

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Кафедра обчислювальної техніки

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи
за зображенням обличчя»**

Виконав: студент 2 курсу, групи 2КІ-20м
напряму підготовки (спеціальності)
123 — «Комп'ютерна інженерія»
_____ Плахотнюк В.В.

Керівник: д.т.н., проф. каф. ОТ
_____ Мартинюк Т.Б.

«___» _____ 2021 р.

Опонент: д.т.н., проф., зав. каф МБІС
_____ Яремчук Ю.Є.

«___» _____ 2021 р.

Допущено до захисту
Завідувач кафедри ОТ
д.т.н., проф. Азаров О.Д.
«___» _____ 2021 р.

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Кафедра обчислювальної техніки
Рівень вищої освіти II-й (магістерський)
Галузь знань 12 — Інформаційні технології
Спеціальність 123 — «Комп'ютерна інженерія»
Освітня програма — «Комп'ютерна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри
обчислювальної техніки
_____ проф., д.т.н. О.Д. Азаров

«___» _____ 2021 р.

З А В Д А Н Н Я **НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ** Плахотнюку Владиславу Володимировичу

1 Тема роботи «Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи за зображенням обличчя»

керівник роботи Мартинюк Тетяна Борисівна, д.т.н., професор,
затверджені наказом вищого навчального закладу від 24.09.2021 р. №227

2 Строк подання студентом роботи 15.12.2021 р.

3 Вихідні дані до роботи — частота надходження кадрів відеопотоку не менше 25 кадрів/сек, розмір зображення — не менше 720×640 пікселів, модель кольорів для представлення зображення — RGB, кількість градацій яскравості зображення — 256.

4 Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): вступ, огляд і аналіз існуючих методів розпізнавання обличчя людини, розробка методу розпізнавання обличчя людини, розробка послідовності розпізнавання обличчя людини, розробка програми розпізнавання обличчя людини, розрахунок економічної доцільності створення програми розпізнаванн обличчя людини.

5 Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): схема послідовності аналізу зображення обличчя людини, схема розподілу методів розпізнавання обличчя людини, структурна схема програми, схема послідовності розпізнавання обличчя людини, схема розподілу ключових точок.

6 Консультанти розділів роботи представлені в таблиці 1.

Таблиця 1 — Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1,2,3	Мартинюк Т. Б., д.т.н., професор		
4	Лесько О. Й., к.е.н., професор		

7 Дата видачі завдання 07.09.2021 р.

8 Календарний план наведено в таблиці 2.

Таблиця 2 — Календарний план

№	Назва етапів виконання магістерської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Постановка задачі роботи	07.09.21	
2	Огляд існуючих методів розпізнавання обличчя людини	08.09-09.09.21	
3	Аналіз та вибір методів розпізнавання обличчя людини	10.09-18.09.21	
4	Розробка способу розпізнавання обличчя людини	19.09-01.10.21	
5	Розробка послівності розпізнавання обличчя людини	12.10-22.10.21	
6	Розробка програми розпізнавання обличчя людини	22.10-31.10.21	
7	Розробка інтерфейсу та тестування програми розпізнавання обличчя людини	01.11-10.11.21	
8	Підготовка матеріалів та опис розробки засобів розпізнавання обличчя людини	11.11-16.11.21	
9	Розрахунок економічної частини роботи	17.11-30.11.21	
10	Оформлення пояснювальної записки та ілюстративного матеріалу	01.12-06.12.21	
11	Аналіз виконання роботи, висновки, додатки	07.12-06.12.21	
12	Перевірка якості виконання магістерської роботи та усунення недоліків	15.12.21	

Студент _____ Плахотнюк В. В.
Керівник роботи _____ Мартинюк Т. Б.

АНОТАЦІЯ

УДК 004.9

Плахотнюк В.В. Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи за зображенням обличчя. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 123 — комп'ютерна інженерія, освітня програма — комп'ютерна інженерія. Вінниця: ВНТУ, 2021, 120 с.

На укр.мові. Бібліогр.: 52 назв, рис. 32, табл. 13.

У магістерській кваліфікаційній роботі розроблено програмний продукт для розпізнавання особи за зображенням обличчя на основі виділення ключових точок. В роботі був проведений аналіз відомих методів та алгоритмів для розпізнавання особи обличчя в реальному часі, і запропоновано використати метод ключових точок. В якості ключових точок було запропоновано вибрати 68 ключових точок.

У роботі було розроблено послідовність пошуку та розпізнавання особи за отриманим зображенням обличчя із використанням згорткової нейронної мережі та методу Віоли-Джонса та розроблена програма, яка реалізує запропоновані підходи.

В магістерській роботі були також виконані економічні розрахунки по визначенню доцільності розробки нового програмного продукту.

Графічна частина складається з 7 плакатів із результатами еспрементальних досліджень.

Ключові слова: формування вектора ознак, метод ключових точок, згорткова нейрона мережа, локальні бінарні шаблони, метод Віоли-Джонса.

ANNOTATION

Plakhotniuk V. Software for forming a vector of features for facial recognition by facial image. Master's thesis in specialty 123 — computer engineering, educational program — computer engineering. Vinnytsia: VNTU, 2021, 120 p.

In Ukrainian. Bibliogr .: 52 titles, fig. 32, table. 13.

In the master's qualification work developed a software product for facial recognition by facial image based on the selection of key points. The paper analyzes the known methods and algorithms for facial recognition in real time, and proposed to use the method of key points. It was proposed to select 68 key points as key points.

The sequence of search and recognition of the person on the received image of the person with use of the convolutional neural network and Viola-Jones method was developed and the program which implements the offered approaches is developed.

In the master's thesis, economic calculations were also performed to determine the feasibility of developing a new software product.

The graphic part consists of 7 posters with the results of experimental research.

Keywords: feature vector formation, key point method, convolutional neural network, local binary templates, Viola-Jones method.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	8
ВСТУП.....	9
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ ВИЯВЛЕННЯ І РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ У ВІДЕОПОТОЦІ.....	13
1.1 Розпізнавання обличчя як розпізнавання образів.....	13
1.2 Методи пошуку обличчя людини.....	17
1.2.1 Алгоритм Віола-Джонса.....	17
1.2.2 Метод головних компонентів	20
1.2.3 Методи відстеження за характерними ознаками.....	21
1.3 Методи виділення ознак обличчя людини	22
1.4 Методи розпізнавання обличчя людини у відеосистемах	26
1.5 Нейронні мережі.....	33
1.5.1 Одношарові нейронні мережі	34
1.5.2 Багатошарові нейронні мережі	35
1.5.3 Персептрони і зародження штучних нейромереж.....	37
2 РОЗРОБКА МЕТОДУ ТА ПОСЛІДОВНОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ ЛЮДИНИ.....	43
2.1 Розробка послідовності виділення обличчя людини.....	43
2.2 Підхід до виділення ключових точок.....	48
2.3 Розпізнавання обличчя за допомогою нейронної мережі	52
2.4 Формування вектора ознак для розпізнавання особи.....	55
3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧ	64
3.1 Вибір інструментарію для реалізації продукту.....	64
3.1.1 Мова Python та бібліотека OpenCV.....	64
3.1.2 Програмне забезпечення PyCharm	68
3.1.3 Дистрибутив мови програмування PythonAnaconda	69
3.1.4 Відладчик Visual Studio Code.....	70
3.2 Розробка структури програми.....	72

					<i>08-23.МКР.024.00.000 ПЗ</i>				
					Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи за зображенням обличчя. Пояснювальна записка.	<i>Лім.</i>		<i>Маса</i>	<i>Масштаб</i>
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>					
<i>Розробив</i>		<i>Плахотнюк В.В.</i>							
<i>Керівник</i>		<i>Мартинюк Т. Б.</i>							
<i>Рецензент</i>		<i>Яремчук Ю. Є.</i>				<i>Арк.б</i>		<i>Аркушів</i>	
<i>Н. контроль</i>		<i>Швець С. І.</i>			<i>ВНТУ, гр. 2КІ-20м</i>				
<i>Затвердж</i>		<i>Азаров О. Д.</i>							

3.3 Розробка програми розпізнавання обличчя.....	74
3.4 Перевірка якості роботи програми	77
4 РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ДОЦІЛЬНОСТІ СТВОРЕННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАСОБУ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСОБИ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ ОБЛИЧЧЯ	80
4.1 Проведення комерційного та технологічного аудиту науково-технічної розробки	81
4.3 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи.....	86
4.3.1 Витрати на оплату праці.....	86
4.3.2 Відрахування на соціальні заходи.....	88
4.3.3 Сировина та матеріали.....	88
4.3.4 Розрахунок витрат на комплектуючі.....	89
4.3.5 Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт.....	89
4.3.6 Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт ..	89
4.3.7 Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень.....	89
4.3.8 Паливо та енергія для науково-виробничих цілей	90
4.3.9 Службові відрядження.....	91
4.3.10 Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації.....	91
4.3.11 Інші витрати.....	91
4.3.12 Накладні (загальновиробничі) витрати.....	92
4.4 Розрахунок економічної ефективності науково-технічної розробки за її можливої комерціалізації потенційним інвестором	93
ВИСНОВКИ	98
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	100
ДОДАТОК А Технічне завдання	105
ДОДАТОК Б Лістинг програми	109
ДОДАТОК В Послідовність аналізу зображень обличчя людини.....	113
ДОДАТОК Г Методи розпізнавання обличчя людини	114
ДОДАТОК Д Структурна схема програми.....	115
ДОДАТОК Е Послідовність розпізнавання обличчя людини.....	116
ДОДАТОК Ж Результати виділення основних точок.....	117
ДОДАТОК И Результати роботи програми	118
ДОДАТОК К Схема розподілу ключових точок	119
ДОДАТОК Л Протокол перевірки навчальної (кваліфікаційної) робіт	120

					08-23.МКР.024.00.000 ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

БНМ — багатошарова нейронна мережа,

ЕОМ — електронна обчислювальна машина,

ЗНМ — згорткова нейронна мережа,

МГК — метод головних компонентів,

НМ — нейронна мережа,

ПЗ — програмне забезпечення,

ПММ — приховані Марківські моделі,

ААМ — Active Appearance Models,

ASM — Active Shape Models,

LBP — Local Binary Pattern,

LWIR — Long Wave Infrared,

PCA — Principal Component Analysis.

ВСТУП

На сьогоднішній день все більший інтерес визивають методи біометричної ідентифікації, які дозволяють визначити особистість людини по його фізичним характеристикам. Суттєвого поширення набули системи, які використовують для розпізнавання обличчя людини, пристрої які уже давно не є новими в сфері розпізнавання особи [1]. Для вирішення таких задач використовуються технічні засоби, що включають відеокамери, процесори обробки зображень тощо. В останній час широкого розповсюдження отримує відеоаналітика — технологія, яка використовує методи комп'ютерного зору для автоматизованого збору різної інформації на основі послідовності кадрів, які отримуються з відеокамер в реальному часі чи з відеозаписів.

Одною із задач, які вирішує відеоаналітика, є розпізнавання облич у відеопотоках [2]. Рішення даної задачі в першу чергу має безпосереднє застосування в системах контролю доступу і ідентифікації особистості. Одна з причин підвищеної уваги до біометричних технологій [3] являється існування великої кількості соціальних і комерційних додатків, де можливі рішення названої проблеми будуть сприйняті досить успішно. Наприклад, зображення облич отриманих із відеокамер зовнішнього спостереження, являється сьогодні важливим елементом документальної бази при розслідуванні злочинів, автоматичне спостереження за підозрюваними, пошук людей, активне відеоспостереження при надзвичайних подіях. Ідентифікація людей по обличчю застосовується в системах контролю для засвідчення особистості.

Задача розпізнавання облич [4] має серйозну практичну перспективу та використання. Незважаючи на значну кількість досліджень в цій області, які проводяться по всьому світу протягом останніх десятиліть, так і не було розроблено методів, що дозволяють надійно виявляти й розпізнавати обличчя людини за будь-яких умов. Очікується, що ідентифікація людини по зображенню його обличчя буде найбільш використовуваною біометричною технологією. Оскільки для цього не потрібно спеціальне дороговартісне обладнання та не потрібний фізичний контакт з пристроями. Для певної якості

роботи достатньо застосувати веб-камери та потрібна програма, яка оброблятиме отримані зображення та формуватиме результат згідно заданого алгоритму та методу роботи.

На даний час відомо та використовуються велика кількість методів та їх модифікацій. Поширеними є методи та їх похідні, такі як метод Віоли-Джонса [5], еластичних графів, головних компонент, методи, принцип яких базується на геометричному методі розпізнавання [6], методи засновані на нейронних мережах, метод прихованої Маркової моделі [7], метод згорткової нейронної мережі, метод локальних бінарних шаблонів [8] та ін. Кожен із методів має свої переваги та недоліки, які проявляються в тих чи інших ситуаціях, що призводить до непередбачуваних випадків «пропустити чужого чи відмова у доступі для свого». Фактори, що впливають на якість роботи методів зазвичай одні і ті ж, та все ж таки кожен із методів має свою стійкість до певних із них.

Актуальність дослідження пов'язана з необхідністю вирішення ряду задач відео аналітики, зокрема, для забезпечення захисту від несанкціонованого проникнення на ті чи інші об'єкти, виявити злочинця за його зображенням, ідентифікації особи.

Мета роботи — збільшення швидкодії та достовірності розпізнавання облич у відеопотоках в реальному часі.

Для досягнення цієї мети потрібно вирішити такі **задачі**:

— проаналізувати методи і засоби виявлення і розпізнавання обличчя людини у відео потоці та обрати найбільш ефективні технології розпізнавання обличчя;

— розробити послідовність формування ознак та розпізнавання особи за отриманим обличчям людини;

— обрати інструментарій для розробки програмного продукту;

— розробити та дослідити ефективність створеного прикладного програмного продукту;

— здійснити обґрунтування доцільності впровадження нового наукового рішення, розрахувати економічні витрати для створення

програмного засобу формування ознак та розпізнавання особи за отриманим зображенням обличчям людини та визначити переваги від його впровадження.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання облич в комп'ютерних системах.

Предметом дослідження є методи і послідовності виявлення та розпізнавання особи за отриманим зображенням обличчя людини.

Методи дослідження магістерської роботи — використовувався системний аналіз, який застосовується для дослідження виявлення і розпізнавання облич у відеопотоці, об'єктно-орієнтовані методи проектування, які використовувані як основна методологія розпізнавання обличчя на основі нейронних мереж, методи теорії обчислювальних систем і теорії масового обслуговування для побудови та розрахунку математичних моделей, які застосовуються при створенні програмного забезпечення розпізнавання обличчя людини на основі вибору ключових точок.

Наукова новизна роботи — вперше запропоновано та реалізовано в якості послідовності розпізнавання облич поєднання методу Віоли-Джонса, локальних бінарних шаблонів та нейронної мережі, що дозволило збільшити швидкодію та вірогідність розпізнавання обличчя у відео потоках.

Практична цінність роботи полягає в створенні послідовності та програмного продукту, який відрізняється збільшеною швидкістю та достовірністю розпізнавання облич у відеопотоках.

Апробацію результатів роботи здійснено на 50-й Науково-технічній конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету та на Всеукраїнській науково-практичній інтернет-конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2021)».

Матеріали магістерської роботи **опубліковані** у [9,10].

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ ВИЯВЛЕННЯ І РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ У ВІДЕОПОТОЦІ

У часи сьогодення часу досить важко уявити хоча б одну галузь науки без інформаційних технологій. Наприклад, у сфері відеоспостереження такі технології знайшли дуже широке коло застосування, зокрема, це — програмна реалізація виділення облич осіб із подальшим розпізнаванням з відеопотоку. Процеси знаходження обличчя людини у цифровому зображенні та його відстеження вимагає деякої початкової інформації про характерні ознаки обличчя людини. В комп'ютерному зорі однією із важливих проблем, яка намагаються з'ясувати, можна назвати автоматичне виявлення об'єктів на зображенні без якого-небудь втручання людини. Розпізнавання обличчя [4] можна розглядати в якості такої проблеми, коли виконується знаходження обличчя людей на зображенні. Є різноманітні алгоритми та засоби розпізнавання обличчя, проте алгоритм Віоли-Джонса [5] є одним з найдавніших методів, що досі актуальний та застосовується і сьогодні.

Розпізнавання та ідентифікація обличчя, як за правило, можна назвати першим кроком до багатьох технологій, зв'язаних із обличчями, серед яких розпізнавання обличчя або ж їх перевірка. Проте, виявлення обличчя може формуватися із дуже корисних програм. Найзастосованішим є розпізнавання обличчя під час фотографування. Коли виконується процес фотографування особи, алгоритм для розпізнавання обличчя [4], що є вбудованим в цифрову камеру, визначає місцезрештування обличчя, після чого, відповідно, регулюється фокус. У даному розділі розглядаються засоби та алгоритми виявлення та розпізнавання обличчя людини у відеопотоці. Метою даного аналізу є визначення актуальності, доцільності та перспективи розвитку цього питання.

1.1 Розпізнавання обличчя як розпізнавання образів

В загальному, процес розпізнавання обличчя здійснюється в два етапи. Перший з яких робить виділення та відбір ознак, другий ж — класифікацію

об'єктів. Більш пізні розробки впровадили різноманітні методи. Статистична гіпотеза є параметрично приведеною численністю функцій розподілення ознак. Класичною та типовою статистичною гіпотезою можна назвати про нормальність цього розподілення. Після визначення гіпотези залишалося здійснити її перевірку на прецедентних даних. Вона полягала у виборі певного розподілення із заданою великою кількістю розподілень та оцінки надійності даного вибору. Власне кажучи, дана функція розподілення й була відповіддю до задач, лише об'єкт класифікувався уже неоднозначно, а із певними ймовірностями приналежності до класів.

Проте, із точки зору інструменталізму, умовою вдалої статистичної інтерпретації певного методу розпізнавання може бути тільки наявність обґрунтування такого методу на мові статистики в якості розділу математики. Під обґрунтуванням тут мається на увазі здійснення основних потреб для задачі, що забезпечать успіх в застосуванні даного методу. Певні алгоритми розпізнавання облич позначають риси облич за допомогою ключових точок або ж особливістю для зображенню обличчя об'єкта [5]. Наприклад, алгоритм може виконати аналіз відносної позиції, розмір або ж форму носа, очей, щелепи і вилиць. Після чого дані ознаки застосовуються для пошуку подібних зображень із ідентичними ознаками.

Ще інші алгоритми нормалізують базу зображень облич, після чого стискають дані обличчя через збереження лише тих даних на зображенні, що необхідні для розпізнавання облич [6]. Потім тестове зображення буде порівнюватися із даними, що відповідають певному обличчю. Одна із найбільш успішних та ранніх систем заснована на методах зіставлення шаблонів, що застосовуються для множини характерних рис обличчя, тим самим забезпечують, в певному роді, стиснення описів обличчя. Алгоритми розпізнавання цілком можна розподілити на два основні підходи [7]. Геометричний підхід застосовує відмінні ознаки.

Фотометричний, який ж статистичним підходом, що перетворює зображення у множину значень та зрівнює ці ж значення із шаблонами, щоб усунути відмінності. Одні класифікують дані алгоритми на дві широкі

категорії — цілісні та на ті, які будуються на ознаках. Перші намагаються ж розпізнати обличчя по всій його повноті, а у той же час інші, які застосовують ознаки, розмежовують обличчя на складові та аналізують кожну, як і розташування в просторі щодо інших ознак. Популярні алгоритми розпізнавання містять аналіз основних компонентів, застосовуючи метод власних облич, еластичне зіставлення із використанням алгоритму рибних облич, лінійний дискримінантний аналіз, навчання полілінійного підпростору, прихованої марковської моделі, застосування тензорного представлення і динамічного узгодження нейронів.

Розпізнавання обличчя в просторі застосовує 3D-датчик, щоб здійснити захоплення інформації щодо форми обличчя. Після чого дана інформація застосовується, щоб виявити характерні ознаки на обличчі, наприклад, як підборіддя, ніс і контури очниць. Однією із переваг розпізнавання обличчя в просторі можна назвати те, на не впливають переміни у освітленні, подібно того, як це виконується в інших методах. Воно також ще може ідентифікувати обличчя в діапазоні певних кутів огляду, включаючи також ще профіль. Застосування тривимірних точок обличчя значно суттєво покращує точність щодо розпізнавання особи. Дослідження у просторі підсилились за допомогою розробці складних датчиків, що краще роблять роботу із захоплення тривимірних зображень обличчя.

Робота датчиків формується на правильно організованому освітленні обличчя. Для десятків або навіть й більше таких датчиків зображення можна помістити на одному чипі лише CMOS — один датчик фіксує потрібну частину спектру. Але, навіть ідеальна техніка для співставлення тривимірних зображень обличчя, можливо, буде чутливою для наявності емоцій. Щоб досягти дану мету, дослідницька група із «Техніона» вирішила використати засоби метричної геометрії, щоб усунути вирази обличчя з допомогою ізометрії.

Інноваційний метод складається у веденні методі захоплення тривимірного зображення з допомогою трьох камер для спостереження, що спрямовані під різноманітними кутами — одна камера спрямована у фас, друга ж в профіль, а третя знаходиться під кутом. Усі камери працюють разом для

того, щоб була можливість відстежувати обличчя суб'єкта у режимі реального часу та з'явилась змога розпізнавати. Це є ще однією тенденцією, що стрімко розвивається, застосовує візуальні деталі шкіри, які знаходяться у стандартних цифрових чи сканованих зображеннях. Такий метод, що називається аналізом текстури шкіри, переводить візерунки, плями та унікальні лінії, які знаходяться на шкірі людини, у математичний простір. Аналіз текстури поверхні виконується так же само, що й розпізнавання обличчя. Знімок ділянки шкіри має назву відбитка шкіри. Після чого даний відбиток розбивається на менші частини. Ну і після чого ще також застосовуються алгоритми, щоб перевести відбитку у математичний, вимірюваний простір, і система почне розрізняти будь-які лінії, фактичну текстуру шкіри та навіть пори. Ще вона зможе віднайти відмінності між ідентичними парами, які неможливо було б здійснити тільки лише за допомогою програмного продукту для розпізнавання облич. Завдяки тестам, було продемонстровано те, що додатковий аналіз текстури шкіри може збільшити і тим самим покращити результат розпізнавання обличчя. Розпізнавання осіб, що поєднує різні методики. Так як, кожен метод містить свої як переваги так і недоліки, то технологічні компанії по'єднали 3D-розпізнавання, традиційне та шкірний текстовий аналіз, для того щоб розробити системи розпізнавання, що мають більш вищий рівень успіху. Комбіновані методи мають ще також і перевагу над іншими системами. Вони є в певній мірі нечутливими до змін у вираженні, підключаючи емоції, типу як «миготливий», «хмуриться» або «усміхнений» і містить здатність для компенсування появи бород, вус або з'явлення окулярів.

Така система ще також є однорідною відносно до статі та раси. Інакша форма для прийняття вхідних даних, щоб розпізнати обличчя за допомогою теплових камер. Із допомогою даної процедури камери фіксуватимуть тільки форму голови, а вона ж буде ігноруватиме предмети аксесуарів, типу як головні убори, макіяж або окуляри. На відміну від простих камер, теплові мають можливість охоплювати зображення обличчя в умовах навіть слабкого освітлення та у нічний час без застосування спалаху та виставлення положення камери. Проте, проблема із застосуванням теплових зображень, що призначені

для розпізнавання облич полягає у тому, що бази даних розпізнавання облич обмежуються.

