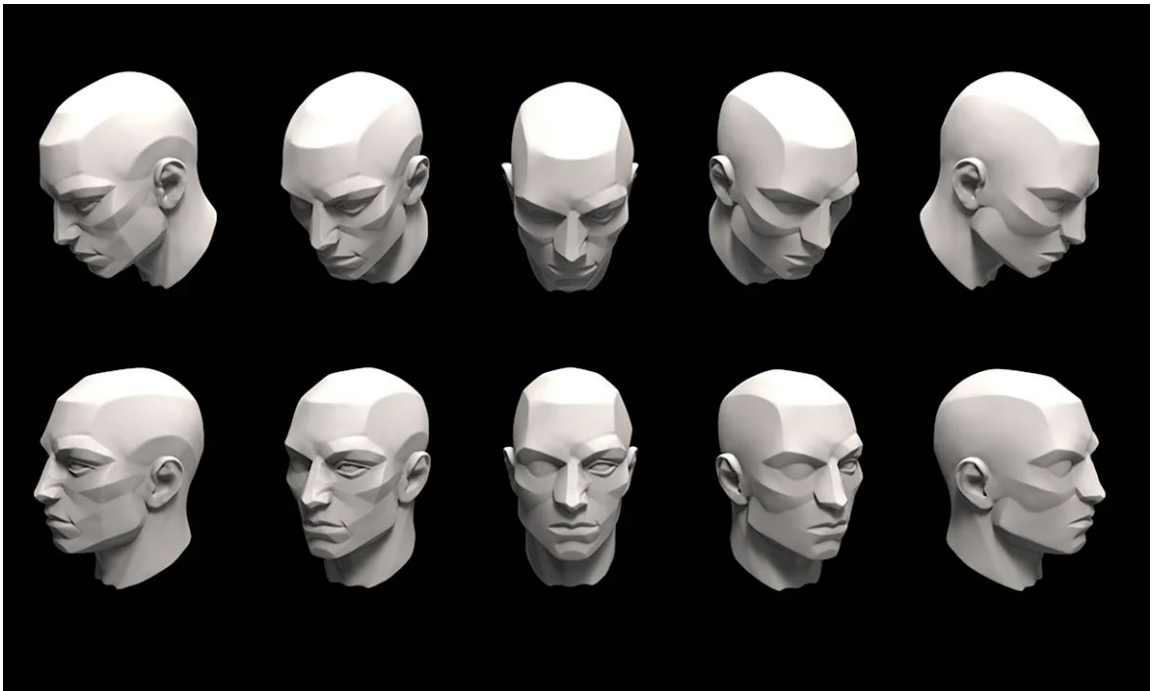


Рисунок 3.9 – Згенерованні 3D обличчя з великим кутом повороту та нахилу для тестування Haar Cascade алгоритму

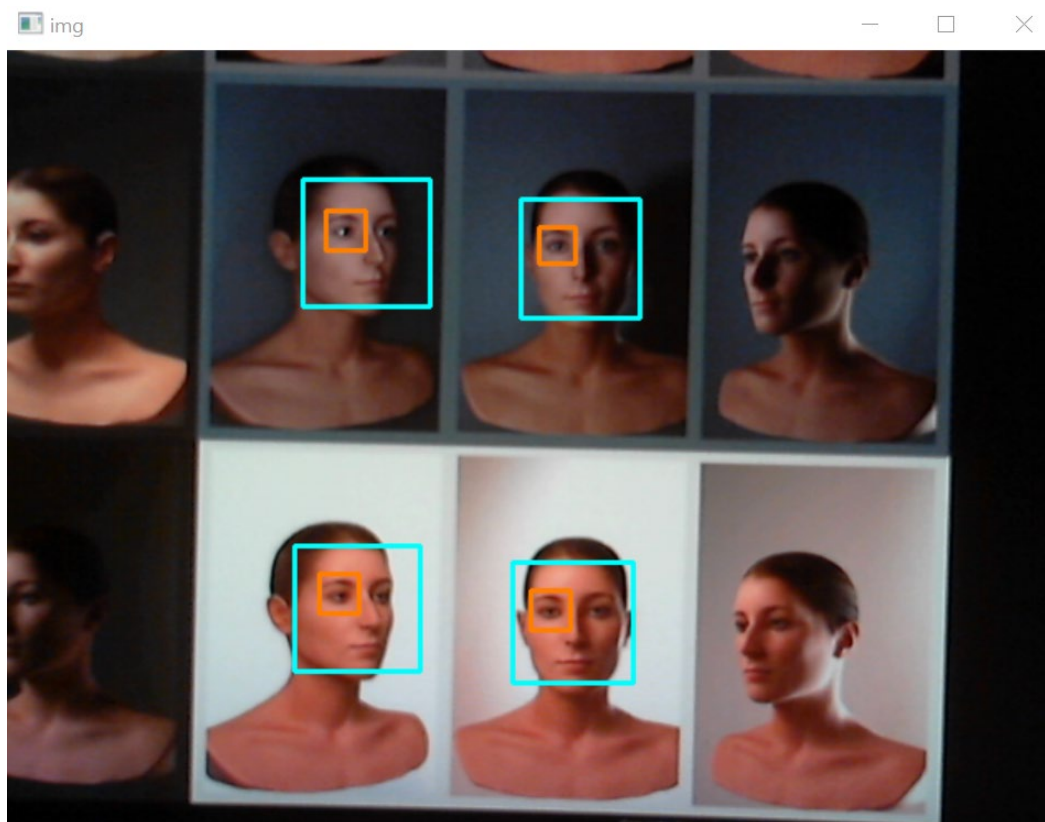


Рисунок 3.10 – Детектування згенерованих облич з невеликим освітленням за допомогою Haar Cascade алгоритму

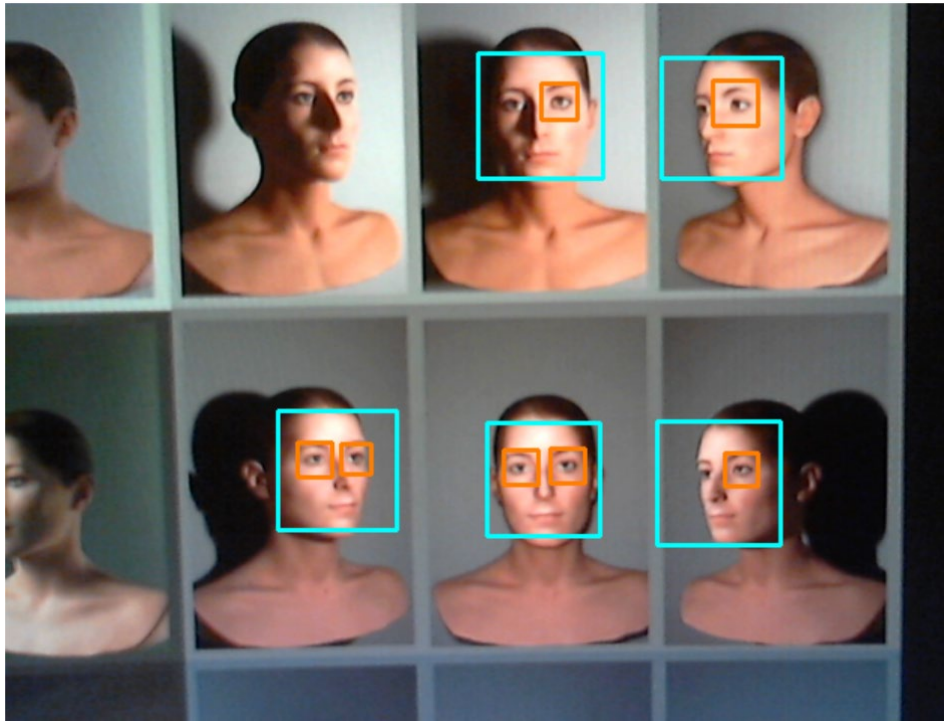


Рисунок 3.11 – Детектування згенерованих облич з гарним освітленням за допомогою Haar Cascade алгоритму

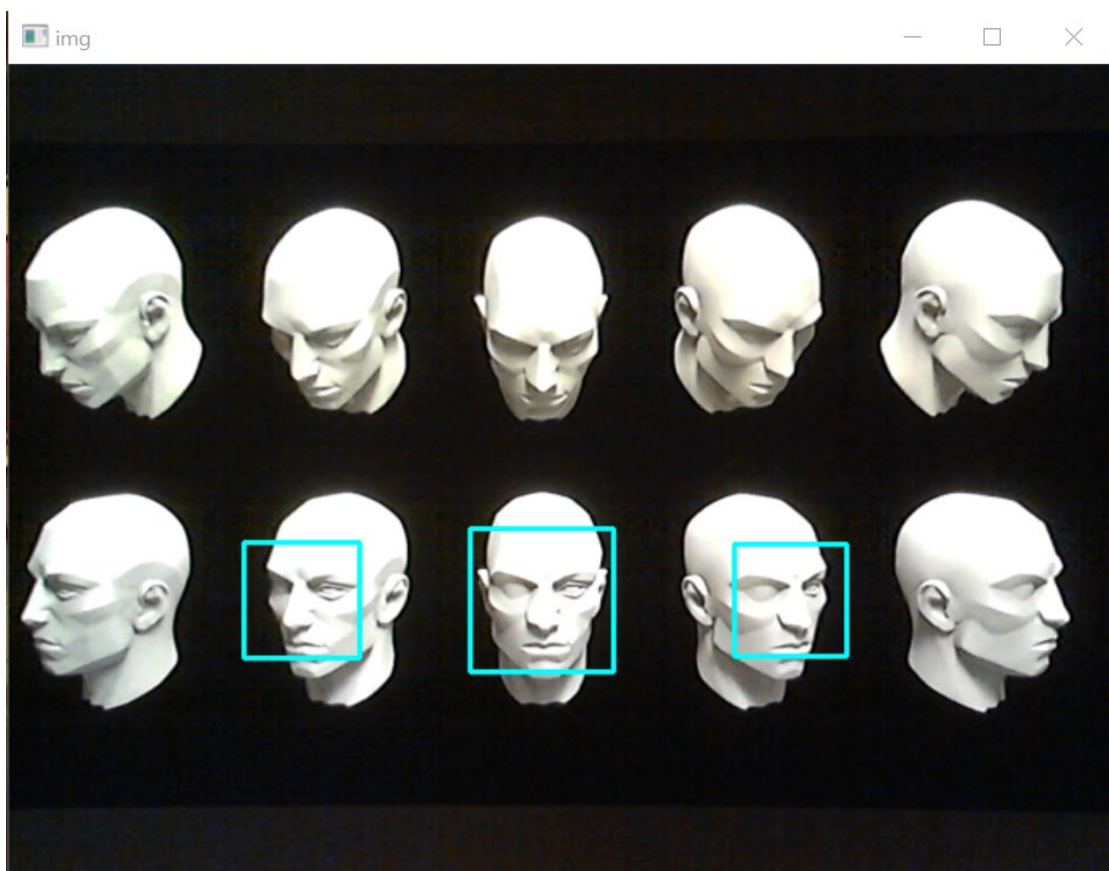


Рисунок 3.12 – Детектування згенерованих облич з великим кутом повороту та нахилу за допомогою Haar Cascade алгоритму

– хибні спрацювання. У процесі тестування було помічено часті випадки детектування областей, які не є обличчями. Це пов'язано з недостатньою специфічністю ознак Haar, які можуть спрацювати на схожих структурах, таких як частини меблів, тіні чи інші об'єкти на зображенні. Для прикладу візьмемо одночасно невірне спрацювання в детектуванні обличчя, де частину меблів детектувало як обличчя і невірне детектування очей на обличчі, рисунок 3.13 був тестовим фото, а рисунок 3.14 результат детектування;



Рисунок 3.13 – Тестове фото при невірному детектуванні обличчя алгоритмом Haar Cascade