1.2 Методи пошуку обличчя людини

Визначення об'єктів позначає побудову певного набору правил, якому має відповідати фрагмент зображення, з метою визначення. І ще також можна призначити виявлення з допомогою стандартних шаблонів, що задані розробником. Позначення об'єктів із допомогою шаблону полягає у перевірці всіх областей зображення на відповідність приведеному шаблону. З всього різноманіття вже існуючих алгоритмів визначення об'єктів можна виділити кілька доволі актуальних методів, що заслуговують на увагу. Із великої кількості існуючих алгоритмів виявлення об'єктів є декілька відповідних методів, що заслуговують уваги.

1.2.1 Алгоритм Віола-Джонса

Метод Віоли-Джонса — алгоритм, що дозволяє виявляти об'єкти на зображеннях в реальному часі. Хоча послідовність може розпізнавати об'єкти на зображеннях, основним завданням при його створенні було виявлення осіб.

Має назву в честь двох дослідників комп'ютерного зору, що запропонували метод — Пола Віола і Майкла Джонса. Адже саме вони спроектували спільну структуру виявлення об'єктів, що змогла дати забезпечення конкурентоспроможні показники виявлення об'єктів в режимі реального часу. Він може застосовуватися для того, щоб вирішити різні проблем визначення, проте з початку алгоритм створювався для виявлення облич. Алгоритм Віола-Джонса складаються з 4 основних етапів:

- вибір функцій, що схожі на Хаар;
- розробка цілісного образу;
- запуск тренування AdaBoost;
- створення каскадів класифікаторів.

У даному алгоритмі застосовуються прямокутні ознаки або ж примітиви Хаара (рисунок 1.1):

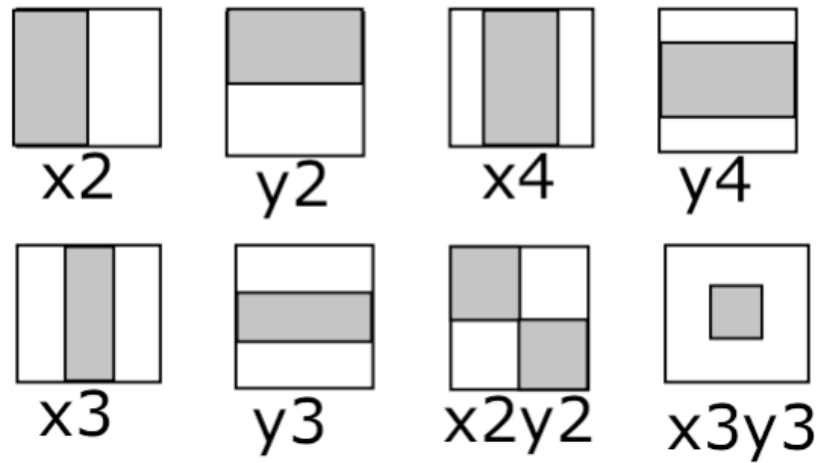


Рисунок 1.1 — Алгоритм Віюлі-Джонса

Для вікон фіксованого розміру ознака Хаара є множиною прямокутних областей чорного та білого кольорів. Значення ознак для досліджуваної області зображення обчислюється за формулою 1.1:

$$F = W - B, \quad (1.1)$$

де W — сума значень пікселів, які розташовуються у білих областях ознаки;

B — сума значень пікселів, які знаходяться у чорних областях.

В розширеному методі Віюлі-Джонса, що представлений у бібліотеці комп'ютерного зору OpenCV, та застосованому в розроблюваній системі, використовуються ще також додаткові ознаки (рисунок 1.2).

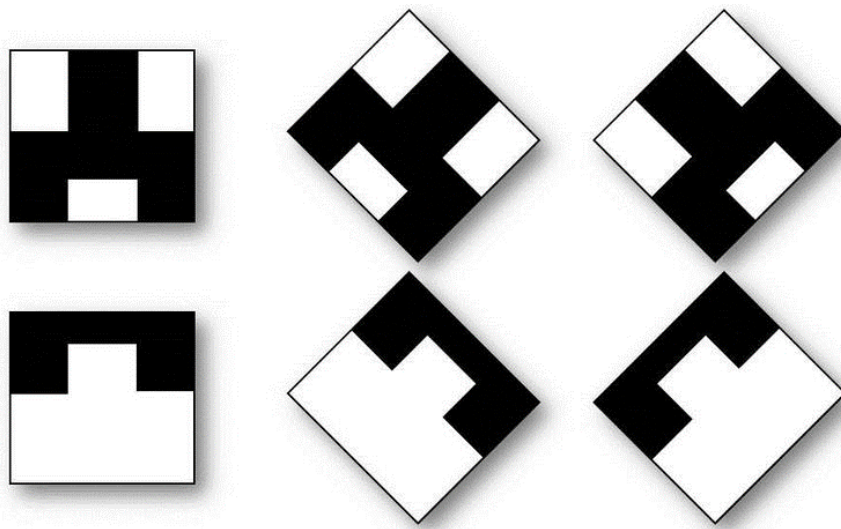


Рисунок 1.2 — Додаткові ознаки Хаара

Результатом обчислення даної ознаки на інтегральному представленні наступною формулою 1.2:

$$F = U - V, \quad (1.2)$$

де U — сума значень яскравостей точок, закритою світлою частиною ознаки;

V — сума значень яскравостей точок, що закриті темною частиною ознаки.

Дані ознаки описують перепад яскравості по двом осям зображення. При обчисленні значень ознака Хаара, виконуючи підсумовання значення усіх необхідних пікселів досліджуваної області, буде застосовуватися $n \times m$ операцій. Такий процес можна значною мірою прискорити, якщо при цьому використовувати інтегральне представлення зображення. Це матриця, що збігається по розмірам із вихідним зображенням. Елементи матриці обчислюються за формулою 1.3:

$$I[y,x] = \sum_{i=0}^y \sum_{j=0}^y \text{Im}[i,j] \quad (1.3)$$

Придаючи зображення, алгоритм буде розглядати багато менших субрегіонів та буде намагаться віднайти обличчя, при цьому шукаючи конкретні особливості у кожному субрегіоні. А для цього потрібна перевірка багатьох різних положень та масштабів, тому що оскільки зображення може містити багато граней різного розміру. Основні принципи, на яких побудований метод — інтегральне представлення зображення. Інтегральне представлення зображення — матриця, що співпадає розмірами із габаритами вхідного зображення у пікселях. І кожний елемент матриці являє собою суму інтенсивностей усіх пікселів, що розташовуються лівіше та вище цього елемента, та в яких:

- використовуються ознаки, які схожі із ознаками Хаара [8] та із допомогою яких здійснюється пошук необхідного об'єкта;
- вибір ознак проводиться із використанням алгоритму бустингу;
- послідовності побудови композиції алгоритмів машинного навчання, при яких кожний слідуючий алгоритм намагаться компенсувати недоліки композиції усіх попередніх алгоритмів;
- класифікатор являє собою функцію, що визначає залежність певного досліджуваного об'єкта до деякого класу;

- класифікатор, що отримує на вхід ознаки, надає відповідь «брехня» або «істина», дозволяє виконувати виявлення;
- у процесі виявлення застосовуються каскади ознак.

У основі даної ідеї знаходиться побудова послідовності класифікаторів, що має назву каскад — кожен наступний хоче врахувати помилки попереднього. Для зображень використовується метод, що заснований на основі скануючого вікна — здійснюється сканування зображення вікном пошуку, тоді ж ще чого для кожного положення буде застосовуватися класифікатор. Переваги:

- алгоритм є найпопулярнішим та дуже широко застосованим методом розповсюдження об'єктів;
- висока швидкість виявлення об'єктів за допомогою використання каскадного класифікатора;
- висока точність віднаходження із дуже низьким відсотком помилкових спрацювань, порівняно із відсотком виявлення в повільніших алгоритмах.

Недоліком є необхідність у великій навчальній вибірці та багато часу на навчання та також обмеження щодо положення об'єкта при знаходженні.

1.2.2 Метод головних компонентів

Даний метод зводить процес розпізнавання чи класифікації до побудови для вхідного зображення деякої кількості основних компонентів зображень. Чудовий приклад перших десяти власних векторів (або ж власних осіб), що отримані на навчальному наборі осіб приведено на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 — Перші десять власних векторів

Приклад побудови людського обличчя з допомогою комбінації власних осіб і головних компонент приведено на рисунку 1.4.



Рисунок 1.4 — Синтез людського обличчя за допомогою комбінації власних осіб та головних компонент

Метод головних компонентів (МГК) чудово зарекомендував себе у практичних додатках. Проте, в тих випадках, коли ж на зображенні обличчя є певні зміни у освітленості або ж виразі обличчя, ефективність методу значною мірою зменшується.

1.2.3 Методи відстеження за характерними ознаками

Методи відстеження характерними ознаками роблять відстежування об'єктів завдяки вилученню характерних елементів кадру, оцінки їх кількісних параметрів та наступного порівняння із характерними ознаками ще інших кадрів. Методи відстеження за характерними ознаками цілком можна розподілити на три групи згідно до природи застосування ознак — методи на основі локальних ознак, методи на основі глобальних ознак ну і методи на основі графів залежностей. До глобальних ознак можна віднести центр ваги, і ще також також розподіл яскравості і кольору кадру.

До локальних ж ознак можна віднести криволінійні та прямолінійні сегменти, і ще також точки з'єднання контурів областей кадру. Методи, що засновані на графах залежностей застосовують, щоб відстежити відстані на геометричних відносин між характерними ознаками. Методи відстеження за характерними ознаками можна доволі легко та швидко адаптувати для подальшої обробки і, відповідно, відстеження кількох об'єктів у реальному часі. І ці дані методи цілком можуть справлятися із частковим перекриттям

об'єктів, застосовуючи при цьому інформацію про рух об'єкта, ще локальні ознаки та й графи залежностей також. Проте, дані методи мають чимало доволі серйозних обмежень. Точність відстежування об'єктів на основі двовимірних ознак зображень можна назвати досить невисокою, впершу чергу через нелінійні спотворення при проектуванні та варіації зображення при переміні точки огляду.

1.3 Методи виділення ознак обличчя людини

Обробка зображень із ціллю їх подальшого розпізнавання можна назвати однією із головних та, практично найважливіх завдань під час розробки систем штучного інтелекту. Дана проблема має доволі чітко виражений комплексний ієрархічний характер та містить ряд головних етапів:

- сприйняття поля зору;
- виділення об'єкту із застосуванням сегментації;
- нормалізація виділених об'єктів та їх розпізнавання.

Даний, досить важливий і також обов'язковий етап такий як інтерпретація зображень підключається частково у етап сегментації та вирішується на етапі розпізнавання. Діапазон проблем, вирішення яких може бути віднайдене із використанням нових технологій, дуже широкий:

- організація обліку доступу та відвідуваності співробітників;
- уникання накладних витрат, які пов'язані із експлуатацією систем контролю доступу;
- захист від проникнення зловмисникам на охоронювані території та в приміщення за рахунок викрадення документів, підробки карт;
- обмеження доступу до інформації і ще також забезпечення персональну і індивідуальної відповідальності щодо її збереження;
- виключення незручності, пов'язані з втратою.

Ідея щодо використання індивідуальні характеристики людини для її ідентифікації не є новою. На сьогоднішній день відомо багато технологій, що можуть бути задіяні в системах безпеки, щоб ідентифікувати особу за:

- відбитками пальців;

- райдужною оболонкою очей;
- характеристиками обличчя;
- голосом;
- іншими характеристиками.

Сфера застосування цифрової обробки зображення у теперішній час помітно розширюється, тим самим витісняючи аналогові методи обробки зображень і сигналів. Проте, універсальних методів обробки зображень, подібних за ефективністю із інтелектуальними можливостями людини, досі ще не знайдено, що значно стимулює активну діяльність вчених в цьому напрямку. Розпізнавання обличчя — це практичне застосування теорії про розпізнавання образів, у завдання якого входить автоматична локалізація особи на фотографії й, у разі чого, ідентифікація особи за обличчям. Завданням ідентифікації й розпізнавання осіб є задача піднесення вихідних даних до певного класу із допомогою визначення істотних ознак, які характеризують ці ж дані із загальної маси не дуже суттєвих даних.

Найчастіше всього в задачах розпізнавання образів розглядаються монохромні зображення, що, в свою є чергу, надає можливість розглянути зображення як певну функцію на якійсь площині. А якщо ж розглянути множину точок на площині T , де функція $X(x, y)$ виражає у кожній точці зображення його характеристику — прозорість, оптичну щільність, яскравість, то дана функція буде формальним записом зображення [8].

Більш 80% усієї інформації людина отримує завдяки зору, ну і саме тому надзвичайно важливою можна вважати задачу ефективного і якісного розпізнавання зображення, що широко застосовується у різних галузях науки та техніки. У галузі комп'ютерного зору та обробки зображень під терміном виділення ознак мають на увазі методи, що спрямовані на обчислення абстракцій графічної інформації та надають змогу встановити для кожної із точок зображення те, чи присутня ознака зображення конкретного типу у цій точці чи ж ні. Головним елементом будь-якої задачі розпізнавання зображень можна назвати відповідь на запитання — чи приналежать дані зображення до

класу зображень, який, власне, представляє даний еталон? З'являється ряд труднощів і специфічних проблем при розробці систем для технічного зору:

- зображення еталона і вхідного зображення відрізняються станом у полі зору;
- еталони та зображення мають змогу відрізнити геометричні й проєктивні перетворення;
- вхідні зображення не співпадають із еталонами за рахунок випадкових завад;
- зображення демонструються на складному фоні;
- відмінності вхідних й еталонних зображень з'являються за рахунок переміни підсвічування і ще також освітленості локальних перешкод.

В машинному зорі доволі часто можна зустріти дві модифікації завдання локалізації особи — *facelocalization* та відстеження її переміщення. Локалізація особи, беззаперечно, є найбільш легким та простим варіантом для вирішення такого завдання, як розпізнавання, так як він опирається на знання про те, що на зображенні наявне лише одне обличчя. Задачу щодо відстеження та переміщення особи у відеопотоці можна переформулювати про те, що завдання локалізації особи на необхідному кадрі, опираючись на інформацію щодо його положення на усіх попередніх кадрах.

Розпізнавання обличчя позначає побудову певного набору із правил, яким має відповідати відповідний фрагмент зображення, з ціллю того, щоб мати визначення людського обличчя. Даний набір правил можна назвати спробою формалізувати емпіричні знання щодо того, який саме має вигляд обличчя на зображеннях та чим керується особа при прийнятті рішення, людина — бачить чи ні. Опіраючись на всі вищеперераховані властивості, можна буде здійснити побудову алгоритму, який перевіряє дану наявність на частині зображення. До цього ж сімейства методів можна також ще піднести розпізнавання з допомогою шаблонів, що задані розробником. Шаблони надають певний дефолтний образ зображення особи. Виявлення обличчя з допомогою шаблону будується у перевірці кожної із областей зображення на відповідність згідно заданим шаблонам.

Ну і після того, коли на зображенні буде виділено області, які мають властивості, характерні людському обличчю, проводиться їх комплексна перевірка щодо виявлення областей, тому що вони насправді є людьми. Суть даної перевірки залежить від характеру застосованих ознак, і ще також від вдало обраної стратегії. Якщо ж використовуються також розпізнавання за кольором, тоді й може бути додано ще додаткову умову, що буде розглядатись у ролі потенційних осіб будуть лише області, схожі за кольором та до відтінку шкіри, та причому ще форма областей має бути еліптичною. Перевірка співвідношення знайдених ознак людини може бути створена на певному емпіричному алгоритмі та статистикою взаємного розміщення ознак, які зібрані по зображеннях різних осіб, моделюванні процесів, які відбуваються у людському мозку за допомогою розпізнавання візуальних образів, використанні жорстких або ж деформованих шаблонів розміщення рис обличчя, тощо. А на етапі знаходження у методі Віоли-Джонса вікно встановленого розміру переміщається по зображенню, та також ще для всіх областей зображення, над якими проходять вікна, здійснюється розрахування ознак Хаара. Наявність або ж, навпаки, відсутність предмету в вікні обраховується різницею між даними ознак та порогом, що виконує певне навчання. Так як ознаки Хаара уже мало потрібні щодо навчання або ж класифікації, для опису об'єктів із необхідною точністю потрібно ще більша кількість ознак. І саме тому, у методі Віоли-Джонса, ознаки Хаара розташовуються у каскадному класифікаторі. У контексті алгоритму наявні дуже багато об'єктів, що розподілені певним чином на деякі класи. Приведена кінцева множина із зображень, для яких відомі, для яких класів вони віднесені. Така множина має назву навчальної вибірки. Класова належність інших об'єктів із вихідної множини. У машинному навчанні задача класифікації відносить для розділу навчання із учителем, коли класи розподілені. Розпізнавання образів, в певному сенсі, є класифікація зображень та сигналів. У випадку алгоритму Віоли-Джонса, щоб ідентифікувати й розпізнати обличчя, класифікація буде двокласовою.

1.4 Методи розпізнавання обличчя людини у відеосистемах

З досвіду практики криміналістики, потрібно виділяти близько 30 ключових точок [11] на зображенні обличчя людей, що будуть максимально стійкими до маленьких перемін — міміки, освітленості, ракурсу, косметики. Групи точок також мають такий пріоритет — брови, очі, рот, ніс, на основі яких можливе виділення чималої кількості різноманітних параметрів для ідентифікації. Щоб отримати оптимальне вирішення задачі розпізнавання обличчя, було виконано аналіз існуючих алгоритмів (див. додаток Г). Тоді ж було обрано схему розпізнавання обличчя, яку розробив Самаль Д.І.:

- пошук області обличчя на зображенні;
- виявлення центрів зіниць на портретах;
- поворот зображення;
- масштабування;
- кадрування;
- вирівнювання яскравості характеристик зображення;
- виділення інформації, яка необхідна для подальшого процесу розпізнавання.

Як приклад, використання детектора краю або підкреслення деяких ознак обличчя — «HighBoosting» (рисунок 1.5).



Рисунок 1.5 — Ключові точки обличчя

Марковські моделі можна назвати досить потужним засобом, призначеним для розпізнавання образів та моделювання різноманітних процесів. Коли розпізнається об'єкт, то й перевіряється згенерована для заданої бази об'єктів Марковські моделі й виконується максимальна із спостережуваних ймовірність того, що послідовність із спостережень даного об'єкта сгенерована відповідною й потрібною моделлю. Недоліками ПММ можна визначити те що, дані моделі не мають розрізняючої здатності, що означає те, що алгоритм навчання може лише максимізувати відгук кожної із моделей на свої власні класи. Одним з основних методів розпізнавання виділяють виявлення геометричних характеристик обличчя [11]. Суть методу заключається у тому, що на обличчі позначаються ключові точки. Після чого ж потрібно визначають відстань, власне це і є геометричні характеристики, між потрібними ключовими точками. У процесі усіх попередніх експериментів було позначено 19 особливих точок обличчя. Як можна побачити із рисунку 1.6, ідентифікаційні точки позначенні, наступним чином — центри брів (1а, 1б), центри зіниць (2а, 2б), верхні крайні точки вух (3а, 3б), правий кут правого і лівого ока (4а, 4б), ліві кути очей (5а, 5б), кінець мочок вух (6а, 6б), крайні точки носа по горизонталі (7а, 7б), кінчик носа (8), кути рота (9а, 9б), центр рота (10) — як точка перетину лінії, яка розділяє верхню та нижню губу об'єкта, та перпендикуляра опущеного із точки, що позначає кінчик носа, кінчик підборіддя (11).

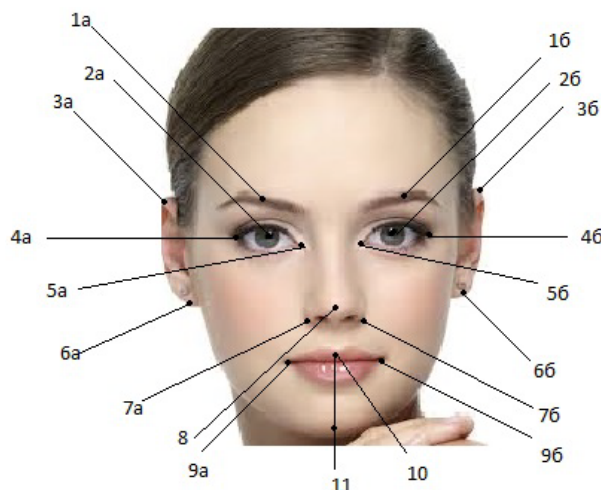


Рисунок 1.6 — Антропометричні точки на фронтальній проекції обличчя

Також ще будуть виділятися такі відстані:

- між центрами сітківки очей (2а, 2в);
- між внутрішніми куточками очей (5а, 5в);
- між центром сітківки ока і центром брови [(1а, 2а), (1в, 2в)];
- між центром сітківки ока і серединою лінії змикання губ [(2а, 10), (2в, 10)];
- між центром сітківки ока і нижньою точкою носа [(2а, 8), (2в, 8)];
- максимальна ширина носа (7а, 7в);
- між центром сітківки ока і підборіддям [(2а, 11), (2в, 11)];
- між серединою лінії змикання губ і підборіддям (10, 11);
- між кінчик носа і підборіддям (8, 11);
- ширина роту (9а, 9б);
- ширина лиця на рівні лінії очей;
- ширина лиця на рівні нижньої точки носу;
- ширина лиця на рівні лінії змикання губ;
- між зовнішнім краєм ока і верхньою точкою вуха [(3а, 4а), (3в, 4в)];
- між верхніми точками вух (3а, 3в);
- між нижніми точками вух (6а, 6в);
- між верхніми і нижніми точками вуха [(3а, 6а), (3в, 6в)].

Відстані (1), (2), (4), (5), (6), (7), (8), (11) можна вважати основними, так як вплив на них зі сторони таких чинників, як макіяж, зачіска, прикраси та ін. доволі незначні. Введення ознак у форматі відносини для ідентифікаційних одиниць робить їх масштабно незалежними від відстані, із якої виконується фотографія людини. У даному ж випадку, застосовується реальна величина розмірів голови і розміри її ділянок практично неможливо визначити, ну а для ознак абсолютно не є важливим, на якій відстані розташовується людина під час зйомки об'єктива.

Метод головних компонент (РСА) [12] застосовується для того, щоб стиснути інформацію без важливих втрат інформативності. Метод головних компонент починали застосовувати у статистиці для того, щоб знизити простір

ознак без істотної втрати даних. В задачі розпізнавання осіб його ж використовують, першочерговим чином, для представлення зображення особи вектором малої розмірності або ж головних компонентів, що порівнюється потім вже із еталонними векторами, що є закладеними в базу даних. Головним завданням методу головних компонент є значне зменшення розмірів простору ознак таким чином, щоб б він найкраще описував «типові» образи, які належать певній множині осіб.

Застосовуються даний метод для того, щоб виявити різні мінливості у навчальній вибірці зображень обличь та виконати опис цієї мінливості в базисі декількома ортогональних векторів, що називаються власними — *eigenface*. Отриманий ж один раз на навчальній вибірці зображень обличь набір власних векторів застосовується для кодування усіх інших подальших зображень обличь, що будуть представлені зваженої комбінацією даних власних векторів. Зміст методу головних компонент приводиться до наступного. Спочатку увесь навчальний набір осіб переформується у одну спільну матрицю даних, в якому кожен рядок представляє собою один примірник зображення обличчя, сформованого та розкладеного в рядок. Усі зображення навчального набору мають бути зведені до одного розміру та бути із нормованими гістограмами.