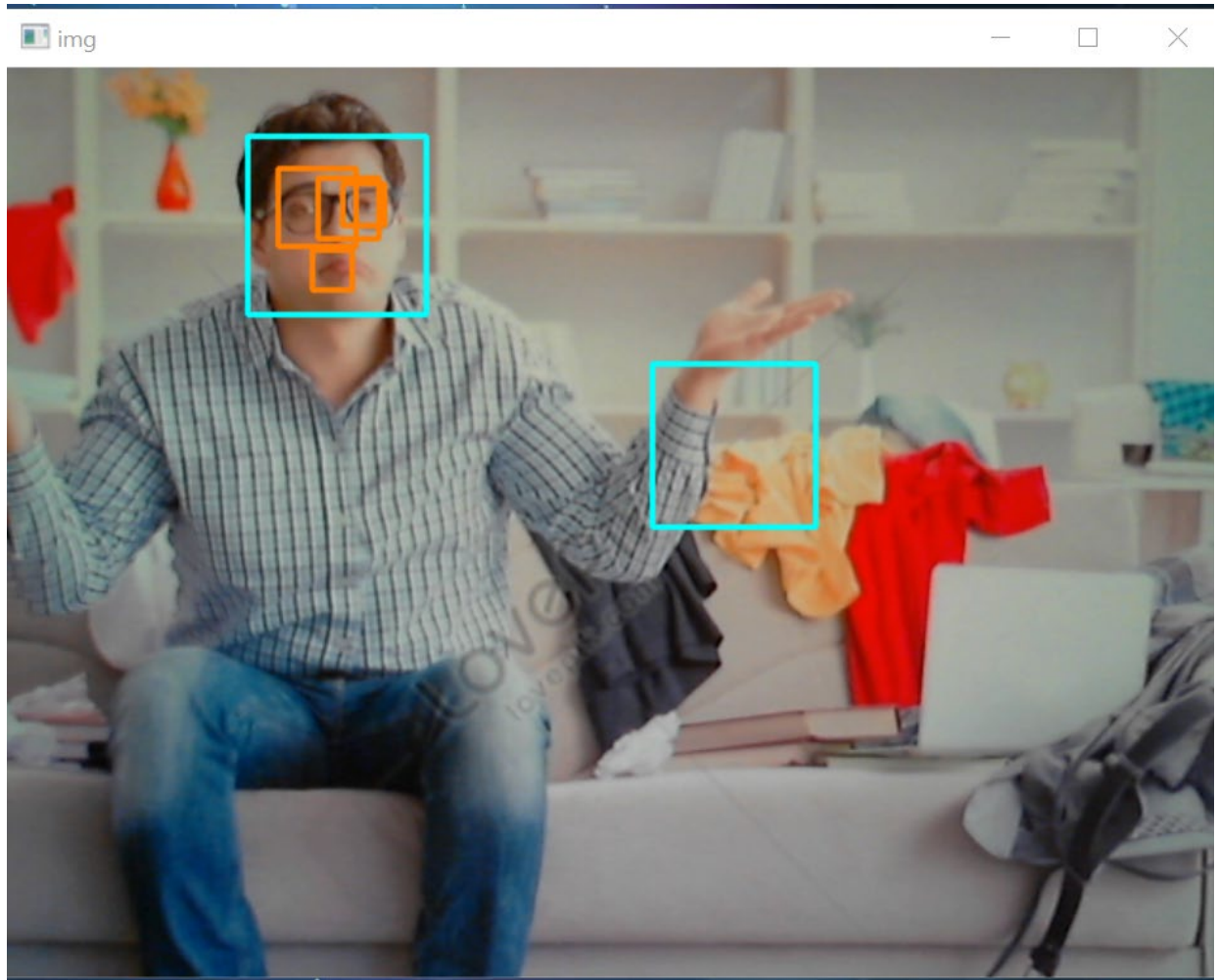


Рисунок 3.14 – Невірне детектування обличчя та очей на фото

– відсутність адаптивності. Haar Cascade використовує жорстко задані ознаки та класифікатори, які не можуть адаптуватися до нових умов без повторного навчання. Це робить алгоритм неефективним у ситуаціях, коли зовнішні фактори змінюються (наприклад, зміна освітлення, перешкоди які закривають обличчя або появи нових типів облич). Для перевірки було обрано зображення з частково закритим обличчям (рис. 3.15), а на рисунку 3.16 результат детектування обличчя з різними умовами закритого обличчя.



Рисунок 3.15 – Частково закриті обличчя для перевірки алгоритму Наар Cascade

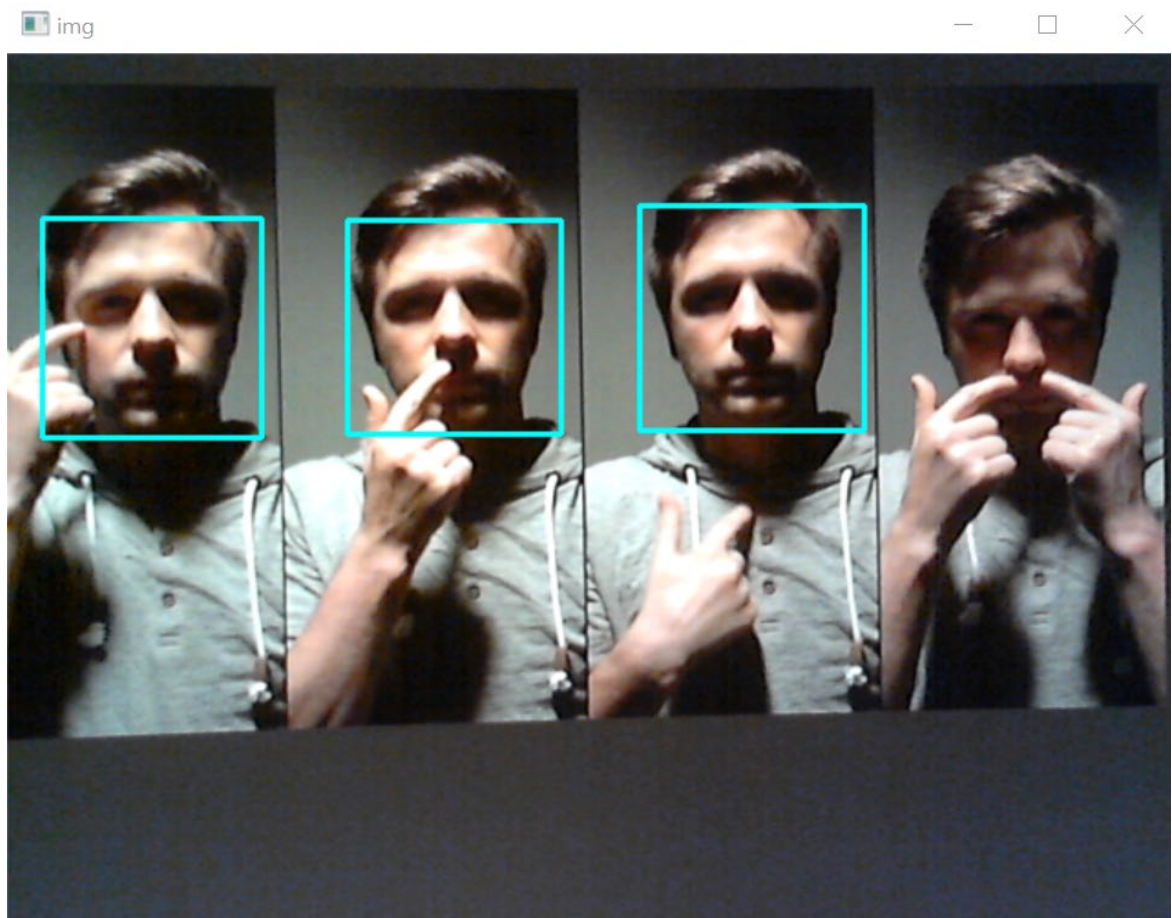


Рисунок 3.16 – Результат спрацювання алгоритму Наар Cascade при частковому закритті обличчя

Аналіз результатів показав, що хоча Haar Cascade може бути використаний для простих завдань детектування облич, його продуктивність у складних динамічних умовах є недостатньою. Алгоритм демонструє низьку стійкість до реальних факторів, таких як зміна освітлення, кут огляду або часткове перекриття облич. Ці обмеження визначають необхідність переходу до сучасних методів детектування, що базуються на алгоритмах глибокого навчання, які забезпечують вищу точність і адаптивність у складних умовах.

Таким чином, реалізація Haar Cascade у режимі живого відео підтвердила його обмеженість, що обґрунтовує його недостатню ефективність для порівняння цього алгоритму з сучасними методами глибокого навчання, такими як YOLO та MTCNN [33–36].

### 3.4 Реалізація алгоритмів YOLO і MTCNN та їх порівняльний аналіз

Для подолання обмежень алгоритму Haar Cascade було реалізовано два сучасні методи детектування облич, що базуються на алгоритмах глибокого навчання: YOLO та MTCNN. Ці алгоритми були обрані через їхню високу точність, стійкість до складних умов, таких як часткове перекриття облич, зміна освітлення та різні кути огляду. Через такі високі показники детектування облич дослідження проводились вже на тестових даних для більш точного аналізу результатів та порівняння алгоритмів на базі глибокого навчання.

Алгоритм YOLO використовує єдину нейронну мережу, яка обробляє зображення повністю в один прохід, розподіляючи його на сітку та визначаючи межі об'єктів разом із їх класами. Для реалізації було використано попередньо навчену модель YOLO, адаптовану для задачі детектування облич. Реалізація передбачала зчитування відео з файлу,

масштабування кадрів до необхідного розміру для мережі та виконання процесу передбачення.

На рисунку 3.17 можна побачити кадри з тестового відео де і тестувався алгоритм YOLO для визначення облич, а на рисунку 3.18 показано визначене обличчя на відео.



Рисунок 3.17 – Тестові кадри відео для визначення обличчя за допомогою алгоритму YOLO



Рисунок 3.18 – Результат детектування обличчя на тестових кадрах з відео для алгоритму YOLO

MTCNN, у свою чергу, використовує каскадну архітектуру з трьох послідовних нейронних мереж, що виконують попереднє визначення облич, уточнення меж рамок та визначення ключових точок, таких як очі, ніс і рот. Цей метод був реалізований із використанням популярної бібліотеки для глибокого навчання TensorFlow, яка надає інструменти для обробки відеопотоку та детектування облич. Для перших тестів було виконане детектування обличчя за допомогою алгоритму MTCNN на тестовому відео що можна побачити на рисунку 3.19.

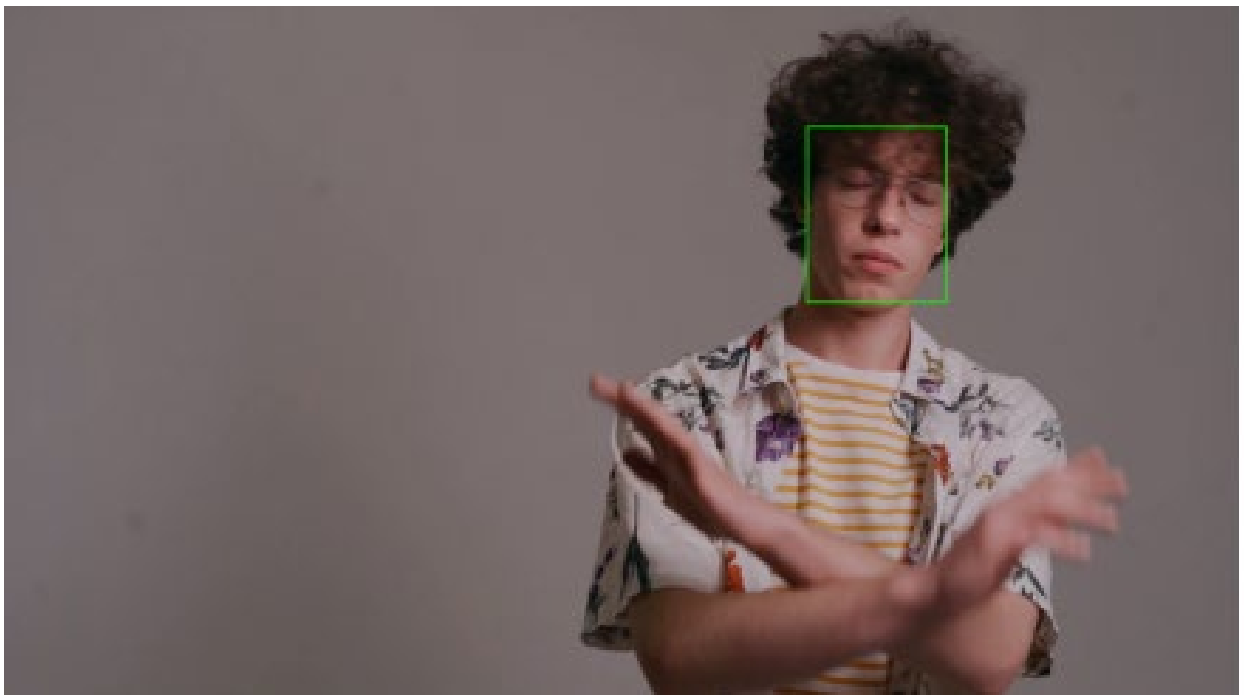


Рисунок 3.19 – Детектування обличчя на тестовому відео за допомогою MTCNN

Для подальшого тестування було визначено ключові точки обличчя на іншому тестовому відео за допомогою алгоритму MTCNN (рис. 3.20), де зеленими точками позначено очі, жовтою точкою позначено ніс, а червоними позначено лівий та правий край рота.