У певних випадках, коли на зображенні обличчя є доволі значні зміни у освітленості або ж виразі обличчя, ефективність методу стрімко знижується. Уся справа в тому, що такий метод підбирає підпростір з метою, щоб максимально апроксимувати вхідний набір даних, а не для того, щоб не здійснити дискримінацію між класами осіб. Отже, вся суть цього методу приводиться до еластичного порівняння графів, які описують зображення осіб. Зображення, що представлені у вигляді графів із зваженими вершинами і ребрами. На етапі розпізнавання один із графів, а саме — еталонний, буде незмінним, а у той час як інший деформується із метою найоптимальнішої підгонки відповідно до першого.

В схожих системах для розпізнавання графі можуть бути представлені як у вигляді прямокутної решітки так і структуру, що утворена антропометричними точками особи [13]. На вершинах графа обраховується

значення ознак, найчастіше всього застосовують комплексні значення фільтрів Габора чи їх впорядкованих наборів — Габоровський вейвлет (або ж строї Габора), що обчислюються у певній локальній області вершини графа локально, шляхами згортки значення яскравості пікселів із фільтрами Габора. Ребра графа ж зважуються відстанями між суміжними вершинами. Різниця — відстань, дискримінаційна характеристика між двома графами вираховується за допомогою певної цінової функції деформації, яка враховує як відмінність між значеннями ознак, що обчислені в вершинах, так й ступінь деформації ребер графа (рисунок 1.7).

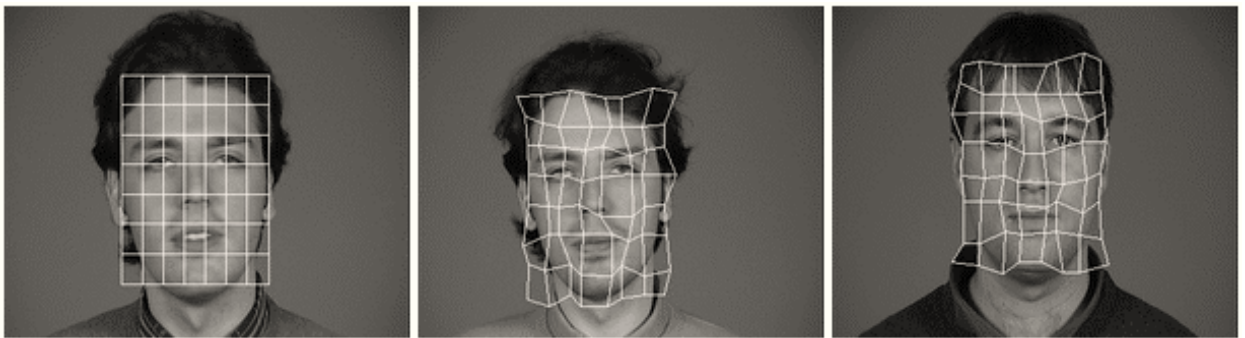


Рисунок 1.7 — Деформація графа у вигляді регулярної решітки

Деформація графа відбувається зміщенням кожної із його ж вершин на певну відстань у потрібних напрямках щодо її вихідного місця розташування та вибору її такої позиції, завдяки якій різниця між значеннями ознак на вершині деформованого графа та тій, що відповідає їй вершині еталонного графа буде максимально мінімальною.

Така операція робиться по черзі для усіх вершин графа до тих пір, коли не буде досягнуто найменшої сумарної відмінності між ознаками деформованого та еталонного графів. Значення такої цінової функції деформації при такому положенні деформованого графа й буде мірою відмінності між вхідним зображенням обличчя та еталонним графом.

Основні принципи, на яких засновано даний метод:

- застосовується зображення у інтегральному представленні, яке дозволяє швидко обраховувати всі необхідні об'єкти;
- використовуються ознаки Хаара, з допомогою яких відбувається пошук необхідного об'єкту;

- застосовується бустинг, щоб обрати найкращу ознаку шуканого об'єкту на потрібній частині зображення;
- усі ознаки опиняються на вході класифікатора, що надає результат «істина» чи «хибність»;
- використовують каскадні ознаки для більш швидкого відкидання вікон, де було знайдено обличчя.

Бустинг — комплекс методів, які сприяють підвищенню точності аналітичних моделей [14]. Ефективна модель, яка допускає доволі мало помилок класифікації, має назву «сильна». «Слабка» ж, навпаки, не надає змогу надійно розподіляти класи або ж давати точні передбачення, та робить у роботі велику кількість помилок. Ідею бустинга було запропоновано Робертом Шапіро наприкінці 90-х років, в часи, коли потрібно було віднайти рішення питання з приводу того, щоб маючи безліч поганих, що незначно відрізняються від випадкових алгоритмів навчання, отримати єдиний хороший. У основі даної ідеї лежить побудова ланцюжок класифікаторів, що має назву каскад, кожен із яких, окрім першого, навчається на помилках попереднього.

Бустинг являє собою доволі жадібний алгоритм для побудови композиції алгоритмів — це алгоритм, що на кожному із кроків робить локально найкращий вибір в сподіванні, що підсумкове рішення буде оптимальним. Бустинг для вирішальних дерева прийнято вважати одним із найбільш ефективних методів із точки зору якості класифікації. В багатьох експериментах було спостережено практично необмежене зменшення частоти помилок на незалежній тестовій вибірці у міру нарощування композицій.

Ознаки Хаара — ознаки цифрового зображення, що застосовуються для розпізнавання образів. Своєю назвою дані ознаки зобов'язані інтуїтивною схожістю із вейвлетами Хаара. Вейвлет Хаара один із перших та найбільш неважких вейвлетів. Його було запропоновано венгерським математиком Альфредом Хааром. Дані Вейвлети ортогональні, тобто їм притаманна компактність, та добре локалізовані у просторі, проте не є гладкими. Ознаки Хаара, перш за все, застосовуються у першому детекторі облич, що працюють

у реальному часі. Віола і Джонс адаптували ідею використання вейвлетів Хаара та розробили те, що різніше було названо ознаками Хаара.

Найлегшу прямокутну ознаку Хаара можна розпізнати як різницю сум пікселей двох суміжних областей усередині прямокутника, що може займати різноманітні положення й масштаби на зображенні. Даний вид ознак має назву двохпрямокутного. Кожна із ознак може показати, де саме розташована границя між темним й світлим регіоном.

Одні із найкращих результатів у області розпізнавання осіб досягається за допомогою застосування ЗНМ [14] (рисунок 1.8), які є логічним розвитком таких архітектур, типу як неокогнітрон та когнітрон. Успіх ж обумовлено можливістю обліку двовимірної топології зображення, на відміну від того ж багат шарового перцептрона [14].

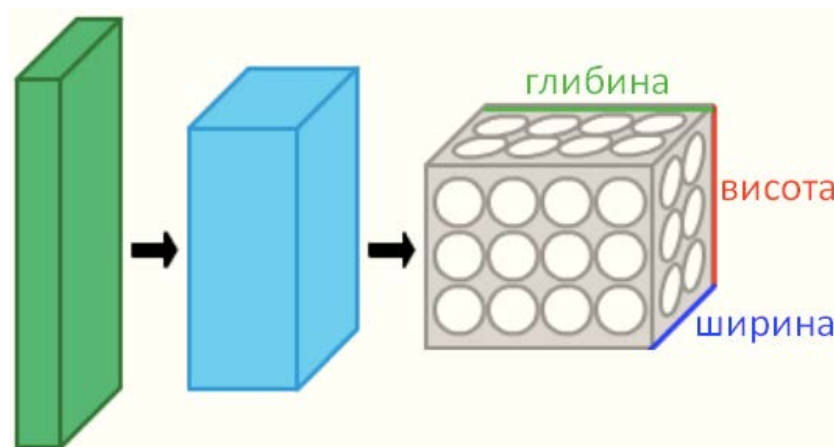


Рисунок 1.8 — Згорткова неймережа

З допомогою даних нововведень ЗНМ забезпечує часткову стійкість до змін масштабу, поворотам, зсувам, переміні ракурсу і іншим спотворень. До недоліків методів, що побудовано на основі нейронних мереж можна віднести додавання нового еталонного особи в базу даних, яке потребує повноціного перенавчання мережі на всьому наявному наборі, ну а це досить тривала процедура, що залежно від розміру вибірки вимагає годин роботи, якщо й не декількох днів.

AdaBoost — це алгоритм підсилення класифікаторів шляхом по'єднання їх у так званий «комітет». Даний алгоритм може застосовуватись у поєднанні ще із декількома алгоритмами класифікації для того, щоб покращити їх

ефективність та являється адаптивним в сенсі, що кожен наступний комітет класифікаторів буде будуватися по об'єктам, що невірно класифіковані попередніми комітетами. Працює AdaBoost наступним чином. Кожну ознака застосовується до відповідного зображення. Відбираються ознаки із найменшою кількістю помилок. Спочатку тестовим зображення буде присвоюватися однакова вага, але після кожної невірної класифікації вага зображень буде збільшуватися. Даний процес відбувається до тих пір, коли не буде досягнуто потрібної точності, або ж досягнуто певного коефіцієнту помилок, ну або ж відібрано певна кількість ознак. Переваги даного алгоритма:

- здатен підлаштовується під проблемні елементи навчальної вибірки;
- висока швидкість роботи;
- простота реалізацією.

Недоліками ж є те, що AdaBoost чутливий до шумів та викидам даних і потрібно багато часу на навчання, що залежить від кількості класифікаторів й розміру навчальної вибірки.

1.5 Нейронні мережі

Головним компонентами нейромережі є нейрони, що по'єднані зв'язками. По суті, нейрон — це закінчений елемент програмного коду, який формує нейронну сітку. Кожені нейрон може сприймати вхідні дані, працювати з ними ну і також ще передати далі із допомогою синапсу. Або ж по-іншому, нейрон — це є базовою одиницею штучного інтелекту. А нейронна мережа — комп'ютерна реалізація людського мозку. Сигнали виконують передачу по зваженим зв'язкам, із кожним з яких зв'язаний ваговий коефіцієнт або ж вага.

Моделі НМ — програмні та апаратні, найбільш всього поширеними є програмні. Штучний нейрон може імітувати у першому наближенні властивості біологічного нейрона. На вхід штучного нейрона буде подаватися множина сигналів, що являються виходами інших нейронів. Кожен із входів множиться на відповідну вагу, таку ж як його синаптична сила, ну і всі виходи

тоді підсумовують, при цьому визначаючи рівень активації нейрона. На рисунку 1.9 представлено модель, яка реалізує дану ідею. Хоча і мережеві парадигми доволі різноманітні, проте в основі майже усіх їх лежить така конфігурація. І тут множина вхідних сигналів, що позначені x_1, x_2, \dots, x_n , виступає на штучний нейрон. Дані вхідні сигнали, що у сукупності позначають вектором X , відповідають сигналам, які надходять в синапси біологічного нейрона.

Кожен сигнал перемкнеться на відповідну вагу w_1, w_2, \dots, w_n , та поступає на сумуючий блок. Усі такі ваги відповідають «силі» біологічному синаптичному зв'язку (множина ваг разом позначаються вектором W). Сумуючий блок, що відповідає тілу біологічного нейрона, формує зважені входи алгебраїчно, створюючи при цьому вихід, що має назву NET. У векторних позначеннях дане позначення може бути компактно записано як $NET = XW$.

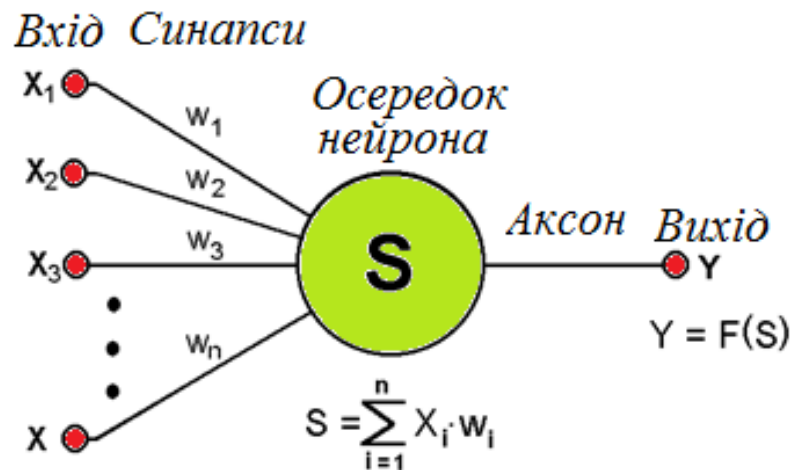


Рисунок 1.9 — Штучний нейрон

1.5.1 Одношарові нейронні мережі

Хоча й один нейрон і здатен виконувати усі прості процедури розпізнавання, проте сила нейронних обчислень виникає від з'єднань нейронів в мережах. Проста мережа формується із групи нейронів, формуючи шар, як це показано в правій частині на рисунку 1.10. Кожен із елементів множини входів X окремою вагою з'єданий із кожним штучним нейроном [14]. І ось саме тому кожен нейрон видає зважену суму входів у мережу.

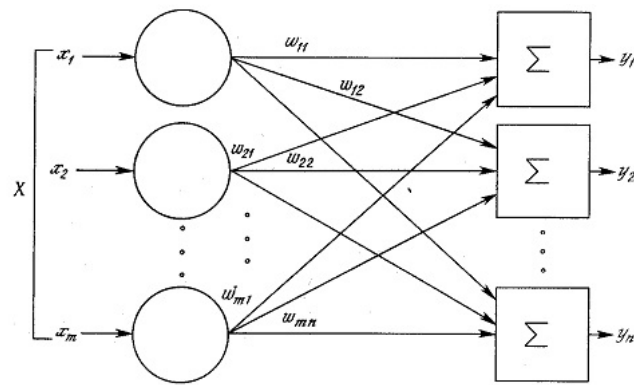


Рисунок 1.10 — Одношарова нейрона мережа

Доволі комфортно буде вважати вагу елементами матриці W . Матриця містить m рядків та n стовпців, де m є числом входів, а n — кількість нейронів.

Наприклад, що $w_{3,2}$ — є вагою, яка зв'язує третій вхід із другим нейроном. І саме таким чином, обрахування вихідного вектора Y , компонентами якого є виходи OUP нейронів, приводиться до матричного множення $Y = XW$, де Y та X — вектори-рядки.

1.5.2 Багатошарові нейронні мережі

Багатошарові мережі (рисунок 1.11) мають значно більші можливості, чим одношарові. Однак, багатошарові мережі можуть призвести до підняття обчислювальної потужності у порівнянні із одношаровими лише у тому випадку, коли активаційна функція поміж шарами нелінійна.

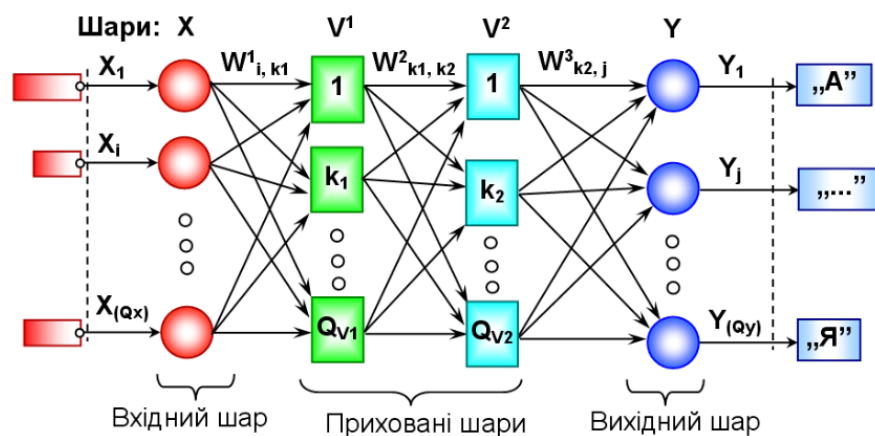


Рисунок 1.11 — Багатошарова нейрона мережа

Обчислення виходу шару лежить в множенні вхідного вектора на першу вагову матрицю із подальшим перемноженням, вектора результатів на другу

вагову матрицю XW_1 , W_2 . Так, як множення матриць є асоціативним, то X (W_1 та W_2). Це демонструє, що двошарова лінійна мережа [15] рівносильна одному шару із ваговою матрицею, що дорівнює добутку двох вагових матриць. Отже, щоб активувати лінійну функцію, практично будь-яка багатошарова лінійна мережа, цілком можливо, що може бути замінена еквівалентною одношаровою мережею [16]. Нейронні мережі віднайшли застосування в:

- класифікуванні та аналізу даних за заданими параметрами;
- формуванні аналітичних прогнозів, під керуванням вхідної інформацією;
- розпізнаванні та порівнянні ідентичних даних.

Є кілька видів нейронного зв'язку. Найчастіше застосовуються синапсоїдальний та ReLU.

Отже, алгоритм обчислення наступний:

- інформація поступає на нейрон;
- обраховується їх вага;
- результати даних обчислень передаються на наступний нейрон;
- процес циклічно повторюється.

Кількість обчислень додається через встановлення кількості шарів [17]. Як вже зрозуміло з вищеописаного тексту, вхідні дані, що потрібні для нейронної мережі потрібно привести до встановленого виду. Наприклад — виконати аналіз динаміки ринку акцій. І саме з цієї причини можна звести дані до неоднакових цін, які буде виражено через відсотки. Описана послідовність дій маю назву «нормалізація вхідних даних» (див. додаток Е). І це є першим та основним кроком початку машинного навчання. Наступний ж етап — отримання першого результату обчислень. У 99% випадків він буде значно відрізнятися від того, що мало б бути присутнім насправді. Дана обставина пояснюється дуже просто — мережа попросту не має достатньо інформації для правильної аналітики. І на даному етапі розробляється алгоритм навчання, а саме тренувальний сет [18]. Він є набором операндів, що надають параметри обробки вхідних даних і допомагають нейронним мережам правильно та

доцільно оцінювати вагу. У залежності від складності задачі може застосовуватися від 4 і аж до декількох сотень формул. Проходженням циклу операндом називається епохою [19]. Коли відбувається створення нейронної мережі, то вона має епоху під номером 0. Після першого ж циклу навчання приходить епоха 1, і так далі. Із кожним циклом навчання похибка даних обчислень зменшується. Коли ж даний показник не перевищує всього декількох процентів, то вважається, що мережа пройшла навчання та стала цілком придатною для вирішення реальних задач.

1.5.3 Перцептрони і зародження штучних нейромереж

Перший крок в дослідженні нейромереж був зроблений в 1943 р, коли вийшла стаття нейрофізіолога Уоррена Маккалоха і математика Уолтера Питтса (Walter Pitts), присвячена штучним нейронам, а також реалізації моделі нейронної мережі за допомогою електричних схем. 1949 р.Д. Хебб запровадив ідеї про особливості з'єднань нейронів мозку та їх взаємодії між собою, а також запропонував правила тренування нейронної мережі. 1957 р. — Ф. Розенблатт вперше в світі пропонує технічну реалізацію нейрокомп'ютера. Заклав постулати роботи та організації перцептронів. В 1958 р. Джон фон Нейман розробив систему на основі вакуумних трубок, що імітує прості функції нейронів. Ще до середини 50-х років цілком здавалося, що нейрофізіологами були абсолютно зрозумілі фізичні принципи роботи мозку [20]. Розенблатт зробив модель навчання розпізнаванню зорових образів, яка називається перцептроном (рисунок 1.12).

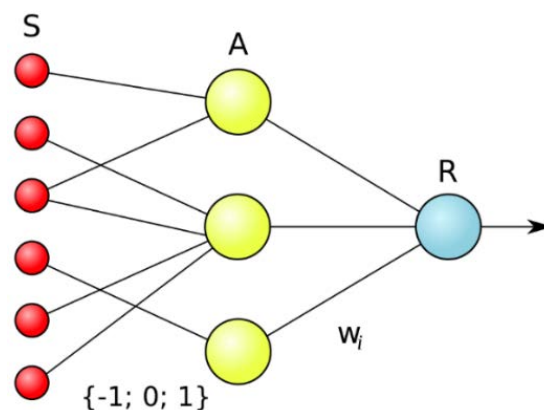


Рисунок 1.12 — Схема перцептрона

Перцептрон Розенблатта представляє собою таку функцію. На вході перцептрон отримується вектор об'єкта, який в роботах Розенблатта представляв собою у вигляді бінарного вектора, що показував який саме із пікселів екрана буде затемнений зображенням, а який ж ні. Потім, після чого кожна із ознак подається на вхід нейрона, дія якого зображена у вигляді множення на певну вагу нейрона. Результати предносяться на останній нейрон, який їх додає та спільну суму порівнює із певним порогом. У залежності від результатів порівняння, вхідний об'єкт X буде визначатися належним чином, або ж ні. Ну а далі були вже придумані різні узагальнення перцептрона, функція нейронів була ускладнена — нейрони відтепер могли не лише множити вхідні числа або ж під'єднувати їх та порівнювати результат із порогами, але ж при цьому використати по відношенню до них ще більше складні функції [21]. На рисунку 1.13 показано одне із схожих ускладнення нейрона.

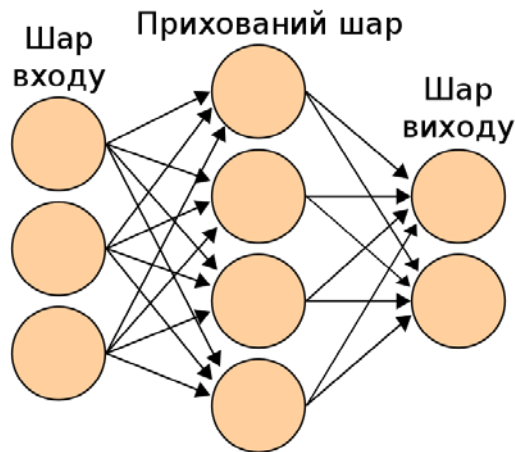


Рисунок 1.13 — Ускладнена функція нейронів

У даному розділі було проаналізовано методи знаходження обличчя людини, а саме — метод ключових точок, приховані Марковські моделі, геометричний метод, метод головних компонент, нейромережеві методи, метод гнучкого порівняння на графах з використанням Габора, метод Віолі-Джонса. Усі ці дані методи дозволяють виявити обличчя людини в цифровому зображенні [22]. Основним підходом до пошуку обличчя людини запропоновується використати метод ключових точок обличчя, тому що він дозволяє підвищити продуктивність програмного забезпечення.

2 РОЗРОБКА МЕТОДУ ТА ПОСЛІДОВНОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ ЛЮДИНИ

Процес виділення обличчя людини у отриманому відеопотоці здійснюється за певний ряд операцій, які закінчуються розпізнаванням особи. Розробці методу та послідовності виділення обличчя людини у виділеному зображенні із отриманого відеопотоку присвячений даний розділ магістерської роботи.

2.1 Розробка послідовності виділення обличчя людини

На теперішній час відомо досить велика кількість підходів до послідовності виділення обличчя людини у отриманому відеопотоці або за цифровим зображенням. Існує спосіб ідентифікації особи за геометричними параметрами її поверхні [23]. Цей метод дозволяє поліпшити властивості зображення від об'єкта на рахунок створює кілька стандартів тіні, які створюються на рахунок використання декількох додаткових джерел освітлення. Реалізація цього методу вимагає виконання певних технічних умов, що обмежує можливості його практичного застосування.

Існують також способи ідентифікації людей на основі аналізу структури її обличчя, на основі виділення та аналізу характерних рис людини — очей, брів, носа, рота тощо [24]. Недоліком цього методу є час на розрахунок витрат, пов'язаних з ідентифікацією та високою вартістю обладнання, які необхідні для реалізації методу через високі вимоги. Відомий спосіб ідентифікації людини, який включає в себе перевірку присутності людини в зображенні, отриманому за допомогою відеокамери та визначення:

- положення очей на зображенні, що пов'язує положення інших функцій обличчя щодо очей;
- характерних особливостей про точку людини в момент перевірки; обчислення ознак подібності зі стандартами та порівняння з пороговим значенням [25]. Недоліками цього методу є низька точність і швидкість розпізнавання та висока вартість обладнання для здійснення розпізнавання.

Також ще є спосіб ідентифікації людини по отриманому зображенню її обличчя [26], який включає в себе отримання відеозображення із відео цієї людини. Щоб ідентифікувати особу, виділяється фрагменти зображень, які включають зображення очей. Після чого позначаються області з інформаційного поля. Цей метод людської ідентичності засновано на тому факті, що коли людина відеокамера входить в поле зору, її фотографія, прийнята в послідовні моменти часу. В результаті інформація з відео потім перетворюється в цифровий електричний сигнал. Цифрова інформація аналізується за допомогою комп'ютерного обладнання та зберігається. Набір стандартів будується в процесі здійснення певних рухів на передньому плані ідентифікованої особи у вигляді двовимірних інформаційних полів. Потім виконується нормалізація фону під час відбору в інформаційному полі області, яка відноситься до поверхні, щоб ідентифікувати людину, створюючи чорно-біле зображення на людину і продукт з на горизонтальній панелі, яка включає в себе зображення очей і їх асиметрію. Результат цієї оцінки використовується для пошуку стандартів людей з фазами порівняння з фрагментами зображення із обраними стандартами, прийняття рішень про подібність та рішення про включення додаткових стандартів у встановлення стандартів для заздалегідь підготовленої системи.

Відомий метод, по-перше, вимагає реєстрації кількох зображень у різних точках часу, що подовжує початковий час ідентифікації. По-друге, визначення особи, необхідної для отримання зображення в двох градаціях яскравості, які призводять до сильної залежності від отриманого зображення та типу освітлення обличчя. Нестабільність розпізнавання призводить до змінності яскравості — контраст зображення призводить до зниження надійності розпізнавання об'єкта. Для реалізації методу ідентифікації особи за зображенням особи використовується система, що включає відео та комп'ютерне обладнання. У цьому є комп'ютерний апарат, що включає — з'єднані між каналом зв'язку одиниць, захоплення зображень, попередньої обробки вхідної зображення, визначення місця розташування осіб, розподіл

смуги пропускання, яка містить очі, блоки будівельних стандартів, порівняння стандартів, навчальних систем, дані з бази даних, прийняття рішень.

Основним недоліком цієї відомої системи є те, що вона не забезпечує ідентифікацію даної нерухомої особи і не може бути використана для ідентифікації особи за допомогою фотографії. Це зменшує функціональні можливості цієї системи. Крім того, система нестійка до яскравості — контрастні зміни зображення. Зниження стійкості системи до перешкод впливає на ймовірність результатів ідентифікації людини. Метою вирішення проблеми, яка виникла перед групою винаходів, є розробка способу і систем для ідентифікації людини в образі людини, щоб варіювати підвищені функціональні можливості і продуктивність характеристик, а саме:

- прискорення процедури і підвищення надійності людської особистості,;
- відеозображення з обличчям ідентифікованої особи отримано з огляду на лицьову сторону;
- фрагменти, які містять зображення очей, надані по попередньому поділу вихідних символів точок;
- виділення інформаційно важливих місць в обраному сегменті інформаційного поля здійснюється за допомогою засобів використання інструментів Гауса в еліпсі;
- побудова трьох типів стандартів для первинного пошуку та розпізнавання, детального та остаточного розпізнавання.

У цьому випадку на основі методу будуються стандарти:

- попереднього пошуку та розпізнавання із використанням закону баз даних по 200-400 людям (не менш ніж 5 різних зображень обличчя для кожної особи навчання);
- детального розпізнавання із застосуванням метода Якобі по представлених зображеннях особи для кожного користувача;
- визнання стандартів виробництва на основі з «автокореляції» між отриманим першими стандартами і зразками, отриманими під час зсуву;

— порівняння характеристик фрагмента раніше знайдених зразків у пам'яті обчислювального пристрою та кількісна оцінка їх подібності на основі щонайменше двох показників подібності з використанням кривих помилок середовища I та типу II роду для всієї бази користувачів [27].

У ньому фрагменти із зображенням очей виділяються попереднім вибором первинних точок «*rg*» та знаком, що відповідає положенню очей, та порівнянням із встановленими раніше стандартами правого та лівого ока. Вибір інформаційно-актуальних областей у вибраній частині інформаційного поля здійснюється шляхом застосування функції Гауса до еліпса. Побудова стандартів ідентифікованих осіб здійснюється з використанням не менше двох типів ортогональних базових функцій для первинного пошуку та розпізнавання, детального розпізнавання та побудови додаткових стандартів для остаточного розпізнавання. Ідентифікувати особу шляхом комплексної оцінки ступеня подібності для кожного аналізованого фрагмента, використовуючи двоетапну стандартну процедуру порівняння для початкового пошуку та розпізнавання та стандартну процедуру порівняння для детального та остаточного розпізнавання. Недоліком такого рішення є необхідність подання фронтального образу особи. Якщо людина рухається, наприклад, на вулиці, то одна відеокамера не може отримати фронтальне зображення обличчя людини. У цьому випадку ймовірність ідентифікації особи відразу падає, і часто в таких умовах ідентифікація просто неможлива.

Існує також спосіб ідентифікувати особу за допомогою двох або більше розташованих камер з відомим місцем розташування [28], використовуючи 3D-реконструкцію обличчя чоловіка. Відповідно до цього рівня техніки, він визначає положення голови в зоні огляду, використовуючи апріорні дані про геометричні розміри. Потім підкреслює область обличчя та розташування таких елементів, як брови, очі, ніс, рот на знайденому обличчі. Після чого здійснюється одночасне відстеження трьох типів об'єктів (точки, області, графіка) на обличчі. Ну і реконструювання тривимірної моделі людини на основі апріорних та знайдених даних. У разі достатньої повноти та цілісності

інформаційних особливостей отриманої тривимірної моделі людини обчислюються кути, що визначають орієнтацію голови в просторі.

Недоліком такого рішення є відсутність ймовірності ідентифікації особи, викликане тим, що дві відеокамери створюють лише одну тривимірну реконструкцію обличчя людини, чого на практиці недостатньо для надійної ідентифікації особи. Це пояснюється чутливістю методу до положення голови та освітлення. Якщо у людини відростають вуса, борода, вона користується косметикою або ж просто роблять різні гримаси, ідентифікація буде утруднена. Виходячи із розглянутих підходів, можна запропонувати таку послідовність обробки зображення для розпізнавання особи. Отримуємо із відео потоку кадр зображення. У цьому кадрі із використанням вибраного детектора шукаємо область зображення, де є обличчя людини. Виділений фрагмент зображення обробляємо для отримання необхідного рівня освітлення, шукаємо деякий набір ключових точок обличчя людини (як правило, це зіниці очей, вершина носа та куточки рота), по якому визначаємо кут повороту зображення, змінення масштабу зображення та його можливе зміщення для центрування зображення.

Це так званий етап нормалізації вибраного фрагменту зображення. На наступному етапі приступаємо до найбільш відповідальної частини обробки зображення по формуванню вектора ознак. Сам вектор буде залежати від вибраного методу розпізнавання особи за отриманим зображення її обличчя. Методів розпізнавання особи на теперішній час є досить багато. Виходячи із розглянутих у першому розділі роботи підходів можна зупинитися на методі із формуванням ключових точок. Цей підхід досить чудово розроблений у плані програмної реалізації та може бути вибраний за основу для формування вектора ознак. По сформованому наборі ознак приступаємо до завершального етапу роботи програми по розпізнаванню особи. Тут можна використати нейронні мережі, які на теперішній час досить чудово розроблені та демонструють прекрасні результати по швидкості та достовірності розпізнавання. Отриманий результат розпізнавання особи виводимо на екран монітора із позначенням конкретної розпізнаної особи. Особливості роботи

кожного із перерахованих етапів та необхідні для цього уточнення будуть розглянуті та деталізовані у наступних параграфах даної роботи. Якщо ж порівнювати всі вищеперераховані програми з розробленою у роботі програмою, то можна виділити те, що архітектура програми для розпізнавання облич із відеопотоку складається з п'яти модулів — модуля зйомки зображень на основі бібліотеки OpenCV, модуля для вибору людських облич, функціонального модуля та зображення в режимі реального часу вихідний модуль і отриманий модуль зображення із використанням нейронної мережі.

Також використовується наступний модифікований алгоритм:

- локалізація зони особи на зображенні за методом Віоли-Джонса, що призводить до визначення прямокутника, що обмежує обличчя;

- пошук ключових моментів людини за допомогою підходу, реалізованого в бібліотеці DLib, на основі вибраних ключових точок, для навчання яких необхідно виконати набір позначених вручну ключових точок на зображенні, що оточує кожну частину обличчя та використати задані ймовірності відстані між парами вхідних пікселів.

У кінцевому результаті маємо високоточний детектор ключових точок обличчя, який можна використовувати в режимі реального часу як додаткову функцію для ідентифікації особи. І отже, якщо ж порівнювати розроблену у роботі програму з вищеописаними програмними забезпеченнями та патентами, можна зробити висновок, що дана програма має певні переваги, порівняно із іншими.

2.2 Підхід до виділення ключових точок

У зв'язку з прогресом, що відбувається в сфері інформаційних технологій, а також зростанням обсягу інформації, яку люди хочуть обробляти, засоби автоматизації різних процесів входять в наше життя постійно. Однією з підобластей є аналіз зображень особи людини (див. додаток В). Застосування технологій розпізнавання осіб в даний час дуже актуально. Дані рішення використовуються для ідентифікації людей в біометричних системах безпеки або як додатковий сервіс, наприклад, в

соціальних мережах. Такі системи можуть підвищити рівень безпеки будь-якого пристрою або сервісу, а також, щоб полегшити життя розробникам, що займаються питаннями комп'ютерного зору, була створена бібліотека OpenCV [29], яка надає апарат для виконання завдань комп'ютерного зору. Один з найперших методів, заснованих на геометричних характеристиках обличчя — це аналіз геометричних характеристик обличчя [30]. Потім з'явилися комп'ютерні реалізації цього методу. Суть його полягає у виділенні набору ключових точок (рисунок 2.1) обличчя і подальшому виділенні набору ознак.



Рисунок 2.1 — Ключові точки особи

Точки зображення, локальні околиці яких володіють деякими особливостями в порівнянні з околицями інших точок зображення, називають ключовими точками [31]. На автоматичне визначення ключових точок особи впливають масштаб зображення, наявність шумів, якість освітлення, поза людини, вираз обличчя і інші фактори. Детектування ключових точок особи на зображенні можна виконати за 2 етапи. На першому етапі детектуються і локалізуються області, що відносяться до осіб. На другому етапі знайдені області обробляються, і відбувається пошук ключових точок. Кожна ознака є або відстанню між ключовими точками, або відношенням таких відстаней. На відміну від методу порівняння еластичних графів тут відстані вибираються не як дуги графів [32].

Набори найбільш інформативних ознак виділяються експериментально. Витягнуті характеристичні точки повинні бути нормовані для забезпечення інваріантності по відношенню до позиції особи, масштабом та кутом повороту. Іншим ключовим моментом є процедура визначення набору характеристичних точок. Розглянутий геометричний метод спирається на властивість білатеральної симетрії особи. Використовується безліч відносин відстаней між такими характеристичними точками особи як очі, кінчик носа, центр рота. Алгоритм визначення характеристичних точок базується на інтегральній проекції зображення. Виділення ключових точок здійснюється наступним чином:

- перетворення кольорового зображення до напівтонової;
- модифікації з напівтонової форми до бінарної;
- застосування до бінарних зображень градієнтної маски;
- локалізація ключових точок.

В процесі розпізнавання порівнюються ознаки невідомого обличчя з ознаками, що зберігаються в базі. Задача знаходження ключових точок наближається до трудомісткості безпосередньо розпізнавання, і правильне знаходження ключових точок на зображенні багато в чому визначає успіх розпізнавання. Тому зображення обличчя людини повинне бути без шумів, що заважають процесу пошуку ключових точок. До таких завад відносять окуляри, бороди, прикраси, елементи зачіски і макіяжа. Освітлення бажане рівномірне і однакове для всіх зображень. Крім того, зображення обличчя повинно мати фронтальний ракурс, можливо з невеликими відхиленнями. Вираз обличчя повинен бути нейтральним. Це пов'язано з тим, що в більшості методів немає моделі врахування таких змін. Знайти і описати ключові точки особи на зображенні можна різними способами, наприклад, за допомогою гістограми спрямованих градієнтів тощо [33]. Даний дескриптор широко поширений і має багато реалізацій. Спрощене уявлення зображення або його частини, в якому відкинута стороння інформація, називають дескриптор-функцією [34]. Вона, як правило, перетворює зображення в вектор. В якості опції НОG-дескриптор використовує розподіл напрямків градієнтів, де суть

полягає в тому, що найбільша величина градієнтів відповідає краях і кутах об'єкта. Областям з різкою зміною інтенсивностей. Детальніше етапи для розрахунку дескриптора HOG такі:

- початкове зображення розбивається на осередки;
- за допомогою фільтрації осередків ядрами $[-1, 0, 1]$ і $[-1, 0, -1]^T$ і обчислюються величини g_x і g_y , на основі яких знаходять величину і напрямок градієнта осередків відповідно за формулою 2.1

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}, \theta = \arctg\left(\frac{g_y}{g_x}\right) \quad (2.1)$$

- 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.

Існує також метод опису ключових точок особи, заснований на локальних бінарних патернах, який спочатку був запропонований в 1996 році Т. Ояла для розпізнавання текстур. Метод на основі LBP описує локальний текстурний патерн за допомогою бінарного коду, який залежить від інтенсивностей сусідніх пікселів зображення, принцип роботи LBP наступний:

- дескриптор застосовується послідовно до кожного пікселя зображення і його околиці з восьми пікселів;
- яскравість центрального пікселя приймається за поріг, з яким порівнюються значення яскравості кожного пікселя з околиці;
- пікселя з околиці присвоюється значення 1, якщо значення його інтенсивності більше або дорівнює граничному значенню, інакше присвоюється 0.

В 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. Однак при описі ключових точок проявляється один з недоліків методу — його обчислювальна складність. Крім того, потрібне застосування досконаліших методів класифікації або побудови моделі змін. Недоліком такого підходу є низька технологічність при запам'ятовуванні нових еталонів, що загалом призводить до нелінійної залежності часу роботи від розміру бази даних осіб. Даний метод виділення ключових точок було обрано, тому що основною перевагою є низька чутливість до рівня освітленості обличчя та до зміни кута обличчя, але сам по собі цей підхід має нижчі показники надійності розпізнавання, ніж методи, побудовані із використанням неймереж [35].

2.3 Розпізнавання обличчя за допомогою нейронної мережі

Згортова нейронна мережа — це клас глибинних мереж прямого поширення, складених з одного чи більше згорткових шарів, із повноз'єднаними шарами на верхівці. Він використовує зв'язані ваги та шари агрегування. Зокрема, за згортковою архітектурою Фукусіми часто організовують максимальне агрегування [36]. ЗНМ є простішими для тренування за інші звичайні глибинні нейронні мережі прямого поширення, і мають набагато менше параметрів, що треба оцінювати. Багатошарова мережа складається з нейронів, які розташовані на різних рівнях. Крім вхідного і вихідного шарів є як мінімум ще один шар — прихований. При завданні функції активації сигмоїдального типу матимемо багатошаровий персептрон [37] (рисунок 2.2).

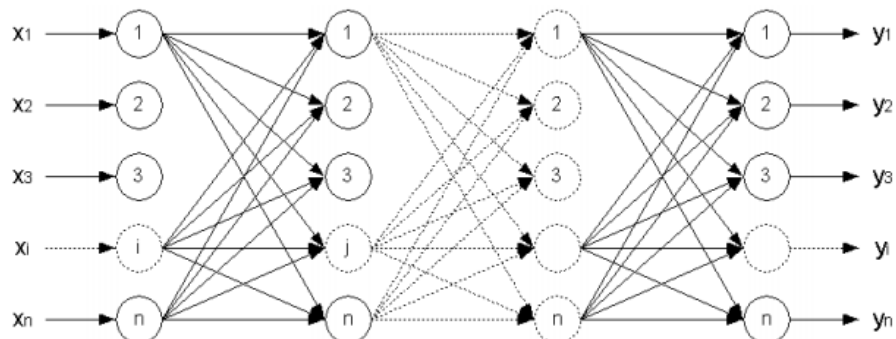


Рисунок 2.2 — Структура багатошарового персептрона

У багатошаровому перцептроні кожен нейрон на даному рівні ієрархії приймає і обробляє сигнали від кожного нейрона нижчого рівня. Прихований шар нейронів дозволяє мережі навчатися вирішенню складних завдань, послідовно отримуючи найбільш важливі ознаки з вхідного шару. Нейронні мережі, що мають зворотний зв'язок, називаються «рекурентними мережами» [38]. Кожен крок мережі називається ітерацією.

Рекурентна мережа може складатися з єдиного шару нейронів, кожен з яких спрямовує свій вихідний сигнал на входи всіх інших нейронів шару. Варто відзначити, що на рисунку 2.3 видно, що відсутні зворотні зв'язки нейронів з самими собою та представлений інший клас рекурентних мереж з прихованими шарами нейронів [39].

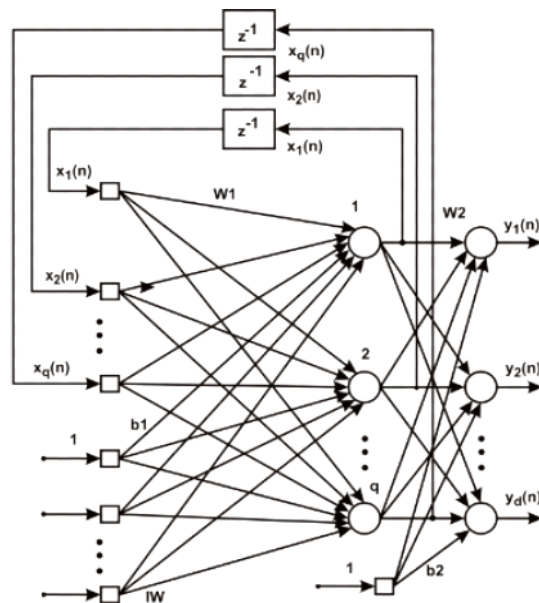


Рисунок 2.3 — Структура рекурентної мережі з прихованими нейронами

Наявність зворотного зв'язку в мережі, показаного на рисунку вище, безпосередньо впливає на продуктивність і здатність мережі до тренування. Більш того, зворотний зв'язок має на увазі використання елементів одиначної затримки (позначені як z^{-1}), що призводить до нелінійної динамічної поведінки, якщо, звичайно, в мережі містяться нелінійні нейрони.

Після отримання вирівняного в просторі зображення особи строго певного розміру 152×152 пікселів проводиться подача його на вхід глибокої нейронної мережі. У разі, якщо є кольорове зображення, на вхід нейромережі подається колірних канали (червоний, синій, зелений).

Якщо ж доступно тільки півтонування, то воно і подається на вхід. Відповідно, розмір вхідного шару нейромережі дорівнює 0 або $152 \times 152 \times 3$ для кольорових зображень, або 152×152 для напівтонових. Далі по тексту буде вказуватися тільки загальний випадок, тобто виключно для кольорових зображень. Перший прихований шар нейромережі є згортковий фільтр розміром $11 \times 11 \times 3$. Розмір згорткового шару виходить рівним $32 \times 11 \times 11 \times 3$. На виході маємо 32 карти розміром 142×142 . Другий прихований шар виконує функцію об'єднання максимумів з виходів першого шару. Для кожного регіону розміром 3×3 вибирається максимальний елемент, вибрати свою з кроком 2. Таким чином, розмір даного об'єднання 8-го шару дорівнює $32 \times 3 \times 3 \times 32$, а його виходом є карти розміром 71×71 . Далі знову слід згортковий шар — третій прихований шар, що представляє собою 16 фільтрів розміром $9 \times 9 \times 16$. Фізичний зміст цього шару — витяг низькорівневих особливостей для кожного просторового ділянки особи.

В якості особливостей маються на увазі—кордони, текстури. Наступні 3 шари розміром — $16 \times 9 \times 9 \times 16$, $16 \times 7 \times 7 \times 16$, $16 \times 5 \times 5 \times 16$ послідовно меншують розмірність даних — примітивних особливостей, об'єднуючи їх в зв'язкові групи, які вже характеризують форми та особливості особи. Розмір виходу останнього шару карт розміром 21×21 . Далі слід лінійних повнозв'язних шару (7-й і 8-й приховані шари) розміром відповідно 4096 і 4030 елементів. На вхід 7-му шару подаються всі виходи попереднього шару.

Вихід цього шару трактується як сире уявлення особливостей особи — пропорцій між позиціями очей, носа, рота, їх розмірами. Виходом 8-го шару є вже вектор, кожен елемент якого відповідає запевну особливість особи, показує ступінь знаходження цієї особливості на зображенні конкретної особи. Шар навчений таким чином, щоб кожна особливість мінімально корелювала з будь — якою іншою. Для того, щоб вихідні значення можна було використовувати в якості ймовірностей, проводиться L_2 нормалізація вихідного вектора. Вектор після нормалізації використовується в якості вектора-ідентифікатора, представленого на зображенні людини, використовується для його ідентифікації.

Отже, для розробки програмного продукту було обрано багатосарову згорткову нейронну мережу, тому що вона має безліч переваг, порівняно з тими ж одношароними, швидше виконує поставлені задачі, що відіграє важливу роль у відеоаналітиці, та здатна обробляти більші об'єми інформації.

2.4 Формування вектора ознак для розпізнавання особи

Розпізнавання особи здійснюється шляхом формування вектора ознак та його співставлення із еталонними векторами ознак, що описують зображення осіб, які розміщені у наявній базі даних. Вибір способу опису ознак формування вектора ознак визначаються методом, який використовується для розпізнавання особи. Пропонується використати метод, що оснований моделі активного зовнішнього вигляду із описом певної кількості вибраних ключових точок обличчя людини. За останні роки активно розвивався математичний апарат моделей активного зовнішнього вигляду, і зараз існує два підходи до побудови подібних моделей — класичний і заснований на так званому зворотному [40].

Спочатку розглянемо загальні частини обох підходів. У активних моделях зовнішнього вигляду моделюються два типи параметрів — параметри форми (налаштування форми) і параметри, пов'язані зі статистичною моделлю зображення або текстурою (налаштування зовнішнього вигляду). Перед використанням модель повинна бути навчена на наборі раніше вибраних зображень.

Маркування зображень виконується вручну або в напівавтоматичних режимах, коли приблизні місця розміщення етикеток визначаються будь-якими алгоритмами, а потім визначаються експертом. Кожна мітка має свій номер і визначає характерну точку, яку модель має знайти при адаптації до нового зображення. Приклад такого маркера (основа обличчя для бази даних XM2VTS) показаний на рисунку 2.4.

У цьому прикладі на зображенні показано 68 міток, які утворюють форму моделі з виглядом активної (див. додаток Є). Ця форма означає зовнішній контур обличчя, контур рота, очей, носа, брів. Такий характер

маркера дозволяє надалі визначати різних параметрів обличчя за його зображенням, які можуть бути використані для подальшої обробки іншими алгоритмами.