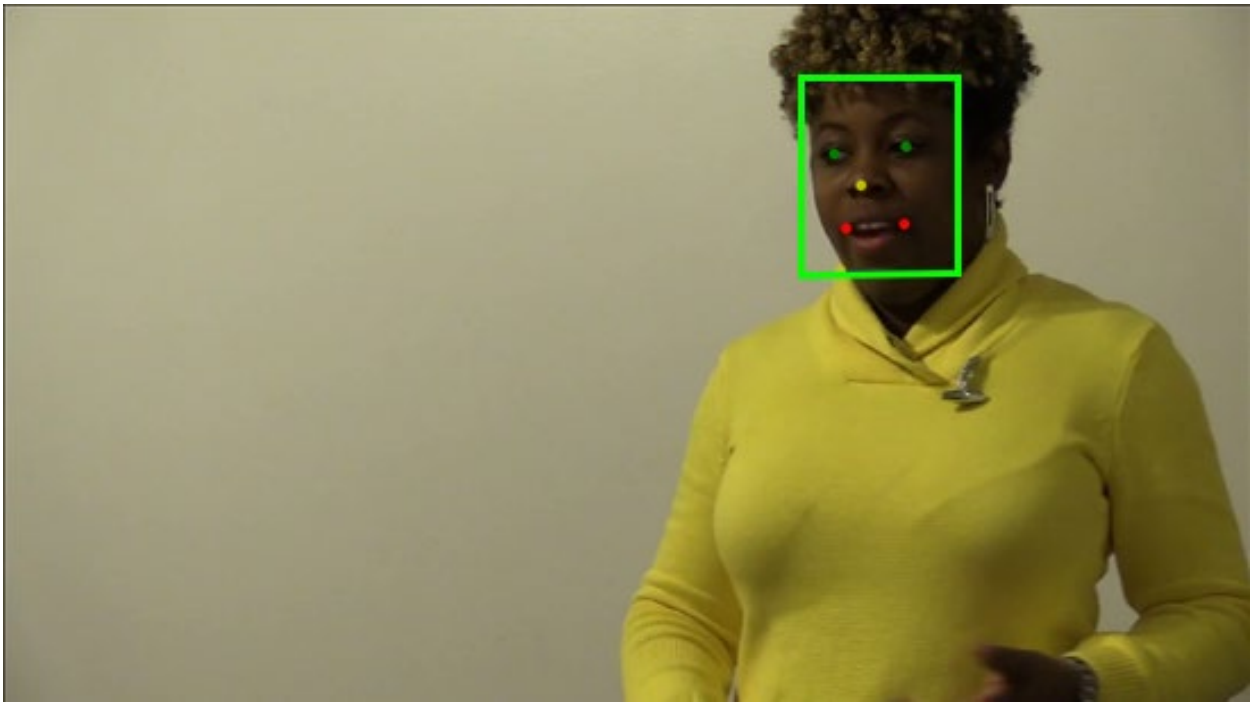


Рисунок 3.20 – Визначення ключових точок обличчя на тестовому відео за допомогою алгоритму MTCNN

Експериментальне порівняння обох алгоритмів із алгоритмом Haar Cascade показало їх значні переваги. YOLO продемонстрував високу швидкість обробки кадрів навіть за умов високої роздільної здатності, оскільки його оптимізована архітектура дозволяє ефективно обробляти зображення в один прохід. Він виявився менш чутливим до зміни освітлення та часткового перекриття облич, зберігаючи точність у динамічних умовах. Однак його основним недоліком є складність налаштування гіперпараметрів і потреба у потужних апаратних ресурсах.

MTCNN, навпаки, продемонстрував більшу точність у визначенні меж облич і виявленні ключових точок, що є важливим для подальших етапів, таких як розпізнавання або аналіз виразу обличчя. Однак його швидкість виявилася дещо нижчою через багатоступеневу обробку, особливо при роботі з високою роздільною здатністю кадрів [37–39].

Обидва алгоритма YOLO та MTCNN були протестовані на складних даних та при різних умовах, на рисунку 3.21 показано детектування обличчя

при поганому освітленні та на рисунку 3.22 показано недостатню кількість освітлення для детектування обличчя на відео.

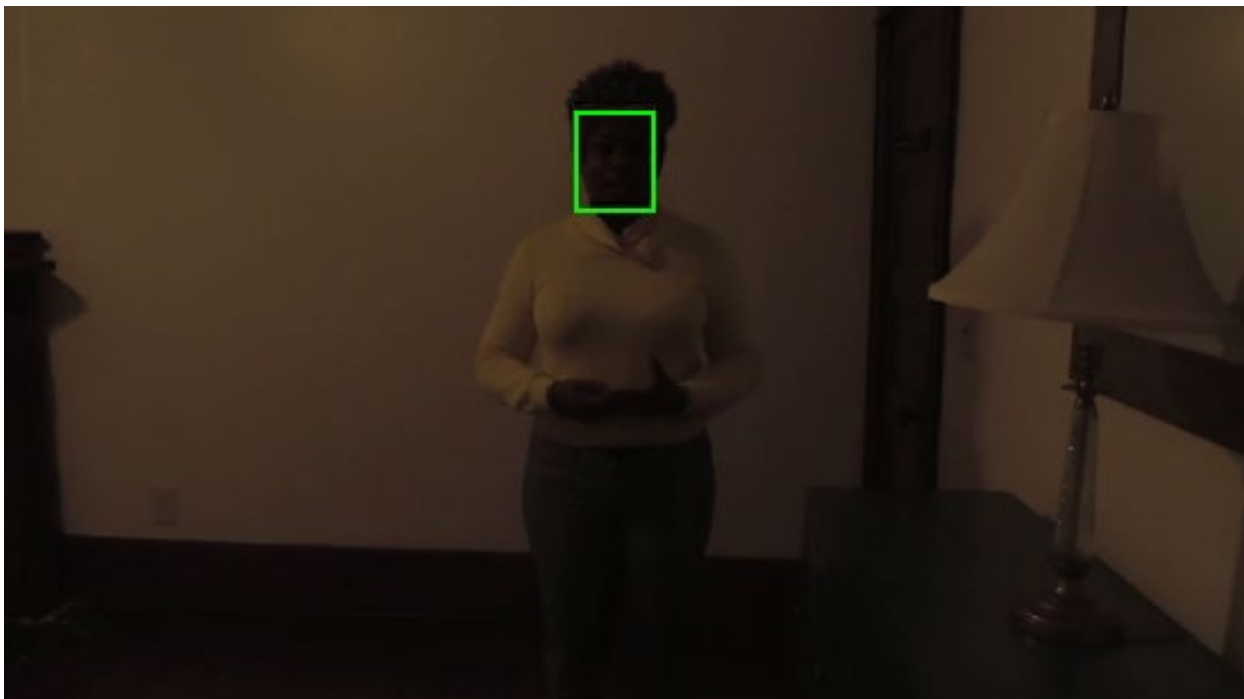


Рисунок 3.21 – Детектування обличчя алгоритмами глибокого навчання при поганому освітленні



Рисунок 3.22 – Помилка детектування обличчя при недостатній кількості освітлення

### 3.5 Порівняння результатів алгоритмів

За результатами експерименту порівняння алгоритмів глибокого навчання із Haar Cascade, саме методи глибокого навчання показали значну перевагу над традиційними методами. YOLO і MTCNN перевершили традиційний підхід за більшістю ключових параметрів, а саме: точність детектування та стійкість до зовнішніх умов, але швидкість роботи все ж залишилась перевагою на боці традиційних методів. Haar Cascade, у свою чергу, показав обмежену здатність працювати в умовах реального середовища, поступаючись сучасним методам у складних завданнях при умовах зміни куту нахилу обличчя та затемненні зображення.