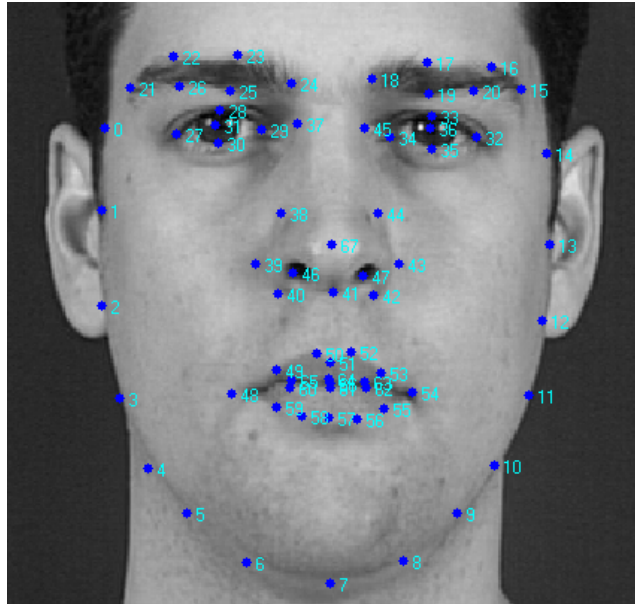


Рисунок 2.4 — Маркер ключових точок обличчя людини

Наприклад, це можуть бути алгоритми ідентифікації людини, аудіовізуальне розпізнавання мовлення, визначення емоційного стану суб'єкта. Процедура навчання для моделей активного вигляду починається з нормалізації положень усіх форм, щоб компенсувати відмінностей у масштабі, перекосі та зміщенні. Для цього використовується так званий узагальнений аналіз Прокруста. Після нормалізації всіх форм з компонентних точок створюється матриця $S = [s_1, s_2, \dots, s_M]$, де $s_M = [x_1^m, \dots, x_N^m, y_1^m, \dots, y_N^m]^T$. Вибравши головних компонент заданої матриці, отримаємо такий вираз для синтезованої форми.

$$s = s_0 + \Phi_s b_s,$$

де s_0 — форма, усереднена за всіма навчальними реалізаціями вибірка (базова форма);

Φ_s — матриця базового вектора;

b_s — параметри форми.

Наведений вище вираз означає, що форма s може бути виражена як сума базової форми s_0 і лінійної комбінації власних форм, що містяться в матриці

Φ_s . Змінюючи вектор параметрів b_s , ми можемо отримати різні типи деформації прес-форми, щоб вони відповідали реальному зображенню. Слід зазначити, що розрізняють моделі з активною зовнішністю з жорсткою і нежорсткою деформацією. Моделі з жорсткою деформацією можуть зазнавати лише афінного перетворення (обертання, зсуву, масштабування), тоді як моделі з нежорсткою деформацією можуть піддаватися іншим видам деформації. На практиці використовується комбінацій обох видів деформації. У цьому випадку параметри положення (кут повороту, масштаб, виключення або коефіцієнти афінного перетворення) також додаються до параметрів форми. У цьому типі моделі нам також потрібно обчислити вектор комбінованих параметрів.

$$b = \begin{bmatrix} W_s b_s \\ b_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_s \Phi_s^T (s - s_0) \\ \Phi_s^T (t - t_0) \end{bmatrix}$$

Ось діагональна матриця W_s значень ваг, яка дозволяє збалансувати пропорцію відстані до пікселя та інтенсивності пікселя. Кожна частина навчальної вибірки (пара текстура-форма) обчислює свій вектор b . Потім отриманий набір векторів об'єднується в матрицю і міститься її основних компонентів. У цьому випадку синтезований вектор комбінованих параметрів форми і текстури задається виразом:

$$b = \Phi_c c,$$

де Φ_c — матриця основних складових параметрів;

c — вектор параметрів зовнішнього вигляду.

Звідси ми можемо отримати нові вирази для синтезованої форми та текстури.

$$s = s_0 + \Phi_s + W_s^{-1} \Phi_{c,s} t = t_0 + \Phi_t \Phi_{c,t} c, \Phi_c = \begin{bmatrix} \Phi_{c,s} \\ \Phi_{c,t} \end{bmatrix}$$

На практиці з матриці Φ_c також можна видалити шумові компоненти, зменшити ефект перенавчання і зменшити кількість обчислень. Для створення

моделі розпізнавання було запропоновано різні модифікації та покращення алгоритму, але його загальна структура та зміст залишаються такими ж.

Знаходження та відповідність обличчя людини відіграє дуже важливу роль у багатьох розділах і програмах комп'ютерного зору, таких як розпізнавання обличчя, синтез або морфінг обличчя [41], а також 3D-моделювання обличчя людини. Точність розташування ключових точок як орієнтирів може безпосередньо впливати на кінцеву ефективність цих програм. Незважаючи на те, що останнім часом з цієї теми було зроблено багато, визначення орієнтирів на обличчі людини все ще є дуже складним завданням у разі великих відмінностей у позі обличчя, різких змін освітлення, появи екстремальних виразів обличчя та сильної оклюзії. Оскільки лише досить деталізовані орієнтири (куточки ока, куточок рота, кінчик носа тощо) можуть бути надійно локалізовані, структурні обмеження зазвичай використовуються в попередніх класичних методах розгортання, включаючи активні форми [42], обмежені локальні моделі, тип активних зовнішніх моделей та модель каскадної регресії. Більшість із цих методів засновані на виділенні з вихідної форми (наприклад, як форма середньої грані) або використовують модель розподілу виділених точок.

Визначення орієнтирів у вигляді ключових точок на обличчі людини полягає в тому, щоб знайти характерні точки в отриманому зображенні обличчя, наприклад, підборіддя, ніс, очі та рот. Виявлення цих орієнтирів є необхідною умовою для багатьох систем автоматичного аналізу обличчя людини, таких як розпізнавання обличчя або оцінка віку отриманого зображення [43]. Тому останнім часом ця проблема привертає все більше уваги з боку творців систем розпізнавання. Вже було запропоновано багато підходів до визначення чітко визначених орієнтирів на обличчі людини, які можна в цілому розділити на дві великі сімейства — методи на основі моделі обличчя та методи на основі регресії для визначення відмінних рис обличчя.

Активні моделі форми (ASM) і моделі активного вигляду (AAM) є двома ранніми поширеними методами, заснованими на моделях виявлення ключових точок. Модель ASM застосовує аналіз головних компонентів (PCA) до набору

підібраних форм навчання, щоб побудувати свою модель форми. Модель ААМ є розширенням ASM, яке створює моделі для форми обличчя та зовнішнього вигляду зображення цього обличчя. Обмежені локальні моделі (CLM) є ще одним класом широко використовуваних підходів, заснованих на моделі орієнтира обличчя. Останнім часом глибокі згорткові нейронні мережі (CNN) досягли значного прогресу у визначенні ключових точок у вигляді орієнтирів на обличчі. Таким чином, найсучасніші показники орієнтирів на обличчі людини в основному досягаються за допомогою спеціальних карт регресійних моделей. Мергет представив повністю складну глобальну контекстну мережу для розпізнавання, а проста 2D модель форми обличчя на основі методу PCA встановлена як єдиний структурний блок для обмеження форми. Ву [43] запропонував модель вирівнювання грані за межами, використовуючи граничні лінії для цього процесу як геометричну структуру грані. Існують різні набори даних для створення певної кількості ключових точок у вигляді орієнтирів. Кількість точок у різних наборах баз даних розпізнавання обличчя різна. Найпростіший підхід — виділити 5 ключових точок (двоє очей, кінчик носа і куточки рота). Існують також моделі розпізнавання обличчя людини з 17, 21, 29, 39, 68, 98 і 194 ключовими точками або орієнтирами. Найбільш часто використовувані загальнодоступні набори даних для оцінки двовимірного вирівнювання та розпізнавання обличчя людини. Набір даних 300W використовує 68-точкову систему ключових точок, яка спочатку використовувалася в MultiPIE. Часто виникає питання про розподіл орієнтирів між переднім або ближнім (F) і профільним (P) положенням обличчя людини. У цьому випадку постає питання про частково закриті орієнтири обличчя, які можна відновити з метою реконструкції оклюзованих частин обличчя людини, щоб уникнути помилок розпізнавання, спричинених закриттям якоїсь частини обличчя. Для цього існує мережа автоматичного кодування з відновленням прикусу, яка спрямована на відновлення справжнього вигляду обличчя з частково неповного шляхом попереднього навчання на синтетичному наборі даних обличчя людей.

Кожний образ являє собою набір чисел, що описують його властивості і називаються ознаками. Впорядкований набір ознак об'єкта називається вектором ознак. Вектор ознак — це точка в просторі ознак. Класифікатор, або вирішальне правило — це функція, яка ставить у відповідність вектору ознак образу клас, до якого він належить. Задачу розпізнавання образів можна розділити на ряд підзадач. Генерування ознак— вимірювання або обчислення числових ознак, що характеризують об'єкт. Вибір ознак — визначення найбільш інформативних ознак для класифікації (в цей набір можуть входити не лише первинні ознаки, але й функції від них). Побудова класифікатора — конструювання вирішального правила, на підставі якого здійснюється класифікація. Оцінка якості класифікації — обчислення показників правильності класифікації (точність, чутливість, специфічність, помилки першого та другого роду). Нейромережеві методи включають в себе цілий клас алгоритмів. Основна ідея — послідовність перетворень сигналу паралельно працюючими функціональними елементами, нейронами. Сутність процесу навчання таких мереж зводиться до зменшення середньоквадратичної помилки. Системи виявлення об'єктів на зображенні, засновані на нейронних мережах, використовують ієрархічну структура. Спочатку вектор ознак оброблюється грубою мережею з високим рівнем помилок другого роду, далі, якщо вектор не був класифікованим як не об'єкт, рішення корегується більш точною та повільнішою мережею. Для зображення розміром $N \times M$ вектор ознак обличчя будується обчисленням коду лінійного бінарного шаблону ЛБШ для кожної точки (x_c, y_c) , де $x_c \in \{R + 1, \dots, N - R\}$ $y_c \in \{R + 1, \dots, N - R\}$. Якщо зображення розділено на $k \times k$ областей, гістограма області (k_x, k_y) , де $k_x \in \{1, \dots, k\}$ та $k_y \in \{1, \dots, k\}$ буде:

$$H_i(k_x k_y) = \sum I\{LB P_{p,x}(x, y) = L(i)\}, i = 1, \dots, P(P - 1) + 3$$

Та значення x та y в даній гістограмі:

$$x \in \begin{cases} \left\{ R + 1, \dots, \frac{N}{K} \right\} & k_x = 1, \\ \left\{ (k_x - 1) \left(\frac{N}{k} + 1, \dots, N - R \right) \right\} & k_x = k, \\ \left\{ (k_x - 1) \left(\frac{N}{k} + 1, \dots, k_x \right) \binom{N}{k} \right\} & \text{інакше,} \end{cases}$$

$$y \in \begin{cases} \left\{ R + 1, \dots, \frac{M}{K} \right\} & k_y = 1, \\ \left\{ (k_y - 1) \left(\frac{M}{k} + 1, \dots, M - R \right) \right\} & k_y = k, \\ \left\{ (k_y - 1) \left(\frac{M}{k} + 1, \dots, k_y \right) \binom{M}{k} \right\} & \text{інакше.} \end{cases}$$

При класифікації зображень обличчя для знаходження найменшої відстані між гістограмами, що представляють обличчя, використовується відстань хі-квадрат. При побудові системи пошуку зображення спочатку потрібно індексувати наш набір даних. Індесування набору даних є процесом кількісної оцінки набору даних, використовуючи дескриптор зображення для виділення ознак з кожного зображення. Дескриптор зображення визначає алгоритм, який використовується, щоб описати зображення. Наприклад:

- середнє значення і стандартне відхилення кожного каналу червоного, зеленого і синього відповідно;
- статистичні моменти зображення для характеристики форми;
- величину градієнту і орієнтації, щоб описати форму і текстуру.

Дескриптор зображення визначає як кількісно оцінити зображення. Ознаки є результатом роботи дескриптора зображення. Коли ми подаємо зображення на дескриптор, то отримуємо ознаку на виході. Отже, ознаки — це лише список чисел, використовуваних для абстрактного представлення і кількісної оцінки зображення (рисунок 2.5).

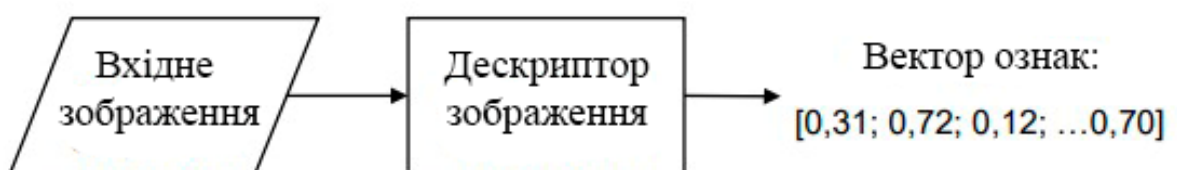


Рисунок 2.5 — Схема дескриптора зображення

Вектори ознак можна порівняти по подібності за допомогою використання метрики або функції подібності. Метрики і функції подібності беруть два вектори ознак в якості вхідних даних, а потім виводять число, що показує наскільки «подібні» два вектора ознак.

Для порівняння двох зображень, передаються відповідні вектори ознак в функцію відстані (метрики) або подібності. Результатом є значення, яке використовується для представлення та кількісної оцінки, наскільки «однакові» два зображення. Результатом функції відстані є одне число з плаваючою крапкою, що використовується для позначення подібності між двома зображеннями. З точки зору необхідності використання досить простих алгоритмів отримання ознак, перспективним є застосування хаар-подібних характеристик, що представляють собою результат порівняння яскравості в двох прямокутних областях зображення. Зокрема, як уже зазначалося, Віола і Джонс запропонували використовувати три види характеристик. Значенням характеристики з двох прямокутників є різниця між сумою пікселів в цих прямокутних областях. Области мають однаковий розмір і форму і по горизонталі і по вертикалі.

Каскад Хаара — це набір ознак, для яких вважається їх згортка з зображенням. Ознака Хаара — відображення $f = X \Rightarrow Df$, де Df — множина допустимих значень ознаки. Якщо задані ознаки f_1, \dots, f_n , то вектор ознак $x = (f_1(x), \dots, f_n(x))$ називається ознаковим описом об'єкта $x \in X$. Ознакові описи допустимо ототожнювати з самими об'єктами. При цьому множина $X = Df_1 * \dots * Df_n$ називають ознаковим простором. Обчислюваним значенням такої ознаки буде:

$$F = X - Y,$$

де X — сума значень яскравості точок закриваються світлою частиною ознаки;

Y — сума значень яскравості точок закриваються темної частиною ознаки.

Для їх обчислення використовується поняття інтегрального зображення.

Ознаки поділяються на такі типи в залежності від множини Df :

— бінарна ознака, $Df = \{0,1\}$;

- номінальна ознака, Df — скінченна множина;
- порядкова ознака, Df — кінцева впорядкована множина;
- кількісна ознака, Df — множина дійсних чисел.

Переваги — висока точність виявлення при правильному налаштуванні параметрів мережі.

Недоліки:

- чутливість до шуму;
- необхідність в ретельному налаштуванні параметрів нейронної мережі для отримання хороших результатів;
- висока обчислювальна складність, і, як результат, швидкість роботи, недостатня для обробки в реальному часі;
- досить тривала процедура навчання.

Як правило, метод Віоли-Джонса із каскадами Хаара, метод гістограм спрямованих градієнтів або метод лінійних бінарних шаблонів використовуються у ролі детектора до отриманого зображення, щоб у виділеній сцені відшукати зону, що відповідає обличчю людини. Із перерахованих методів кращі характеристики має метод Віоли-Джонса, який досить швидко знаходить обличчя людини. Тому для пошуку обличчя людини у отриманому зображенні із відео потоку будемо використовувати метод Віоли-Джонса. Наступним етапом буде формування ознак виділеного обличчя людини. Тут пропонується використати підхід із виділенням ключових точок обличчя людини. Дослідження різних авторів показують, що достатньою кількістю ключових точок для виконання операцій розпізнавання людини є шаблони з 68 ключовими точками або орієнтирами. Цей варіант розміщення орієнтирів обличчя вибирається для роботи нашої програми розпізнавання обличчя на основі отриманого зображення обличчя.

Отже, в другому розділі було розглянуто розробку послідовності виділення обличчя людини, а саме різні методи ідентифікації та виділення, здійснено порівняння аналогів з даною розробкою. Також розглянуто підходи по виділення ключових точок та обрано серед них необхідний для розробки даного програмного забезпечення.

3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ

Виділення та оброблення отриманого відеокадру із метою знаходження області зображення, що відповідає обличчю людини, здійснюється за ряд послідовних дій. У даному розділі магістерської роботи виконується розробка програмних засобів для пошуку та виділення обличчя людини шляхом знаходження базових точок (орієнтирів) обличчя людини.

3.1 Вибір інструментарію для реалізації продукту

Від вибору мови програмування та засобів формування модулів програми залежить продуктивність роботи створеного програмного продукту. У даному параграфі виконуються вибір мови програмування та додаткових засобів для створення програми виділення ознак та розпізнавання людини.

3.1.1 Мова Python та бібліотека OpenCV

OpenCV (OpenSourceComputerVisionLibrary) — бібліотека алгоритмів комп'ютерного зору, що призначена для обробки зображень і чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом. Реалізована на C / C ++, і також ще розробляється для Ruby, Python, Matlab, Java, Lua і інших мов. Бібліотека OpenCV має багато функцій із різних областей комп'ютерного зору. Структура бібліотеки. OpenCV [17] складається з п'яти основних компонентів (рисунок 3.1).

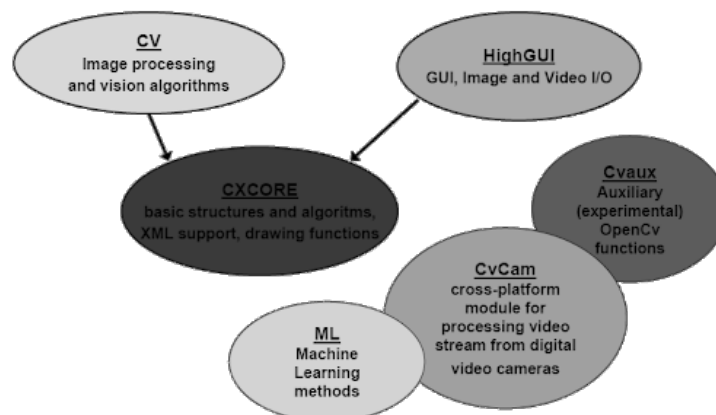


Рисунок 3.1 — Основні модулі OpenCV

Початковий компонент має основні алгоритми, щоб зробити обробку зображень та алгоритмів машинного зору високого рівня. Наступний ж компонент представляє вже собою бібліотеку машинного навчання, яка може виконувати завдання кластеризації статистичної та класифікації. Ну і ще один компонент просто зберігає у собі головні структури даних для роботи із іншими модулями. Використання OpenCV. Для початку потрібно отримати зображення із камери. Дана дія виконується дуже просто — за допомогою компонента HighGui. Зациклені ж отримані зображення, можна отримати потік зображень — відео. Після чого ж за допомогою вбудованих структур Mat і Image необхідно представити зображення у градієнті сірого. І все це відбувається у відеопотоці, тобто кожен із кадрів виконує передачу на обробку каскадному класифікатором, що й буде виконувати виявлення особи. Даний класифікатор функціонує за допомогою методу Віоли-Джонса. Такий алгоритм будується на основних принципах (рисунок 3.2):



Рисунок 3.2 — Алгоритм методу Віоли-Джонса

Та також ще на таких принципах (рисунок 3.3):



Рисунок 3.3 — Обробка зображення ковзним вікном

- інтегральне подання приходять на вхід алгоритму зображень;
- застосування ознак Хаара для пошуку людини;
- використання каскадів ознак, щоб швидко робити відкидання ділянок без особи;
- застосування алгоритму бустинга, щоб обрати відповідні ознаки;
- використання класифікатора, щоб зробити аналізу ознак на присутність характеристик особи;
- обробка зображення завдяки методу ковзного вікна.

Результатом роботи даного класифікатора буде набір прямокутників, що позначають виявлення особи. Після чого, необхідно буде формувати навчальну множину, щоб виконати подальше навчання розпізнавача. Багато має представляти набір із нормалізованих зображень, що приведені до сірого

кольору, і також відповідних їм ідентифікаторів. Ну і отже, цілком справедливо можна зробити такі підсумки — бібліотека OpenCV [29] дає цілком достатній функціонал, щоб взаємодіяти з камерою, розпізнавання особи на вхідному зображенні і також ідентифікації людини. Успіх виявлення особи на зображенні буде цілком залежати від правильності вибраного каскаду ознак Хаара, вивчених на розпізнаванні особи у різних площинах.

Для розробки програми було обрано Python, версії 3.7. Python універсальним сучасною об'єктно-орієнтованою мовою високого рівня, до переваг якого можна віднести високу продуктивність програмних рішень та структурований, читабельний код. Синтаксис мови Пітона максимально полегшений, і це дозволить вивчити його за досить короткий час. Ядро має доволі зручну структуру, ну а широкий перелік вбудованих бібліотек надає змогу застосувати певний набір корисних можливостей і функцій. Python може застосовуватись для того, щоб написати прикладну програм, а також і ще розробки WEB-сервісів.

Python підтримує доволі широкий список стилів для розробки додатків, у тому числі й дуже комфортний для роботи із ООП та функціонального програмування. Ця мова програмування досить активно розвивається. Важливою ще особливістю даної мови є також відсутність таких стандартів кодування як ANSI, ISO тощо, які ж працюють за допомоги інтерпретатора. Python здатен підтримувати практично усі доволі розпоширені операційні системи. Він ж може доволі непогано працювати як і на кишенькових комп'ютерах, і так ще на великих серверах. У разі того, якщо платформа доволі застаріває, вона зникає із підтримки ядра. Набір операторів у Python абсолютно стандартний. Доволі комфортна особливість синтаксису — форматування тексту коду з допомогою розбивання його на блоки, застосовуючи відступи, щоробляться затисканням клавіш «Space» і «Tab». В синтаксисі немає фігурних або операторних дужок, які б позначали початок та кінець блоку [17]. Для розробки магістерської дисертації було вибрано дану мову програмування з тієї причини, що вона є найперспективнішою та «класичною» мовою для розробки програм в напрямку розпізнавання та

ідентифікації особи у відеопотоці. Ще також зрозуміло, має безліч вбудованих бібліотек та доповнень, що значною мірою полегшує розробку програмного забезпечення, та скорочує час на його проектування. А бібліотека OpenCV є ключовим елементом, що з'єднує усі компоненти та фрагменти коду в «єдине ціле», тобто повноціну, функціонуючу програму.

3.1.2 Програмне забезпечення PyCharm

PyCharm представляє собою інтегроване середовище розробки Python із застосуванням додаткового набору програмних засобів для оптимізації продуктивності. Середовище JetBrains PyCharm надає інтелектуальний редактор коду із функцією автоматичного завершення рядків, готові блоки. PyCharm було випущено на ринок інтегрованих середовищ розробки цілком для Python, щоб створити конкуренцію із PyDev та більше поширеного середовища розробки Komodo IDE. Бета-версія було випущено у липні 2010 року, а от версія 1.0 було уже продемонстровано на три місяці пізніше. Версія 2.0 з'явилась на світ 13 грудня 2011 року. Версію 3.0 було уже випущено 24 вересня 2013 року. PyCharm Community Edition, версія з безкоштовним доступом та ще із відкритим вихідним кодом, була опубліковано 22 жовтня 2013 року. Дане програмне забезпечення робить інспекцію коду на льоту, також ще автодоповнення, у тому числі й ґрунтуючись на інформації, що отримана під час виконання коду, навігації по коду, ну і ще також забезпечує доволі багато рефакторингів. Ключові можливості даного середовища:

- потужна і проста навігація в кодї із підсвічуванням синтаксису;
- допомога при написанні коду, яка включає у себе автодоповнення, шаблони коду, перевірку на сумісність версії інтерпретатора мови;
- швидкий перегляд документації для будь-якого елемента прямо у вікні редактора;
- доволі велика кількість інспекцій для коду;
- сильний рефакторинг коду, що дає широкі можливості для здійснення дуже швидких та глобальних змін у проєкті;
- підтримка Google App Engine;

- редактор SASS, Javascript, HTML/CSS, LESS, Coffescript, HAML;
- діаграми моделей Django, UML діаграмикласіві Google App Engine;
- інтерактивні консолі для SSH, Django,Python, відладчика та баз даних;
- підтримка схем для найбільш популярних IDE/редакторів;
- інтеграція із баг/issue-трекер;
- крос-платформенность (Windows, Mac OS X, Linux).