Для наглядного порівняння були взяті результати отриманні при детектуванні облич за тестовим відео довжиною в 10 секунд, кількістю кадрів в 240 одиниць (тобто тестове відео має частоту кадрів в 24 кадри в секунду) та розміром вхідного відео 1920×1080 пікселів. В таблиці 3.1 виведено результати роботи алгоритмів для тестового відео з використанням процесору Intel(R) Core(TM) i7-10700F CPU для обробки тестового відео.

Таблиця 3.1 – Результати порівнянь

<b>Алгоритми порівняння</b>	<b>Час обробки (с)</b>	<b>Точність детектування облич (%)</b>	<b>Стійкість до зовнішніх умов (%)</b>
Haar Cascade	4,23	76	53
YOLO	18,10	88	78
MTCNN	37,65	96	91

Для візуальної презентації результатів тестів було виведено три діаграми:

– порівняння за швидкістю обробки тестового відео та детектування облич на кожному кадрі (рис. 3.23);

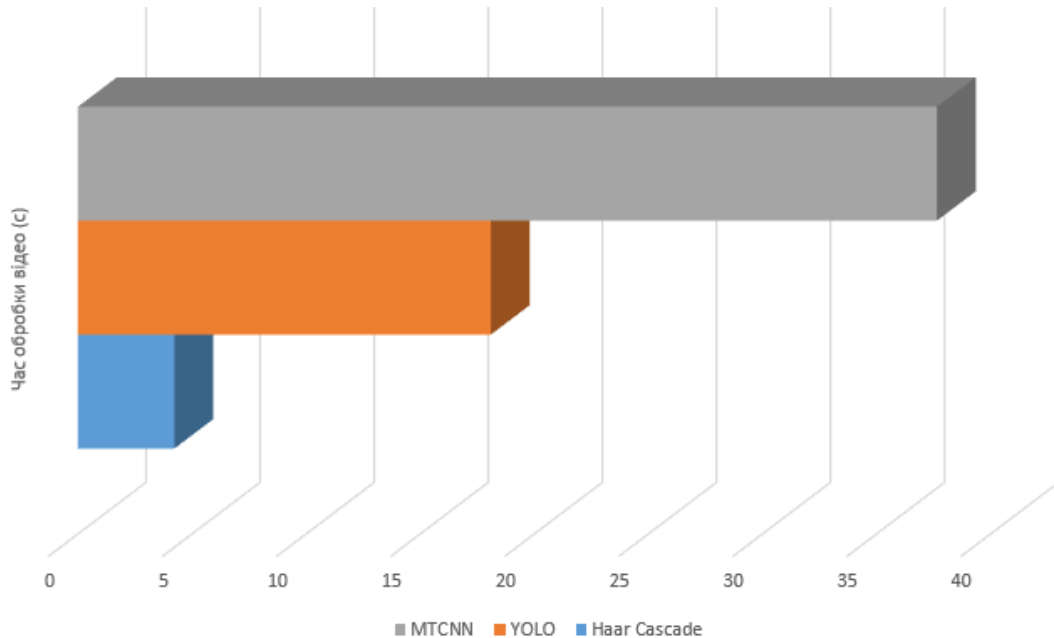


Рисунок 3.23 – Діаграма порівняння за швидкістю обробки тестового відео

– порівняння за точністю детектування облич на тестовому відео (рис. 3.24);

– порівняння за стійкістю до зовнішніх умов при детектуванні облич на тестовому відео (рис. 3.25). До категорії стійкості до зовнішніх умов були включені усі кадри де виникала зміна освітлення та кадри де обличчя було повернуто від камери на приблизно 45 градусів.

Таким чином, реалізація алгоритмів YOLO і MTCNN підтвердила їх ефективність та точність детектування облич, демонструючи переваги адаптивності в порівнянні з традиційними підходами. Аналіз цих алгоритмів дозволяє вибрати найбільш підходящий метод для специфічних умов застосування, забезпечуючи оптимальне поєднання продуктивності та якості роботи, адже задачі застосування можуть відрізнятись.

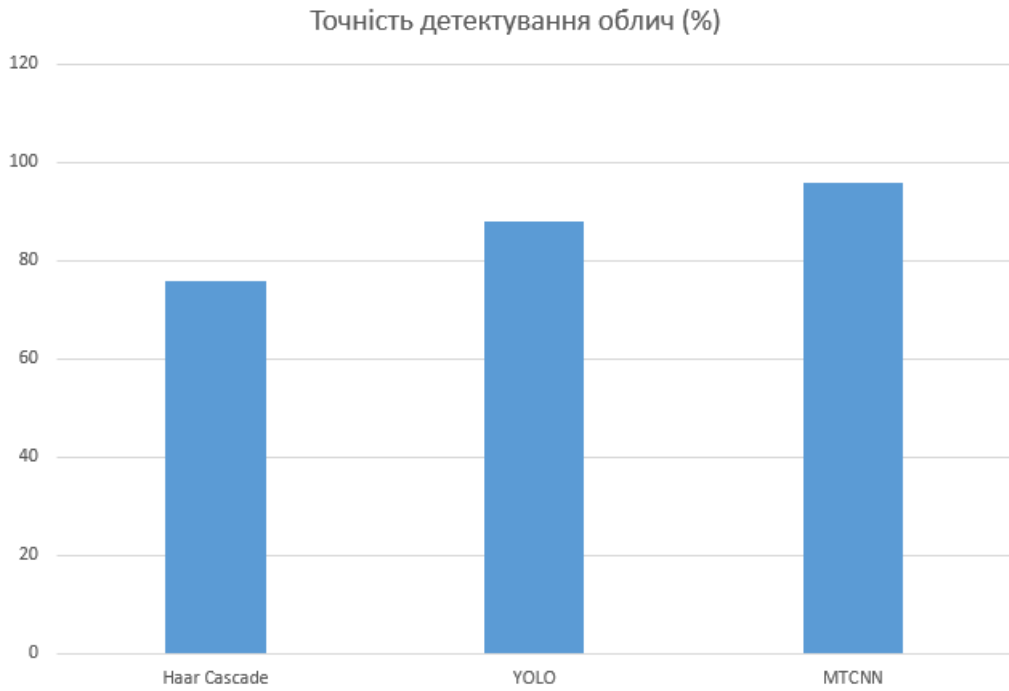


Рисунок 3.24 – Діаграма порівняння за точністю детектування облич на тестовому відео