Дане програмне середовище було обрано для розробки магістерської роботи, так як воно зосереджене на розробці саме мовою Python. Окрім того, ще має багато функцій для комфортної розробки, такі як:

- підсвічування коду;
- автокорегування та автовідступи;
- виправлення помилок.

3.1.3 Дистрибутив мови програмування PythonAnaconda

Conda є менеджером пакетів із відкритим кодом та системою управління середовищем, що працює на Windows, macOS і Linux. Він був написаний на чистому Python, що значно полегшить його застосування у віртуальних середовищах Python. Окрім того, підходить ще для таких бібліотек, як C, пакетів R, Java. Даний дистрибутив встановлює виконавчі системи. Інструмент Condabuild проектує пакети із вихідного коду, а от condainstall виконує уже встановлення із пакетів збірки Conda, що є менеджером пакетів для Anaconda-дистрибутива Python, яка надається Continuum Analytics. Anaconda — дистрибутив мов програмування Python і R, який містить набір популярних вільних бібліотек, що поєднанує проблематику науки щодо даних та машинного навчання. Також це ще й набір бінарних систем і їх залежностей, а саме:

- Scipy (пакет статистичного аналізу);
- NumPy (пакет числових обчислень);

— Pandas (рівень абстракції даних, що призначений для об'єднання та перетворення даних).

Ну і ще Anaconda доволі корисна тим, що й поєднує усе це у одну систему. Двійкова система Anaconda є установщиком, що збирає усі пакети із залежностями усередині системи. Головна особливість дистрибутива — доволі оригінальний менеджер, в якому залежності не будуть задоволені Conda із графічним інтерфейсом Anaconda Navigator, який надає дозвіл для відмови від стандартних менеджерів пакетів, таких як pip [45] для Python.

AnacondaNavigator — це графічний інтерфейс (GUI), який включається у дистрибутив Anaconda, який дозволяє робити запуск додатки, встановлювати додаткові пакети, при цьому не використовувати командний рядок AnacondaPrompt. За замовчуванням у Anaconda Navigator доступні такі наступні програми:

- JupyterLab;
- Glue;
- Spyder;
- Jupyter Notebook;
- Orange;
- Visual Studio Code;
- RStudio.

Даний дистрибутив було вибрано для розробки магістерської роботи, тому що він доволі зрозумілий та комфортний, навіть для початківців. Окрім того, має досить великий функціонал для роботи з мовою Python, що значно полегшує створення дипломної роботи.

3.1.4 Відладчик Visual Studio Code

Visual Studio Code є сервісом, що позиціонує себе в якості «легкого» редактор коду, що призначений для кроссплатформенної розробки веб-і хмарних додатків. Окрім стандартного редактора та відладчика, що існують у більшості середовищ IDE, Visual Studio містить в собі засоби автозавершення коду, графічні конструктори, компіляторита багато інших функцій, щоб

спростити процес розробки. За основу у Visual Studio Code застосовується напрацювання вільного в доступі проекту Atom, який доволі стрімко розвивається компанією GitHub. Ну і ще, зокрема, Visual Studio Code являється надбудовою над AtomShell, що застосовують браузерний рушій Chromium та Node.js. Даний редактор має вбудований зневаджувач, інструменти з роботою із Git та засоби рефакторингу, автодоповнення типових конструкцій та ще контекстної підказки, навігації по коду. Також даний продукт підтримує розробки для платформ Node.js і ASP.NET та виступає в ролі легковагового рішення, яке надає обходитись без повного інтегрованого середовища розробки. Підтримується багато мов та технологій — JavaScript, HandleBars, C++, C#, TypeScript, Jade, PowerShell, LESS і SASS, PHP, R,Python, Visual Basic, XML, Batch, F#, DockerFile, Java, Objective-C , Luna, Markdown, JSON, HTML, CSS, Нахе. Особливостями Visual Studio Code також є ще те, що воно дозволяє розробити як консольні додатки, так й додатки із графічним інтерфейсом, навіть із підтримкою технології Windows Forms, і ще й також веб-додатки, веб-сайти, веб-служби як у рідному, так само й в керованому кодах для всіх платформ [46].

Переваги Visual Studio Code:

- широко розширювальна бібліотека доповнень тауже готових рішень;
- безліч налаштування для користувача, що є дуже комфортним (як всієї програми, так і інтерфейсу);
- мультифункціональність (редактор цілком підтримує практично усі мови, що застосовуються у створенні додатків);
- гнучкість та простота.

Для роботи над своєю магістерською роботою було обрано також програмне забезпечення Visual Studio Code. Було зупинено вибір на ньому, тому що це чудовий редактор коду, доповнює вищезгадане середовище PyCharm, в комбінації з яким збільшується функціонал та поєднуються можливості двох топових програм для розробки на мові Python. Ще також присутня велика кількість додаткових розширень, що значною мірою

роблять дане середовище найбільш підходящим для спроектування програми в моєму напрямі.

3.2 Розробка структури програми

Архітектура програми для розпізнаванню обличчя з відеопотоку формується із п'яти модулів — модуль захоплення зображення, який створено на основі бібліотеки OpenCV, модуль виділення обличчя людини, в якому також присутня попередньо згадана бібліотека, модуль формування ознак, модуль виведення зображення в реальному часі та модуль для отриманого зображення із використанням нейронної мережі (див. додаток Д). Модуль захоплення відеозображення надає системі можливість отримання введення із відповідного периферійного пристрою або локального файлу. Отримуючи окремі кадри відео, система проводить розпізнавання за допомогою нейронної мережі і обробляє отримані результати. Захоплення відео реалізується за допомогою пакету `opencv-python`, реалізації відкритої бібліотеки OpenCV мовою Python, яка надає широкі можливості комп'ютерного зору і також використовує сумісний з нейроною мережею формат даних — зображення в OpenCV зберігаються у багатоканальних масивах `numpy`, використовуючи кольорову схему BGR. Таким чином, для використання зображення OpenCV модулем нейронної мережі достатньо здійснити перетворення кольорової схеми та розширити масив додатковими вимірами. Незалежно від джерела введення, програмний інтерфейс захоплення відео-потoku має забезпечувати можливість отримання даних [47]. Наступний модуль — виділення обличчя із відеопотоку. Для цього застосовується метод Віюлі-Джонса, все тієї ж бібліотека OpenCV. При роботі даного методу здійснюється виділення певного обличчя з відео в реальному часі. При роботі даного методу використовується зображення у інтегральному представленні, що, в свою чергу, дає швидко обраховувати всі необхідні об'єкти. Після чого застосовується бустинг для обрання найкращої ознаки шуканого обличчя на потрібній частині відзображення. Потім ж ознаки опиняються на вході класифікатора, який надає результат — це «істина» чи «хибність». Ну і після чого ще

використовують каскадні ознаки, щоб більш швидко відкинути вікно, де було віднайдено обличчя. Також ще й застосовуються ознаки Хаара, із допомогою яких відбувається пошук необхідного обличчя. Каскади Хаара — це набори масок, прямокутних віконць, кожне з яких являє собою зображення з певним чорно-білим візерунком. Накладення маски на певну частину кадру дає числове значення — результат згортки маски з кадром — програма складає яскравість всіх пікселів зображення, що потрапили при накладенні в білу частину маски, а також яскравість всіх пікселів, що потрапили в чорну частину маски, потім обчислює різницю цих значень. Результат згортки порівнюється з пороговою величиною. Також можна підібрати такий набір масок і скласти такий класифікатор (алгоритм, який визначає об'єкт в кадрі), який буде враховувати ці особливості і максимально точно зможе детектувати особа. Потім ж застосовується модуль для формування ознак, у якому застосовується AdaBoost, та функціонує він наступним чином — кожна ознака застосовується до відповідного зображення. Відбираються ознаки із найменшою кількістю помилок. Спочатку тестовим зображенням буде присвоюватися однакова вага, але після кожної невірної класифікації вага зображень буде збільшуватися. Даний процес відбувається до тих пір, коли не буде досягнуто потрібної точності, або ж досягнуто певного коефіцієнту помилок, ну або ж відібрано певна кількість ознак. Модуль виведення зображення. З метою обробки відео неможливо використовувати багатопоточність, оскільки всі кадри відео зчитуються до того, як можна застосувати виявлення об'єктів до перших, поміщених до вхідної черги. Кадри, які зчитуються при заповненні вхідної черги, губляться. Якщо вхідні чергу не заповнена, наступний кадр зчитується з відеопотоку і поміщається в чергу. Інакше нічого не робиться, поки кадр не потрапляє з вхідної черги. І тому, для вирішення проблеми порядків кадрів, було використував пріоритетну чергу у якості другої черги виводу — кадри зчитуються та поміщаються до вхідної черги із відповідними номерами кадрів, тобто фактично об'єкт списку Python поміщається в певну чергу. Після чого, потім обираються кадри із вхідної черги, обробляють їх та поміщаються в першу чергу виведення, з все ще з їх відносним номером кадру. Якщо чергу

пріоритету виведення не порожня, обираються кадр із найвищим пріоритетом. Якщо попередній відповідає очікуваному номеру кадру, кадр додається у вихідний відеопотік та, при необхідності записується, в іншому випадку кадр втягнений в чергу з пріоритетами. Ну і модуль для отримання зображення. Для початку, ініціалізуються вікно, куди буде відправлятися зображення із камери. Звернення до вікна здійснюється через строкову константу («ім'я»). Потім ж виконується захоплення камери необхідним методом, що приймає в якості аргументу номер камери, в мене одна камера, тому вона приймає значення 0. Далі ж йде робочий цикл — отримується знімок з камери та демонструється у вікні. Також добавлено додатковий функціонал — використовуючи клавішу «q» можна зробити скріншот зображення обличчя із відеопотоку.

3.3 Розробка програми розпізнавання обличчя

Ключові точки використовуються при вирішенні різних завдань, серед яких і проблема вирівнювання зображень облич, яка, наприклад, вирішується за допомогою пошуку ключових точок. Реалізація цього методу міститься в бібліотеках OpenCV і DLib та розрахована на пошук 68 ключових точок, але при необхідності кількість точок можна змінити. В результаті пропонується наступний модифікований алгоритм:

- локалізувати області осіб на зображенні методом Віюлі-Джонса, в результаті чого визначається обмежує особа прямокутник;

- знайти ключові точки особи за допомогою реалізованого в бібліотеці DLib підходу, заснованого на вирішальних деревах.

Для навчання даних ключових точок необхідно знайти:

- набір помічених вручну ключових точок на зображенні, що оточують кожен частину обличчя;

- задані ймовірні відстані між парами вхідних пікселів.

Кінцевим результатом є високоточний детектор [48] ключових точок особи, який можна використовувати в режимі реального часу, як додатковий функціонал — ідентифікація особи. Отже, для розробки програми, перш за все, необхідно скачати бібліотеку з відкритим вихідним кодом OpenCV, та потрібні

для подальшого проектування компоненти цієї бібліотеки — `numpy`, `cv2`, `dlib` та `face_recognition`. Для створення нейронної мережі, та відповідно імплементації нейрона необхідно застосувати NumPy, у якій вже за замовчуванням знаходяться дані та код даної ж мережі (див. додаток Б). Це є потужна обчислювальна бібліотека Python, що застосовує математичні операції.

```
from imutils.video import VideoStream, FPS
import dlib
import cv2
import face_recognition
import numpy as np
from PIL import ImageGrab
from tkinter import*
```

I, після чого, здійснюємо підключення відео-потoku з IP камери.

```
vs = VideoStream(src=0).start()
```

Потім ж підключаємо всі необхідні детектори, які налаштовані на пошук потрібних облич.

```
detector = dlib.get_frontal_face_detector()
predictor = dlib.shape_predictor(
```

```
    "C:/Users/user/AppData/Local/Programs/Python/Python37/Lib/site-
packages/face_recognition_models/models"
```

```
    "/shape_predictor_68_face_landmarks.dat")
```

```
while True:
```

Після чого отримуємо зображення з відеопотоку.

```
frame = vs.read()
```

Ще обов'язковий етап — конвертація зображення в чорно-біле.

```
grayFrame = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
```

При ситуації, коли присутня велика кількість осіб, зручно застосувати підрахунок осіб, що знаходяться в полі зору камери.

```
cv2.putText(frame, "{} face(s) found".format(len(faces)), (30, 40),
cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5, (255, 0, 0),
```

Ну а тоді ще ж потрібно отримати координати контрольних точок та їх побудова на зображенні.

```
landmarks = predictor(grayFrame, face)
    for n in range(0, 68):
        x = landmarks.part(n).x
        y = landmarks.part(n).y
        cv2.circle(frame, (x, y), 2, (0, 0, 255), -3)
    cv2.putText(frame, "Press ESC to close the window", (10, 20),
cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 0), 2)
```

Як вже згадувалось вище, також добавлено можливість ідентифікації особи, якщо в цьому є необхідність. Для цього потрібно отримати координати вершин прямокутника та побудувати його на зображенні, що здійснюється на основі згорткової нейронної мережі, яка й використовується для розробки даної програми.

```
landmarks = predictor (grayFrame, face)
    for n in range (0, 68):
        x = landmarks.part(n).x
        y = landmarks.part(n).y
        cv2.circle(frame, (x, y), 2, (0, 0, 255), -3)
```

Для завершення, виконується ще здійснюється виведення перетвореного зображення з позначеними контрольними точками.

```
cv2.imshow("The result of the program", frame)
    key = cv2.waitKey(1)
    if key == 27:
        break
```

Для зручності користувача добавлено можливість зупинки відеопотоку в будь який момент та здійснення скріншоту за допомогою вікна.

```
tk.geometry('250x250+200+100')
txt = Text(tk)
    txt.delete("1.0", END)
    screen.save('screenshot.png', 'PNG')
```

3.4 Перевірка якості роботи програми

Щоб виконати оцінювання якості систем і алгоритмів розпізнавання обличчя, застосовувались категорії — точність, швидкість та швидкість відносно зміни ключових точок обличчя. Точність роботи системи розпізнавання обличчя демонструє ймовірність правильного розпізнавання обличчя особи із відеопотоку. Реальне та достовірне значення швидкості розпізнавання в загальному випадку доволі складно визначити, можна лише приблизно визначити дану величину відносно кількості точок та зміни цієї ж кількості залежно від різноманітних ситуацій (таблиця 3.1, рисунок 3.4). Оцінка кількості ключових точок системи розпізнавання показує здатність її апіорно оцінювати ступінь точності власного ж одержаного результату.

Таблиця 3.1 — Результати швидкості розпізнавання обличчя

К-сть точок	Перша спроба	Друга спроба	Третя спроба	Середнє значення
60	91 мс.	85 мс.	79 мс.	85 мс.
50	75 мс.	78 мс.	70 мс.	74 мс.
40	73 мс.	70 мс.	72 мс.	72 мс.
30	86 мс.	73 мс.	98 мс.	86 мс.
25	90 мс.	63 мс.	76 мс.	76 мс.
20	61 мс.	75 мс.	83 мс.	73 мс.
10	69 мс.	75 мс.	71 мс.	72 мс.

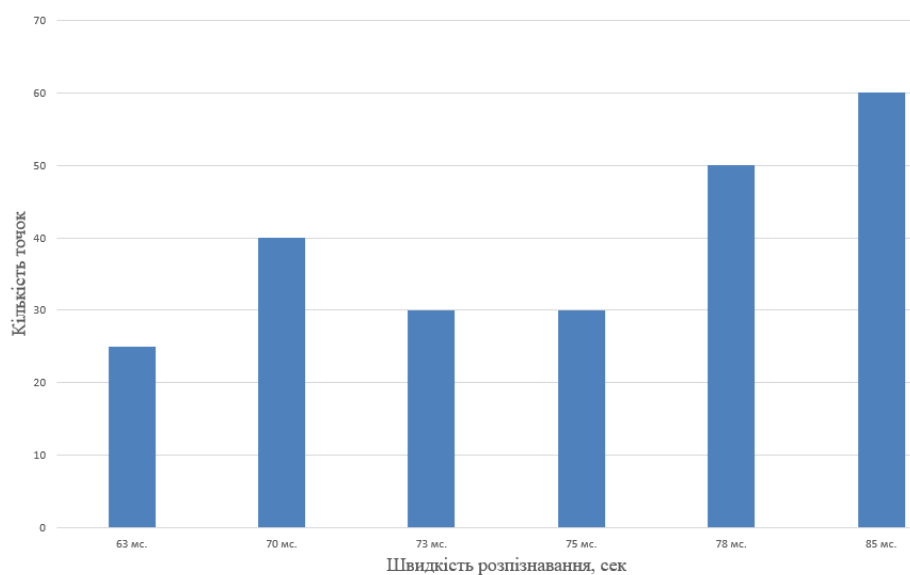


Рисунок 3.4 — Діаграма дослідження швидкості розпізнавання обличчя

Тому й в такому епізоді точність розпізнавання з'ясовується апостеріорною ймовірністю вірного розпізнавання особи за зображенням обличчя людини в реальному часі. Застосовуючи даний підхід, завдання розпізнавання особи можна сформулювати як задачу максималізації апостеріорної ймовірності правильного розпізнавання особи за зображенням обличчя людини в реальному часі. Перевірка виконувалась в умовах різного освітлення, поворотах та нахилах при різних кутах обличчя людини (таблиця 3.2, рисунок 3.5).

Таблиця 3.2 — Результати дослідження розпізнавання обличчя відповідно куту нахилу обличчя

Відсоток розпізнавання особи	Кут нахилу обличчя особи
97%	30°
95%	31°
92%	32°
90%	32°
85%	33°
84%	34°
83%	35°
79%	36°
76%	37°
70%	38°
68%	39°
65%	40°

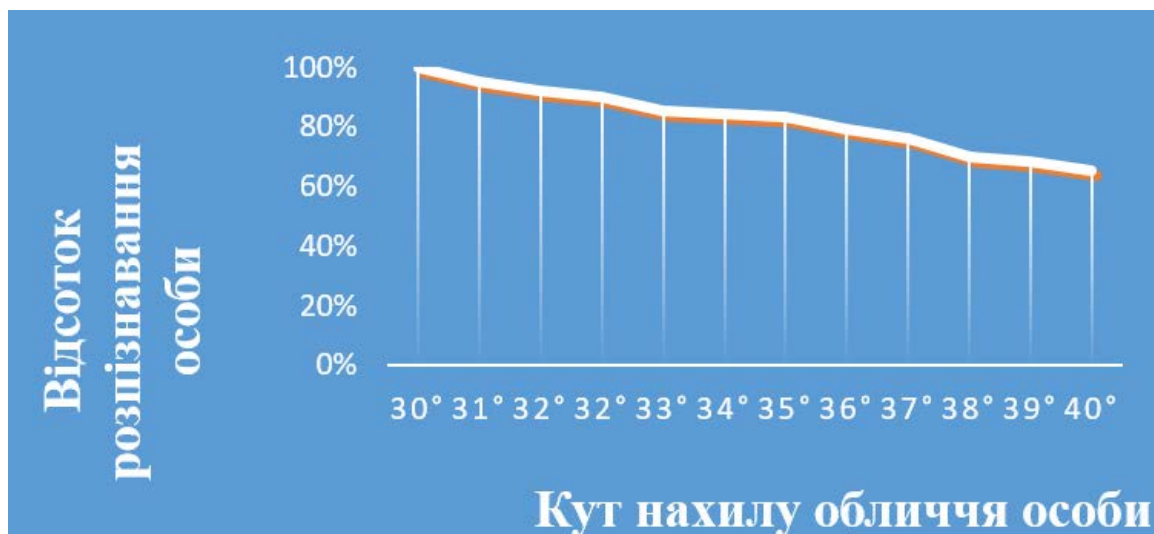


Рисунок 3.5 — Діаграма дослідження розпізнавання обличчя відповідно куту нахилу обличчя

Запропонований спосіб розпізнавання обличчя людини можна назвати доволі точним та коректним, й також із зменшенням відстані до веб-камери точність збільшується. Отримані результати показують, що запропонований метод працює досить добре. Це пояснюється тим, що результати, отримані за допомогою нашого методу, є більш надійними, а також підтверджують, що вибране обличчя людини відповідає колірному простору людського обличчя. Для тестування програми було відібрано серію фотографій з різними кутами огляду. Як видно на рисунку 3.6, вибір впливає на кут огляду, тобто камера не може зафіксувати всі важливі моменти, тому обличчя не виділяється, що є істотним недоліком пропонованого рішення.

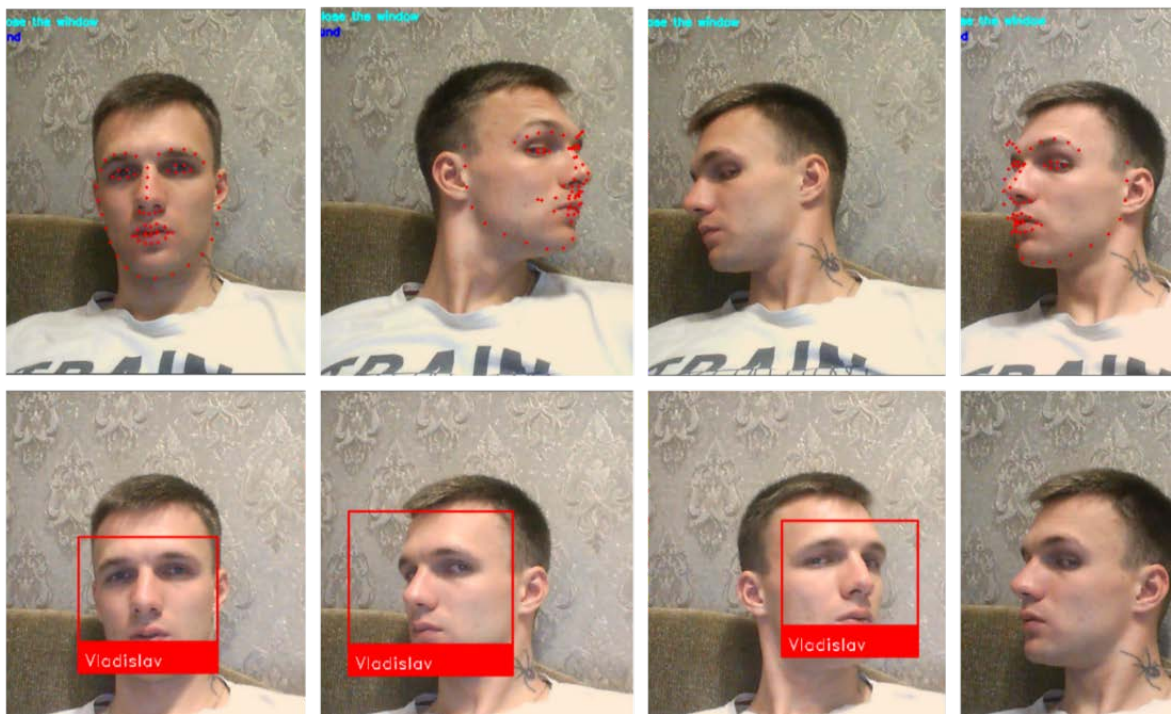


Рисунок 3.6 — Результати тестування програми

Загалом можна зробити висновок, що запропонований підхід до фотографії людського обличчя (див. додаток Ж, И) може знайти застосування у системах вибору та розпізнавання обличчя. Тако ж в даному розділі було розглянуто та обрано інструментарій для розробки програми, описано структуру програми та приведено опис коду програмного продукту та етапи його розробки.