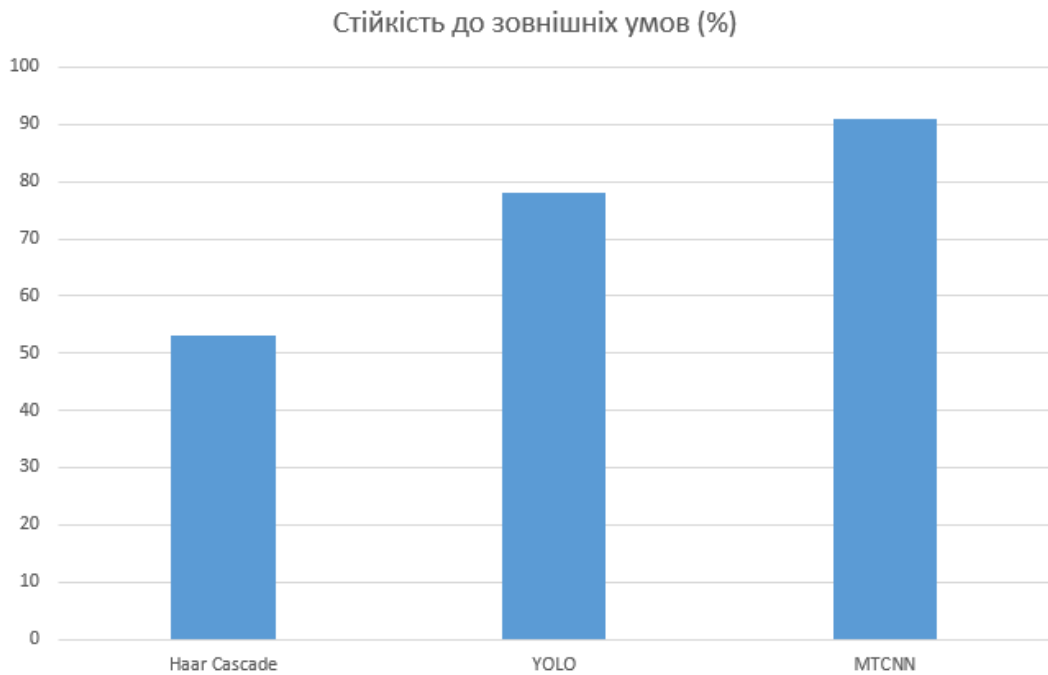


Рисунок 3.25 – Діаграма порівняння за стійкістю до зовнішніх умов при детектуванні облич на тестовому відео

Naar Cascade підходить для базового детектування облич у простих системах, мобільних пристроях і освітніх проєктах. Метод YOLO використовується для реального часу у відеоспостереженні, трекінгу облич та аналізу поведінки. MTCNN застосовується для високоточного розпізнавання облич у системах безпеки, мобільних додатках, медичних застосунках та банківських застосунках.

Однак треба завжди брати до уваги затратність обчислювальних ресурсів при детектуванні облич та розраховувати необхідну потужність для детектування облич у реальному часі, наприклад алгоритм Naar Cascade не потребує великих затрат ресурсів та може постійно підтримувати системи, а алгоритм YOLO може з великою точністю в реальному часі детектувати обличчя, в той час як алгоритм MTCNN при такій самій потужності не зможе обробляти потокове відео та потребує в два рази більше часу на таке обчислення але точність та безпека такого алгоритму буде найвищою.

## ВИСНОВКИ

У рамках даної кваліфікаційної роботи було виконано аналіз, розробку та тестування трьох алгоритмів для детектування облич: Haar Cascade, YOLO та MTCNN. Головною метою було визначити найбільш ефективний підхід у різних умовах застосування, враховуючи час обробки, точність детектування та стійкість до зовнішніх умов.

На етапі аналізу існуючих методів було встановлено, що традиційні алгоритми, такі як Haar Cascade, відзначаються низькими вимогами до обчислювальних ресурсів і швидким виконанням. Однак їх недоліки стають критичними за умов поганого освітлення, часткового перекриття облич або змін ракурсу, що суттєво знижує точність роботи.

Алгоритм Haar Cascade продемонстрував найменший час обробки тестового відео, що становив 4,23 секунди для 240 кадрів. Проте його точність детектування облич становила лише 76%, а стійкість до зовнішніх умов, таких як змінене освітлення чи часткове перекриття облич, досягала 53%. Це вказує на обмеження цього алгоритму для складних задач, однак він може бути ефективним у простих сценаріях із низькими обчислювальними ресурсами.

У свою чергу, алгоритми на основі глибокого навчання, такі як YOLO та MTCNN, продемонстрували високу точність і стійкість до складних умов, хоча їх реалізація потребує потужних апаратних ресурсів.

Алгоритм YOLO обробив відео за 18,10 секунди, забезпечуючи точність детектування 88% і стійкість 78%. Завдяки балансу між швидкістю та точністю, цей алгоритм показав свою придатність для реальних динамічних умов, де необхідна висока продуктивність.

Найкращі результати продемонстрував алгоритм MTCNN, який обробив відео за 37,65 секунди, досягнувши точності 96% та стійкості 91%. Однак його значний час обробки вказує на високу вимогливість до

обчислювальних ресурсів, що робить його оптимальним для задач, де критично важлива максимальна точність, наприклад, у біометричних системах.

Порівняльний аналіз результатів підтвердив, що методи глибокого навчання значно перевершують традиційні алгоритми за точністю та стійкістю до змін зовнішніх умов. Haar Cascade може бути застосований лише у випадках, коли обмежені ресурси та прості умови середовища. YOLO є оптимальним вибором для реальних задач, що потребують балансу між продуктивністю та точністю, тоді як MTCNN доцільно використовувати у випадках, коли критично важливо досягти максимальної точності.

Наукова новизна роботи полягає в комплексному підході до дослідження алгоритмів детектування облич, який включає детальний порівняльний аналіз традиційних методів та сучасних алгоритмів глибокого навчання у контексті їх ефективності, точності та стійкості до зовнішніх умов. Проведено експериментальне тестування цих алгоритмів на тестових відео із чіткою фіксацією часу обробки, що дозволило отримати об'єктивну оцінку їхньої продуктивності. Отримані результати забезпечують основу для раціонального вибору методів детектування облич залежно від специфіки завдання.

Отримані результати мають практичну цінність та можуть бути використані для створення програмних систем детектування облич у різних галузях, таких як системи безпеки, біометрія, маркетинг і медична діагностика. Перспективи подальших досліджень полягають у вдосконаленні методів передобробки зображень, розробці гібридних підходів, що поєднують традиційні методи із глибоким навчанням, а також у розширенні функціональності систем для розпізнавання та аналізу облич.

Результати дослідження апробовано у вигляді тез доповіді [40] під час VII Міжнародної студентської наукової конференції «РОЗВИТОК СУСПІЛЬСТВА ТА НАУКИ В УМОВАХ ЦИФРОВОЇ ТРАНСФОРМАЦІЇ».

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Mashtalir S., Mashtalir V. (2020) Spatio-Temporal Video Segmentation. *Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data. Studies in Computational Intelligence, Springer, Cham.* vol 876. pp. 161–210.
2. What is Face Detection and How Does it Work? URL: <https://hyperverge.co/blog/face-detection/> (дата звернення 08.10.2024).
3. FACE RECOGNITION Methods, Implementation, and Practical Examples. URL: <https://medium.com/@khwabkalra1/face-recognition-e45aff329fba> (дата звернення 09.10.2024).
4. What is face detection and how does it work? URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/face-detection> (дата звернення 13.10.2024).
5. Face Detection For Beginners. URL: <https://towardsdatascience.com/face-detection-for-beginners-e58e8f21aad9> (дата звернення 13.10.2024).
6. Популярні методи виявлення і розпізнавання облич. URL: <https://www.ohrana-ua.com/articles/770-populyarn-metodi-viyavlennya-rozpoznavannya-oblich.html> (дата звернення 20.10.2024).
7. Face Detection. URL: <https://www.innovatrics.com/glossary/face-detection/> (дата звернення 13.10.2024).
8. Face Detection Explained: State-of-the-Art Methods and Best Tools. URL: <https://medium.com/sciforce/face-detection-explained-state-of-the-art-methods-and-best-tools-f730fca16294> (дата звернення 13.10.2024).
9. Стандарти ідентифікації, розпізнавання та детектування людей. URL: <https://infotech.com.ua/article/standarty-identifikacii-raspoznavanii-i-detektirovanii-ludei> (дата звернення 20.10.2024).
10. Машталір, С. В. (2016) Моделі та методи темпоральної обробки відео для інформаційного пошуку. Харків: ХНУРЕ, 39 с.

11. Rowley, H. A., Baluja, S., & Kanade, T. (1998). Neural network-based face detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 20(1), 23-38.

12. Як збір даних відіграє вирішальну роль у розробці моделей розпізнавання обличчя. URL: <https://uk.shaip.com/blog/data-collection-for-facial-recognition-models/> (дата звернення 21.10.2024).

13. Understanding Facial Recognition Technology: How it Works and Examples. URL: <https://visionplatform.ai/facial-recognition-software/>

14. Facial Recognition. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/facial-recognition> (дата звернення 21.10.2024).

15. Traditional Face Detection With Python. URL: <https://realpython.com/traditional-face-detection-python/> (дата звернення 22.10.2024).

16. Haar Cascades, Explained. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/haar-cascades-explained-38210e57970d> (дата звернення 22.10.2024).

17. Face detection using dlib HOG. URL: <https://medium.com/mlcrunch/face-detection-using-dlib-hog-198414837945> (дата звернення 22.10.2024).

18. TinyYoloV2 Face Detection: Tutorial. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~dst/FaceDemo/resources/tutorial.html> (дата звернення 25.10.2024).

19. Exploring Other Face Detection Approaches(Part 1) — RetinaFace. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/exploring-other-face-detection-approaches-part-1-retinaface-9b00f453fd15> (дата звернення 27.10.2024)

20. Robust face detection with MTCNN. URL: <https://towardsdatascience.com/robust-face-detection-with-mtcnn-400fa81adc2e> (дата звернення 27.10.2024).

21. Using Deep Learning to Design Real-time Face Detection and Recognition Systems. URL: <https://www.turing.com/kb/using-deep-learning-to-design-face-detection-and-recognition-systems> (дата звернення 24.10.2024).

22. Improve AI Facial Recognition Accuracy Using Deep Learning. URL: <https://mobidev.biz/blog/improve-ai-facial-recognition-accuracy-with-machine-deep-learning> (дата звернення 27.10.2024).

23. Machine Learning is Fun! Part 4: Modern Face Recognition with Deep Learning. URL: <https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-part-4-modern-face-recognition-with-deep-learning-c3cffc121d78> (дата звернення 24.10.2024).

24. DeepFace: A Popular Open Source Facial Recognition Library. URL: <https://viso.ai/computer-vision/deepface/> (дата звернення 25.10.2024).

25. Advances in Face Detection and Recognition Technologies. URL: <https://www.nec.com/en/global/techrep/journal/popular/2019first/02.html> (дата звернення 27.10.2024).

26. Технологія розпізнавання облич: переваги та проблематика. URL: <https://worldvision.com.ua/tekhnologiya-rozpiznavannya-oblich-perevagi-ta-problematika/> (дата звернення 27.10.2024).

27. PyCharm: all about the most popular Python IDE. URL: <https://datascientest.com/en/pycharm-all-about-the-most-popular-python-ide> (дата звернення 29.10.2024).

28. Your Guide to Facial Recognition: How It Works, Why It Matters, and How to Employ It. URL: <https://regulaforensics.com/blog/employ-face-recognition-process-in-identity-verification/> (дата звернення 29.10.2024).

29. What is machine learning? Guide, definition and examples. URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/machine-learning-ML> (дата звернення 01.11.2024).

30. 4 Popular Face Detection Methods. URL: <https://www.plugger.ai/blog/4-popular-face-detection-methods> (дата звернення 02.11.2024).

31. Face Detection Algorithms: The Ultimate Guide [2024]. URL: <https://www.banuba.com/blog/face-detection-algorithms-guide/> (дата звернення 02.11.2024).

32. Face Detection A Comprehensive Analysis of Methodologies and Techniques. URL: <https://medium.com/@khwabkalra1/face-detection-e18784e1c1f9> (дата звернення 02.11.2024).

33. Opencv Python program for Face Detection. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/opencv-python-program-face-detection/> (дата звернення 05.11.2024).

34. Everything You Need to Know About Face Recognition Algorithm. URL: <https://hyperverge.co/blog/face-recognition-algorithm/> (дата звернення 05.11.2024).

35. What's the Best Face Detector? URL: <https://medium.com/pythons-gurus/what-is-the-best-face-detector-ab650d8c1225> (дата звернення 05.11.2024).

36. What are the face detection algorithms. URL: <https://www.pseudoface.com/articles/what-are-the-face-detection-algorithms> (дата звернення 06.11.2024).

37. Detecting faces using OpenCV & MTCNN. URL: <https://www.kaggle.com/code/wittmannf/detecting-faces-using-opencv-mtcnn-no-internet> (дата звернення 06.11.2024).

38. Comparison of face detection packages. URL: <https://www.kaggle.com/code/mobasshir/comparison-of-face-detection-packages#The-mtcnn-package> (дата звернення 08.11.2024).

39. YOLOv2 vs Faced vs Blazeface vs MTCNN. URL: <https://www.kaggle.com/code/basharallabadi/yolov2-vs-faced-vs-blazeface-vs-mtcnn/notebook#Detection-accuracy-on-different-samples> (дата звернення 08.11.2024).

40. Шемаєв Д. І. (2024) Дослідження методів детектування облич: VII Міжнародна мультидисциплінарна студентська наукова конференція «Розвиток суспільства та науки в умовах цифрової трансформації». Збірник матеріалів форуму. м. Тернопіль, Україна С. 298-299.