4 РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ДОЦІЛЬНОСТІ СТВОРЕННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАСОБУ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСОБИ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ ОБЛИЧЧЯ

Дослідження завжди дорогі. Ці витрати на виробництво та реалізацію товарів необхідно постійно зменшувати, оскільки це прогрес будь-якого виробництва. На основі економічних розрахунків [49] можна продемонструвати рентабельність та ефективність впровадження результатів досліджень у виробництво, тобто комерціалізація наукових досліджень. Дана магістерська кваліфікаційна робота відноситься до розряду прикладної науково-технічної роботи. Прогнозується виведення науково-технічної розробки на ринок із залученням потенційним інвестором. Дану послідовність приведено на рисунку 4.1.

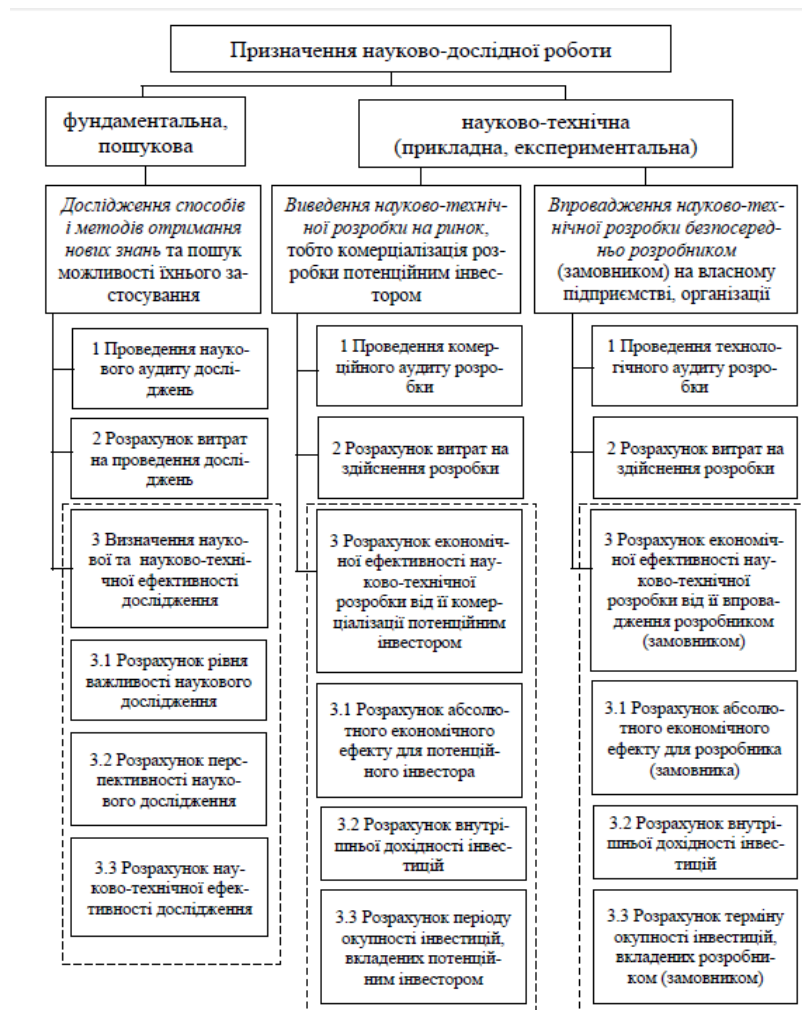


Рисунок 4.1 — Складові економічної частини магістерської кваліфікаційної роботи

Економічна частина цієї магістерської роботи буде поділена на такі елементи. Усі подальші економічні розрахунки будуть розглянуті у згаданих розділах економічної частини.

4.1 Проведення комерційного та технологічного аудиту науково-технічної розробки

Метою оцінки потенціалу комерційного розвитку є оцінка потенціалу комерційного розвитку, що впливає з науково-технічних досліджень. За результатами оцінки робляться висновки про напрямки (особливості) організації в майбутньому її впровадження з урахуванням встановленої оцінки. Комерційний потенціал інвестицій буде оцінюватись відповідно до дванадцяти критеріїв, наведених у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 — Оцінювання комерційного потенціалу розробки

Критерії оцінювання та бали (за 5-бальною шкалою)					
Критерій	0	1	2	3	4
Технічна здійсненність концепції:					
1	Достовірність концепції не підтверджена	Концепція підтверджена експертними висновками	Концепція підтверджена розрахунками	Концепція перевірена на практиці	Перевірено робоздатність продукту в реальних умовах
Ринкові переваги (недоліки):					
2	Багато аналогів на малому ринку	Мало аналогів на малому ринку	Багато аналогів на великому ринку	Один аналог на великому ринку	Продукт не має аналогів на великому ринку
3	Ціна продукту значно вища за ціни аналогів	Ціна продукту дещо вища за ціни аналогів	Ціна продукту приблизно дорівнює цінам аналогів	Ціна продукту дещо нижче за ціни аналогів	Ціна продукту значно нижче за ціни аналогів
4	Технічні та споживчі властивості продукту значно гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту на рівні аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи кращі, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту значно кращі, ніж в аналогів

Продовження таблиці 4.1

5	Експлуатаційні витрати значно вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати дещо вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати на рівні експлуатаційних витрат аналогів	Експлуатаційні витрати трохи нижчі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати значно нижчі, ніж в аналогів
Ринкові перспективи					
6	Ринок малий і не має позитивної динаміки	Ринок малий, але має позитивну динаміку	Середній ринок з позитивною динамікою	Великий стабільний ринок	Великий ринок з позитивною динамікою
Практична здійсненність					
7	Активна конкуренція великих компаній на ринку	Активна конкуренція	Помірна конкуренція	Незначна конкуренція	Конкурентів немає
8	Відсутні фахівці як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї	Необхідно наймати фахівців або витратити значні кошти та час на навчання наявних фахівців	Необхідне незначне навчання фахівців та збільшення їх штату	Необхідне незначне навчання фахівців	Є фахівці з питань як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї
9	Потрібні значні фінансові ресурси, які відсутні.	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування відсутні	Потрібні значні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Не потребує додаткового фінансування
10	Необхідна розробка нових матеріалів	Потрібні матеріали, що використовуються у військово-промисловому комплексі	Потрібні дорогі матеріали	Потрібні досяжні та дешеві матеріали	Всі матеріали для реалізації ідеї відомі та давно використовуються у виробництві
11	Термін реалізації ідеї більший за 10 років	Термін реалізації ідеї більший за 5 років. Термін окупності інвестицій більше 10-ти років	Термін реалізації ідеї від 3-х до 5-ти років. Термін окупності інвестицій більше 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій від 3-х до 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій менше 3-х років

Закінчення таблиці 4.1

12	Необхідно регламентні документи та велика кількість дозвільних документів на виробництво продукту	Необхідно отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту	Процедура отримання дозвільних документів для виробництва та реалізації продукту вимагає незначних коштів та часу	Необхідно тільки повідомлення відповідним органам про виробництво та реалізацію продукту	Відсутні будь-які регламентні обмеження на виробництво та реалізацію продукту
----	---	---	---	--	---

На основі таблиці різні експерти, у нашому випадку викладачі кафедри ОТ визначають різні результати. Результати цієї оцінки комерційного потенціалу узагальнено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 — Результати оцінювання комерційного потенціалу розробки

Критерії	Експерт (ПІБ, посада)		
	1 Семеренко В. П., к.т.н., доц. кафедри ОТ	2 Крупельницький Л.В., к.т.н., доц. кафедри ОТ	3 Черняк О.І., к.т.н., доц. кафедри ОТ
	Бали:		
1.Технічна здійсненність концепції	3	2	3
2.Ринкові переваги (наявність аналогів)	4	2	4
3. Ринкові переваги (ціна продукту)	3	3	3
4.Ринкові переваги (технічні властивості)	3	4	3
5. Ринкові переваги (експлуатаційні витрати)	2	3	3
6. Ринкові перспективи (розмір ринку)	3	4	4
7. Ринкові перспективи (конкуренція)	3	3	3
8. Практична здійсненність (наявність фахівців)	3	3	2
9. Практична здійсненність (наявність фінансів)	2	3	3

Закінчення таблиці 4.2

10. Практична здійсненність (необхідність нових матеріалів)	1	4	2
11. Практична здійсненність (термін реалізації)	3	4	3
12. Практична здійсненність (розробка документів)	3	3	3
Сума балів	$СБ_1 = 35$	$СБ_1 = 38$	$СБ_1 = 36$
Середньо-арифметична сума балів $СБ_c$	$СБ_c = \frac{\sum_1^3 СБ_i}{3} = \frac{35 + 38 + 36}{3} = 36,3$		

Відповідно до таблиці 4.2, а також відповідно до рекомендацій, наведених у таблиці 4.3, можна зробити висновок про рівень потенціалу комерційного розвитку [50].

Таблиця 4.3 — Рівні комерційного потенціалу розробки

Середньоарифметична сума балів $\overline{СБ}$, розрахована на основі висновків експертів	Рівень комерційного потенціалу розробки
0 — 10	Низький
11 — 20	Нижче середнього
21 — 30	Середній
31 — 40	Вище середнього
41 — 48	Високий

З урахуванням середніх арифметичних балів $СБ_c = 36,3$, які були визначені експертами, можна зробити висновок, що рівень комерційного потенціалу цієї розробки буде вище середнього.

Програмний ресурс FINDFACE було використано для порівняння властивостей. Це програмне забезпечення має більш широкий спектр застосування та дещо вищий відсоток розпізнавання людського обличчя в Інтернеті.

Нова розробка, навпаки, є вузькоспрямованою і тому має більшу швидкість. Окрім того, інтерфейс не перевантажений зайвою інформацією, що значно полегшує роботу. Розповсюдження аналога відбувається лише в рамках

передплати, тоді як плата за використання програми, яка є продуктом розробки, є одноразовою.

Також, ще один аналог розробленого програмного забезпечення — ZetPro VMS, який призначений для роботи з різними виробниками систем відеоспостереження — камери, мережеві реєстратори. Дане програмне забезпечення має модулі розпізнавання облич, розпізнавання номерів з RTPS, Розпізнавання марки і моделі авто тощо. Якщо ж здійснити порівняння із створеним програмним продуктом, то ZetPro VMS має певні переваги — більш розширений функціонал, застосування 4 каналів для розпізнавання обличчя в реальному часі і чималу кількість інтелектуальних модулів.

Ну і, звісно ж, є певний недолік — в базовій, безкоштовній версії аналогі в значній мірі обмежений функціонал, в той час, як в даній розробці магістерської кваліфікаційної роботи він безкоштовний та доступний у вільному доступі. Порівня розробки з її аналогами приведено в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 — Порівняння характеристик розробки із аналогом

Показники	Розробка	Аналог1	Аналог2
Функціонал	9	9	9
Швидкодія	8	7	9
Надійність	8	8	8
Метод розповсюдження	8	7	6
Інтерфейс, простота використання	8	8	7

Продукт буде просуватися за допомогою реклами в соціальних мережах, пошукових системах та багатьох інших джерелах Інтернету. Використовуючи аналітику цих сервісів, можна буде націлити рекламу на цільову групу захисників інформації.

Продукт також може бути використаний в інформаційній безпеці для розмежування доступу, банківської справи, соціальних мереж, криміналістики, комп'ютерних ігор та інших сфер.

Новизна дослідження полягає в тому, що вперше буде запропоновано та впроваджено поєднання методу ключової точки (Віола-Джонс) із методом розпізнавання на основі локальних двійкових шаблонів як алгоритму розпізнавання облич, що дозволило збільшити швидкість та надійність розпізнавання облич у потоках відео в реальному часі.

Виходячи з результатів цього порівняння, можна з упевненістю сказати, що новий дизайн є конкурентоспроможним, оскільки в деяких аспектах в ньому переважає один з найкращих аналогів на ринку. Даний рівень було досягнуто за рахунок покращення та/або розширення функціональних можливостей нової науково-технічної розробки порівняно з аналогічними розробками, існуючими в цей час на ринку.

4.3 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи

У магістерській роботі розглядається програмне забезпечення для розпізнавання осіб на основі зображення особи, тому значну частину витрат складають витрати на розробку, а не на виробництво та відтворення [50]. Відповідно, є певна специфіка розрахунків.

4.3.1 Витрати на оплату праці

Основна заробітна плата розробників, що працюють над проектом, визначена у формулі 4.1:

$$Z_o = \sum_{i=1}^k \frac{M_{ni} \cdot t_i}{T_p}, \quad (4.1)$$

де k — кількість посад дослідників, залучених до процесу досліджень;

M_{ni} — місячний посадовий оклад конкретного дослідника, грн;

T_p — середня кількість робочих днів в місяці, $T_p = 21 \dots 23$ дні; обрано 22 дні;

t_i — кількість днів роботи конкретного дослідника, дн.

Над створенням розробки працював менеджер проекту та інженер програмного забезпечення, тому ми виконаємо для данх працівників усі необхідні розрахунки, та після чого вносимо їх до таблиці 4.5:

$$З_{о.к.} = \frac{16500 \cdot 8}{22} = 6000(\text{грн}),$$

$$З_{о.в.} = \frac{11000 \cdot 44}{22} = 22000(\text{грн}).$$

Таблиця 4.5 — Витрати на заробітну плату дослідників

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн.	Оплата за робочий день, грн.	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн.
Керівник проекту	16500	750	8	6000
Старший інженер-програміст	11000	500	44	22000
Всього				28000

Витрати на основну заробітну плату робітників за відповідними найменуваннями робіт відсутні, тобто $З_p = 0$. Додаткова винагорода ($З_{дод.}$) усіх розробників та працівників, які брали участь у цьому етапі роботи, обчислюється як 10 ... 12% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою 4.2:

$$З_{дод.} = (З_о + З_p) \cdot \frac{N_{дод.}}{100\%}, \quad (4.2)$$

де $N_{дод.}$ — норма нарахування додаткової заробітної плати.

$$З_{дод.к.} = \frac{10 \cdot 6000}{100} = 600(\text{грн}),$$

$$З_{дод.в.} = \frac{10 \cdot 22000}{100} = 2200(\text{грн}),$$

$$З_{\text{дод}} = З_{\text{дод.к.}} + З_{\text{дод.в.}} = 2800 \text{ (грн.)}$$

4.3.2 Відрахування на соціальні заходи

Заробітна плата робітників відсутня, тому $З_p = 0$. Нарахування на заробітну плату дослідників та нарахування на заробітну плату працівників, які брали участь у цьому етапі роботи, розраховується як 22% від суми основної та додаткової заробітної плати дослідників і робітників за наступною формулою 4.3:

$$З_n = (З_o + З_p + З_{\text{дод}}) \cdot \frac{Н_{\text{зп}}}{100\%}, \quad (4.3)$$

де $Н_{\text{зп}}$ — норма нарахування на заробітну плату.

$$З_n = (28000 + 0 + 2800) \cdot \frac{22\%}{100\%} = 6776 \text{ (грн.)}$$

4.3.3 Сировина та матеріали

Витрати на матеріали (M), у вартісному вираженні розраховуються окремо по кожному виду матеріалів за наступною формулою 4.4:

$$M = \sum_{j=1}^n H_j \cdot Ц_j \cdot K_j - \sum_{j=1}^n B_j \cdot Ц_{\text{в}j}, \quad (4.4)$$

де H_j — кількість матеріалу j -го виду, шт.;

n — кількість видів матеріалу;

$Ц_j$ — ціна матеріалу j -го виду, грн.;

K_j — коефіцієнт транспортних витрат, $K_j = (1, 1, \dots, 1, 15)$, обираємо $K_j 1, 15$;

B_j — маса відходів j -го найменування, кг.;

$Ц_{\text{в}j}$ — вартість відходів j -го найменування, грн/кг.

Результати розрахунків занесено до таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 — Витрати на матеріали

Найменування комплектуючих	Ціна за 1 штуку, грн	Кількість матеріалу, штук	Величина відходів, кг	Ціна відходів, грн/кг	Вартість витраченого матеріалу, грн
Ручка	30,00	1	0,06	1,80	29,89
Карта пам'яті	650,00	1	0	0,00	650,00
Пачка офісного папіру	176,00	1	0,5	2,50	86,25
Всього (з урахуванням транспортних витрат)					881,06

4.3.4 Розрахунок витрат на комплектуючі

Оскільки кінцевий продукт, який ми створюємо — це програмний інструмент, це не спричиняє жодних витрат на компоненти та $K_v = 0$.

4.3.5 Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт

Спецустаткування для проведення експериментальних робіт по створенню програмного продукту по розпізнаванню особи за зображенням її обличчя не має потреби залучати.

4.3.6 Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт

Програмне забезпечення для створення програмного продукту по розпізнаванню особи за зображенням її обличчя використовується таке, що є у вільному розповсюдженні, тому витрати на придбання такого забезпечення відсутні. Це мова програмування Python та програмні продукти із бібліотек із відкритим кодом OpenCV і DLib.

4.3.7 Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень

В спрощеному вигляді амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання, приміщень та програмному забезпеченню тощо можуть бути

розраховані з використанням прямолінійного методу амортизації за формулою 4.5:

$$A_{\text{обл}} = \frac{Ц_б}{T_в} \cdot \frac{t_{\text{вик}}}{12}, \quad (4.5)$$

Таблиця 4.7 — Амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання

Найменування обладнання	Балансова вартість, грн.	Строк корисного використання, років	Термін використання, місяців.	Амортизаційні відрахування, грн
ЕОМ	11000	2	2	916,67
Приміщення	100000	20	2	833,33
Всього				1750

4.3.8 Паливо та енергія для науково-виробничих цілей

Витрати на силову електроенергію (B_e) розраховують за формулою 4.6:

$$B_e = \sum_{i=1}^n \frac{W_{yi} \cdot t_i \cdot Ц_e \cdot K_{впі}}{\eta_i}, \quad (4.6)$$

де W_{yi} — встановлена потужність обладнання на певному етапі розробки, кВт;

t_i — тривалість роботи обладнання на етапі дослідження, год.;

$Ц_e$ — вартість 1 кВт-години електроенергії, грн, (вартість електроенергії визначається за даними енергопостачальної компанії), $Ц_e = 4,62$ [51];

$K_{впі}$ — коефіцієнт, що враховує використання потужності, $K_{впі} < 1$; обираємо $K_{впі} = 0,7$;

η_i — коефіцієнт корисної дії обладнання, $\eta_i < 1$, обираємо $\eta_i = 0,8$.

$$B_e = \sum_{i=1}^1 \frac{0,07 \cdot 352 \cdot 4,62 \cdot 0,7}{0,8} = 100,52 \text{ (грн.)}$$

Проведені розрахунки необхідно звести до таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 — Витрати на електроенергію

Найменування обладнання	Встановлена потужність, кВт	Тривалість роботи, год	Сума, грн
ЕОМ	0,07	352	100,52
Всього			100,52

4.3.9 Службові відрядження

Під час розробки програмного забезпечення відрядження штатних працівників, працівників організацій, які працюють за договорами цивільно-правового характеру, магістрів, зайнятих розробленням досліджень, відрядження, пов'язані з проведенням випробувань машин та приладів, а також витрати на відрядження на наукові з'їзди, конференції, наради, пов'язані з виконанням конкретних досліджень, не плануються.

4.3.10 Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації

Витрати за статтею «Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації» не плануються, так як у цьому немає потреби.

4.3.11 Інші витрати

Витрати за статтею «Інші витрати» розраховуються як 50...100% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою 4.7:

$$I_{\text{в}} = (Z_{\text{о}} + Z_{\text{р}}) \cdot \frac{N_{\text{ів}}}{100\%}, \quad (4.7)$$

де $N_{\text{ів}}$ — норма нарахування за статтею «Інші витрати».

$$I_{\text{в.к.}} = 6000 \cdot \frac{50\%}{100\%} = 3000 \text{ (грн.)},$$

$$I_{\text{в.в.}} = 22000 \cdot \frac{50\%}{100\%} = 11000 \text{ (грн.)},$$

$$I_{\text{в}} = I_{\text{в.к.}} + I_{\text{в.в.}} = 14000 \text{ (грн.)}.$$

4.3.12 Накладні (загально виробничі) витрати

Витрати за статтею «Накладні (загально виробничі) витрати» розраховуються як 100...150% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою 4.8:

$$V_{\text{нзв}} = (З_о + З_р) \cdot \frac{N_{\text{нзв}}}{100\%}, \quad (4.8)$$

де $N_{\text{нзв}}$ — норма нарахування за статтею «Накладні (загально виробничі) витрати».

Беремо норму нарахування 100%.

$$V_{\text{нзв.в.}} = 6000 \cdot \frac{100\%}{100\%} = 6000 \text{ (грн.)},$$

$$V_{\text{нзв.к.}} = 22000 \cdot \frac{100\%}{100\%} = 22000 \text{ (грн.)},$$

$$V_{\text{нзв}} = V_{\text{нзв.к.}} + V_{\text{нзв.в.}} = 28000 \text{ (грн.)}.$$

Витрати на проведення науково-дослідної роботи розраховуються як сума всіх попередніх статей витрат за формулою 4.9:

$$V_{\text{заг}} = З_о + З_р + З_{\text{дод}} + З_н + М + К_в + V_{\text{спец}} + V_{\text{прг}} + A_{\text{обл}} + В_е + В_{\text{св}} + В_{\text{сп}} + I_{\text{в}} + V_{\text{нзв}}. \quad (4.9)$$

У нашому випадку:

$$З_р = 0, К_в = 0, V_{\text{спец}} = 0, V_{\text{прг}} = 0, В_{\text{св}} = 0, В_{\text{сп}} = 0, \text{ тому отримаємо:}$$

$$\begin{aligned} V_{\text{заг}} &= 28000 + 2800 + 6776 + 881,06 + 1750 + 100,52 + 14000 + 280 \\ &= 82307,78 \text{ (грн)}. \end{aligned}$$

Загальні витрати ЗВ на завершення науково-дослідної роботи та оформлення її результатів розраховуються за формулою 4.10:

$$ЗВ = \frac{В_{\text{заг}}}{\eta}, \quad (4.10)$$

де η — коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання науково-дослідної роботи, обираємо $\eta = 0,5$.

$$ЗВ = \frac{82307,78}{0,5} = 164615,56 \text{ (грн)}.$$

4.4 Розрахунок економічної ефективності науково-технічної розробки за її можливої комерціалізації потенційним інвестором

Розробка чи суттєве вдосконалення програмного засобу (програмного забезпечення, програмного продукту) для використання масовим споживачем.

Для всіх наведених випадків можливе збільшення чистого прибутку у потенційного інвестора $\Delta\Pi_i$ для кожного із років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки [52], розраховується за формулою 4.11:

$$\Delta\Pi_i = (\pm\Delta\Pi_0 \cdot N \cdot \Pi_0 \cdot \Delta N)_i \cdot \lambda \cdot \rho \cdot \left(1 - \frac{\vartheta}{100}\right) \quad (4.11)$$

де $\pm\Delta\Pi_0$ — зміна основного якісного показника від впровадження результатів науково-технічної розробки в аналізованому році;

N — основний кількісний показник, який визначає величину попиту на аналогічні чи подібні розробки у році до впровадження результатів нової науково-технічної розробки;

Π_0 — основний якісний показник, який визначає ціну реалізації нової науково-технічної розробки в аналізованому році, $\Pi_0 = \Pi_6 \pm \Delta\Pi_0$;

Π_6 — основний якісний показник, який визначає ціну реалізації існуючої (базової) науково-технічної розробки у році до впровадження результатів;

ΔN — зміна основного кількісного показника від впровадження результатів науково-технічної розробки в аналізованому році;

λ — коефіцієнт, який враховує сплату потенційним інвестором податку на додану вартість, у 2021 році ставка податку на додану вартість становить 20%, а коефіцієнт $\lambda=0,8333$;

ρ — коефіцієнт, який враховує рентабельність інноваційного продукту (послуги), рекомендується брати $\rho=0,2\dots0,5$, тому обираємо $\rho = 0,26$;

ϑ — ставка податку на прибуток, який має сплачувати потенційний інвестор, у 2021 році $\vartheta=18\%$.

В результаті впровадження результатів наукових розробок поліпшується якість програмного забезпечення, що дозволяє подорожчати за його впровадження, а кількість потенційних користувачів ресурсу збільшиться — у перший рік — на 110 одиниць, на другий рік — ще на 450 одиниць, на третій рік — ще 550 штук.

Ми прогнозуємо щорічний приріст чистого прибутку компанії від впровадження результатів наукових розробок щодо вихідного стану. Збільшення чистого прибутку підприємства $\Delta\Pi_1$ за перший рік складе:

$$\Delta\Pi_1 = [1100 \cdot 0 + (3500 + 1100) \cdot 110] \cdot 0,8333 \cdot 0,26 \cdot \left(1 - \frac{18\%}{100\%}\right) = 89895,74 \text{ (грн)}.$$

Збільшення чистого прибутку компанії $\Delta\Pi_1$ на другий рік (порівняно з базовим, тобто роком, що передує впровадженню результатів наукових досліджень) складе:

$$\begin{aligned} \Delta\Pi_2 &= [1100 \cdot 0 + (3500 + 1100) \cdot (110 + 450)] \cdot 0,8333 \cdot 0,26 \cdot \left(1 - \frac{18\%}{100\%}\right) = \\ &= 457651,03 \text{ (грн)}. \end{aligned}$$

Збільшення чистого прибутку підприємства $\Delta\Pi_1$ на третій рік складе:

$$\begin{aligned} \Delta\Pi_3 &= [1100 \cdot 0 + (3500 + 1100) \cdot (110 + 450 + 550)] \cdot 0,8333 \cdot 0,26 \cdot \left(1 - \frac{18\%}{100\%}\right) = \\ &= 1088599,38 \text{ (грн)}. \end{aligned}$$

Далі розраховують приведену вартість збільшення всіх чистих прибутків ПП, що їх може отримати потенційний інвестор від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки за формулою 4.12:

$$ПП = \sum_{i=1}^T \frac{\Delta\Pi_i}{(1 + \tau)^t}, \quad (4.12)$$

де $\Delta\Pi_i$ — збільшення чистого прибутку у кожному з років, протягом яких виявляються результати впровадження науково-технічної розробки, грн;

T — період часу, протягом якого очікується отримання позитивних результатів від впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, роки;

τ — ставка дисконтування, за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні, $\tau = 0,05 \dots 0,15$, обираємо $\tau = 0,1$;

t — період часу (в роках) від моменту початку впровадження науково-технічної розробки до моменту отримання потенційним інвестором додаткових чистих прибутків у цьому році.

$$\begin{aligned} ПП &= \frac{89895,74}{(1 + 0,1)^1} + \frac{457651,03}{(1 + 0,1)^2} + \frac{1088599,38}{(1 + 0,1)^3} = 81723,4 + 378223,99 + 817880,83 = \\ &= 1277828,22 \text{ (грн.)} \end{aligned}$$

Далі розраховують величину початкових інвестицій PV , які потенційний інвестор має вкласти для впровадження і комерціалізації науково-технічної розробки. Для цього можна використати формулу 4.13:

$$PV = k_{\text{інв}} \cdot ЗВ, \quad (4.13)$$

де $k_{\text{інв}}$ — коефіцієнт, що враховує витрати інвестора на впровадження науково-технічної розробки та її комерціалізацію, які можуть бути витрати на підготовку приміщень, розробку технологій, навчання персоналу, маркетингові заходи тощо, зазвичай $k_{\text{інв}} = 2 \dots 5$, але може бути і більшим, обираємо $k_{\text{інв}} = 2$;

$ЗВ$ — загальні витрати на проведення науково-технічної розробки та оформлення її результатів, грн.

$$PV = 2 \cdot 164615,56 = 329231,12 \text{ (грн.)}$$

Тоді абсолютний економічний ефект $E_{абс}$ або чистий приведений дохід для потенційного інвестора від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки становитиме (формула 4.14):

$$E_{абс} = ПП - PV \quad (4.14)$$

де ПП — приведена вартість зростання всіх чистих прибутків від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки, грн;

PV — теперішня вартість початкових інвестицій, грн.

$$E_{абс} = 1277828,22 - 329231,12 = 948597,1 \text{ (грн.)}$$

Внутрішня економічна дохідність інвестицій E_B , які можуть бути вкладені потенційним інвестором у впровадження та комерціалізацію науково-технічної розробки, розраховується за формулою 4.15:

$$E_B = \sqrt[T_{ж}]{1 + \frac{E_{абс}}{PV}} - 1, \quad (4.15)$$

де $E_{абс}$ — абсолютний економічний ефект вкладених інвестицій, грн;

PV — теперішня вартість початкових інвестицій, грн;

$T_{ж}$ — життєвий цикл науково-технічної розробки, тобто час від початку її розробки до закінчення отримання позитивних результатів від її впровадження, роки.

$$E_B = \sqrt[3]{1 + \frac{948597,1}{329231,12}} - 1 = 0,57$$

Далі визначають бар'єрну ставку дисконтування τ_{\min} , тобто мінімальну внутрішню економічну дохідність інвестицій, нижче якої кошти у впровадження науково-технічної розробки та її комерціалізацію вкладатися не будуть.

Мінімальна внутрішня економічна дохідність вкладених інвестицій τ_{\min} визначається за формулою 4.16:

$$\tau_{\text{мін}} = d + f, \quad (4.16)$$

де d — середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках, в 2021 році в Україні $d = 0,9...0,12$, обираємо $d = 0,11$;

f — показник, що характеризує ризикованість вкладення інвестицій; зазвичай величина $f=0,05...0,5$, але може бути і значно вищою, обираємо $f = 0,2$;

$$\tau_{\text{мін}} = d + f = 0,11 + 0,2 = 0,31\%$$

Величина $E_B > \tau_{\text{мін}}$, отже інвестор може бути зацікавлений у фінансуванні цього дослідження.

Далі розраховуємо період окупності інвестицій $T_{\text{ок}}$, які можуть бути вкладені потенційним інвестором у впровадження та комерціалізацію науково-технічної розробки за формулою 4.17:

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{E_B}, \quad (4.17)$$

де E_B — внутрішня економічна дохідність вкладених інвестицій.

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{0,57} = 1,8 \text{ року}$$

Оскільки $T_{\text{ок}} = 1,8$ року, тоді розвиток доречний.

Рівень комерційного потенціалу розвитку розробки «Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи за зображенням обличчя» вище середнього. Показники продуктивності показують, що дане програмне забезпечення підходить та буде цікавим для інвесторів. Термін окупності реалізованого проекту становить 1,8 року, тобто це менше 3 років, що підтверджує можливість інвестування в дану розробку.

ВИСНОВКИ

В останній час широке розповсюдження отримує відеоаналітика — технологія, яка використовує комп'ютерний зір для автоматизованого збору інформації у послідовності кадрів, які отримуються з відеокамер в реальному часі чи з відеозаписів. Виявлення та ідентифікація людини по обличчю широко використовується в інформаційній безпеці для розмежування доступу, банківській сфері, криміналістиці, соціальних мережах, комп'ютерних іграх та багатьох інших сферах. В даній магістерській кваліфікаційній роботі розроблені засоби та методи для виділення обличчя людини у системі відеоспостереження. Було розроблено систему розпізнавання обличчя у відеопотоках на основі метода виділення ключових точок. Для пошуку та виявлення обличчя людини в кадрах відеопотоку було використано метод Віоли-Джонса.

У першому розділі магістерської роботи було виконано аналіз методів і засобів виявлення і розпізнавання обличчя особи у відеопотоці, таких як метод головних компонент, фільтрів Габора, нейромережеві методи, метод Віоли-Джонса, прихованої марковської моделі, геометричний метод та ключових точок обличчя. Окрім цього, знайдено та обрано досить ефективні технології розпізнавання обличчя на основі використання нейронних мереж.

У другому розділі магістерської роботи було розроблено послідовність обробки зображення для виділення та розпізнавання обличчя людини, в основі якого лежить підхід по вибору ключових точок або орієнтирів обличчя людини. Описано, як саме в даному підході можуть розташовуватись головні точки на обличчі людини. Основним підходом до виділення обличчя людини у відеопотоці використано метод Віоли-Джонса, що дозволяє підвищити продуктивність програмного забезпечення. Для формування ознак обличчя людини використано гістограми розподілу яскравості пікселів сегментів, що знаходяться у околицях ключових точок обличчя. Також розроблено послідовність розпізнавання особи за зображенням обличчя із використанням згорткової башатошарової нейронної мережі.

У третьому розділі магістерської роботи було обрано інструментарій для розробки програмного продукту, а саме таке програмне забезпечення — Pycharm, Anaconda Navigator, Microsoft Visual Studio Code. А також використана високорівнева мова програмування загального призначення Python, яка орієнтована на підвищення продуктивності роботи розробника, зручності читання коду і його якості, а також на забезпечення необхідного рівня переносимості написаних на ній програм. На основі вибраних засобів було розроблено та досліджено ефективність створеного прикладного програмного продукту.

У четвертому розділі магістерської кваліфікаційної роботи було виконано обґрунтування доцільності розробки нового наукового вирішення представленої проблеми по виявленню та розпізнаванню обличчя особи із відеопотоку, здійснено розрахунок потрібних економічних затрат, що необхідні для реалізації запропонованих засобів виділення та розпізнавання обличчя із відеопотоку і позначено комерційні переваги впровадження створеного програмного продукту як засобу розпізнавання особи за зображенням обличчя із отриманого відеопотоку та його ідентифікації.

Тестування розробленої системи показало результати у значному відсотку вірних розпізнань обличчя при обробці кадрів відеопотоку із веб-камери в реальному часі, що підтвердило ефективність обраного підходу. Розроблений програмний продукт може використовуватися безпосередньо для виділення та розпізнавання особи за отриманим зображенням її обличчя.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Крістофор М. Б. Розпізнавання образів і машинне навчання — Київ: Кондор, 2008. — 489 с.
2. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Штокман — М.: Бином, 2009. — 763с.
3. Bolle R.M. Guide to Biometrics /Bolle, R.M., Connell, J., Pankanti, S., Ratha, N.K., Senior, A.W.C. — New York: SUNY Press, 2004. —241 p.
4. Земцов А.Н. Алгоритмы распознавания лиц. — Москва: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2011. — 128 с.
5. Jones P. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, V. 1, Kauai, Hawaii, USA.,2001., pp. 511–518.
6. Juwei L. Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms / L. Juwei, N. P.Konstantinos, A. Venetsanopoulos, // IEEE Transactions On Neural Networks, vol.14, no. 1, pp.117 — 126, January 2003.
7. A.V Nefian. Face Detection and Recognition Using Hidden Markovs Models / A.V. Nefian, M.H. Hayes // Image Processing. ICIP 98. International Conference, 1998 — 145 p.
8. Ahonen T. Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition / T. Ahonen, A. Hadid, M.Pietikainen // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2006, vol. 28, no 12, pp. 2037 — 2041.
9. Плахотнюк В. В. Формування вектора ознак для розпізнавання особи за зображенням обличчя/ В. В. Плахотнюк, М. А. Очкуров //Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2021) [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2021/paper/viewFile/11128/9240>. Дата звернення: Вересень 14, 2021.
10. Очкуров М. А. Розпізнавання особи за зображенням обличчя на основі виділення ключових точок / М. А. Очкуров, В. В. Плахотнюк // Матеріали І науково-технічної конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету (2021).: Збірник доповідей. — Вінниця

: ВНТУ, 2021. — с. 390-391. [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/1/vntu_2021_netpub.pdf. Дата звернення: Жовтень 08, 2021.

11. Федотов Н. Г. Теория признаков распознавания образов на основе стохастической геометрии и функционального анализа. — Москва: Наука, 2004. — 237 с.

12. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. — М.: Вильямс, 2004. — 928 с.

13. Желтов С. Ю. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения / С. Ю. Желтов. — М.: Физматкнига, 2010. — 672 с.

14. Синеглазов В. А. Глибокі нейронні мережі для вирішення завдань розпізнавання і класифікації зображення. — Україна: Національний авіаційний університет, 2020. — 276 с.

15. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В. А. Сойфера. — М.: Физматлит, 2003. — 784 с. — ISBN 5-9221-0270-2.

16. Голуб'як І. В. Методи розпізнавання облич: короткий огляд. — Україна: ДВНЗ «Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника», 2020. — 78 с.

17. Коэльё Л. Построение систем машинного обучения на языке Python. / Коэльё Л. П., Ричерт В. — Перевод с английского. — М.: ДМК Пресс, 2015. — 364с. — ISBN 978-5-97060-330-7.

18. Маккинли У. Python и анализ данных. — Перевод с английского. — М.: ДМК Пресс, 2015. — 482 с. — ISBN 978-5-97060-315-4.

19. Edwards G. J. Face recognition using active appearance models/ G. J. Edwards, T. F. Cootes, C. J. Taylor // Computer Vision . Volume 1407 of the series Lecture Notes in Computer Science, 2006 — pp 595 — 599.

20. Визильтер Ю. В. Обработка и анализ изображения в задачах машинного зрения. / Ю.В.Визильтер, С. Ю. Желтов — М.: Физматкнига, 2010. — 672 с.

21. Порівняння сервісів розпізнавання облич [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/facial-recognition-services-comparison.html>.
22. Определение и распознавание лиц [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://vabb.com.ua/service/innovation/faces/>.
23. Способ идентификации человека по геометрическим параметрам поверхности его лица (патент РФ № 9912780 от 06.11.2014, МПК G07K 08/48).
24. Способ идентификации человека на основе анализа структуры его лица по видеоизображению (US Patent № 5710833 от 08.13.2013, МПК R08Y 09/51).
25. Способ идентификации человека по его лицу. Патент США № 5164992
26. Способ идентификации человека по изображению лица (патент РФ № 2175148 от 09.10.2011, МКП G06K 03/46).
27. Способ идентификации личности человека по фронтальному изображению лица (патент РФ №2382408 от 02.11.2016, МКП T03W 06/32).
28. Способ идентификации личности человека с помощью двух и более разнесенных видеокамер (патент РФ №2370817 от 06.10.2014, МКП H03J 09/54).
29. OpenCV — библиотека компьютерного зрения с открытым исходным кодом [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://software.intel.com/en-us/articles/>.
30. Поняття алгоритму [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://sites.google.com/site/vchimoinformatikurazom/zavdanna/ponatta-algoritmu>.
31. Распознавание ключевых точек лица на изображении человека [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://moluch.ru/archive/264/61268>.
32. Модель бустинга биоинспирированных алгоритмов для решения задач классификации и кластеризации [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://cyberleninka.ru/article/n/model-bustinga-bioinspirirovannyh-algoritmov-dlya-resheniya-zadach-klassifikatsii-i-klasterizatsii>.

33. Лінійна нейронна мережа [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://uk.discografie.org/369813-linear-vs-nonlinear-neural-network-PUTODO>.
34. Моделі і методи розпізнавання образів [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://kiis.knu.ua/temi-modeli-i-metodi-rozpiznavannja-obraziv/>.
35. Створення системи розпізнавання облич на основі вейвлет-перетворень [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://journals.kntu.net.ua/index.php/pit/article/view/623>.
36. Завдання розпізнавання зображень [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://uadoc.zavantag.com/text/2103/index-1.html>.
37. Можливості Face ID: ідентифікація облич за фото [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/digital-facial-recognition.html>.
38. Timothy F Cootes. Active appearance models / F. Timothy Cootes, Gareth J Edwards, and Christopher J Taylor // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, (6) — pp.681 — 685.
39. F Cootes Timothy. Active shape models-their training and application / F Timothy Cootes, Christopher J Taylor, David H Cooper, Jim Graham *Computer // Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1) — pp.38 — 59.
40. Gareth J Edwards. Face recognition using active appearance models / J Gareth Edwards, Timothy F Cootes, Christopher J Taylor // *In ECCV*, 1998 — pp.178 — 189.
41. Jepson A. D. Robust online appearance models for visual tracking / D .A. Jepson, D. J. Fleet, T. F. El-Maraghi // *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 2003, 25(10) — pp.1296 — 1311.
42. Matthews I. Active appearance models revisited / I. Matthews, S. Baker // *Int. Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2004, 60(2) — pp.135 — 164.
43. Kazemi V. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees / V Kazemi., J. Sullivan // *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014 — pp. 1867 — 1874.

44. Shengtao Xiao. Facial Landmark Detection via Progressive Initialization / Xiao Shengtao, Shuicheng Yan, Ashraf A. Kassim // Vision–ECCV, 2015 — pp. 33 — 40.
45. Christos Sagonas. 300 faces in-the-wild challenge: The first facial landmark localization challenge / Sagonas Christos, Georgios Tzimiropoulos, Stefanos Zafeiriou, Maja Pantic // In 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2013 — pp. 397 — 403.
46. Daniel Merget. Robust facial landmark detection via a fully-convolutional local/global context network / Merget Daniel, Matthias Rock, Gerhard Rigoll // In CVPR, 2018 — pp. 256 — 260.
47. Burgos-Artizzu. Robust Face Landmark Estimation under Occlusion / Burgos-Artizzu, X. P., P. Perona, P. Dollar // IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, NSW, 2013 — pp. 1513 — 1520.
48. Kumar Ku. LUVLi Face Alignment: Estimating Landmarks' Location, Uncertainty, and Visibility Likelihood / Ku Kumar, Yuci Pai. // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020 — pp. 8233 — 8243.
49. Методичні вказівки до виконання економічної частини магістерських кваліфікаційних робіт / Уклад. : В. О. Козловський, О. Й. Лесько, В. В. Кавецький. — Вінниця : ВНТУ, 2021. — 42 с
50. Адлер О.О. Методичні вказівки до підготовки та написання курсової роботи з дисципліни «Економічне обґрунтування інноваційних рішень» / Уклад. О.О.Адлер, І.В.Причєпа, Н.М.Тарасюк. — Вінниця: ВНТУ, 2014. — 38 с.
51. Тарифи на електроенергію [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://index.minfin.com.ua/tarif/electric.php>. Дата звернення: Листопад 30, 2021.
52. Кавецький В. В. Економічне обґрунтування інноваційних рішень: Практикум / В.В.Кавецький, В.О.Козловський, І.В.Причєпа. — ВНТУ, 2013. — 110 с.

ДОДАТОК А

Міністерство освіти та науки України
Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Кафедра обчислювальної техніки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ОТ

_____ проф., д.т.н. О. Д. Азаров

«___» _____ 2021 р.

ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ

на виконання магістерської кваліфікаційної роботи
«Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи за
зображенням обличчя»
08-23.МКР.024.00.000 ТЗ

Науковий керівник: д.т.н., професор

_____ Мартинюк Т.Б.

Магістрант групи 2КІ-20м

_____ Плахотнюк В.В.

Вінниця 2021

1 Підстава для виконання магістерської кваліфікаційної роботи (МКР)

1.1 Актуальність даного дослідження визначається необхідністю вирішення основних проблем існуючих засобів розпізнавання особи за зображенням обличчя. Особливо актуальним дане дослідження є у зв'язку з необхідністю вирішення ряду задач відеоаналітики, зокрема — забезпечити захист від несанкціонованого проникнення на ті чи інші об'єкти, відстежити наявність господаря машини на стоянці в певний момент, виявити злочинця за його зображенням, ідентифікація особи.

1.2 Наказ про затвердження теми магістерської кваліфікаційної роботи.

2 Мета і призначення МКР

2.1 Мета магістерської роботи полягає у підвищенні ефективності розпізнавання особи за зображенням обличчя.

2.2 Призначення розробки — виконання магістерської кваліфікаційної роботи.

3 Вихідні дані для виконання МКР

Виконати розробку програмного забезпечення для розпізнавання особи за зображенням обличчя на основі виділення ключових точок провести його тестування. Схеми алгоритмів для розпізнавання особи за зображенням обличчя на основі виділення ключових точок та лістинги програми представити в додатках до роботи.

4 Вимоги до виконання МКР

МКР повинна задовольняти такі вимоги:

— запропонувати нові підходи для реалізації методу пошуку та розпізнавання особи за зображенням обличчя на основі виділення ключових точок;

— розробити алгоритм для розпізнавання особи за зображенням обличчя;

— вхідні дані — частота надходження кадрів відеопотоку не менше 25 кадрів/сек, розмір зображення — не менше 720×640 пікселів, модель кольорів для представлення зображення — RGB, кількість градацій яскравості зображення — 256;

— результат роботи, а саме цифрове зображення, на якому представлені символи текстового документа.

5 Етапи МКР та очікувані результати таблиця А.1

Таблиця А.1 — Етапи виконання роботи

№	Назва етапу	Термін виконання		Очікувані результати
		початок	кінець	
1	Аналіз завдання. Вступ	07.09.21	9.09.21	Вступ
2	Аналіз літературних джерел для розпізнавання особи	10.09.21	16.09.21	розділ 1
3	Розробка технічного завдання	17.09.21	18.09.21	Технічне завдання
3	Розробка структури системи розпізнавання особи за зображенням обличчя	19.09.21	21.10.21	Розділ 2, розробка структури
4	Розробка програми, проектування програмного продукту	22.10.21	31.10.21	Розділ 3, розробка програми
5	Практична реалізація, результати.	01.11.21	16.11.21	Розділ 3
6	Розробка економічної частини	17.11.21	30.11.21	Розділ 4
7	Оформлення пояснювальної записки	01.12.21	15.12.21	ПЗ, презентація

6 Матеріали, що подаються до захисту МКР — пояснювальна записка МКР, ілюстративні та графічні матеріали, протокол попереднього захисту МКР на кафедрі, відзив наукового керівника, відзив рецензента, протоколи складання державних екзаменів, анотації до МКР українською та іноземною мовами, довідка про відповідність оформлення МКР діючим вимогам.

7 Порядок контролю виконання та захисту МКР

Виконання етапів розрахункової та графічної документації МКР контролюється науковим керівником згідно зі встановленими термінами. Захист МКР відбувається на засіданні Державної екзаменаційної комісії, затвердженою наказом ректора.

8 Вимоги до оформлення МКР

Вимоги викладені в «Положенні про порядок підготовки магістрів у Вінницькому національному технічному університеті» з урахуванням змін, що подані у бюлетені ВАК України № 9-10, 2011р., а також в МЕТОДИЧНИХ

ВКАЗІВКАХ до дипломного проектування, ДСТУ 3008-2015, ДСТУ 3974-2000 «Правила виконання дослідно-конструкторських робіт. Загальні положення» та діючого ГОСТ 2.114-95 ЄСКД.

9 Вимоги щодо технічного захисту інформації в МКР з обмеженим доступом відсутні.

Технічне завдання до виконання отримав _____ Плахотнюк В. В.

ДОДАТОК Б

Лістинг програми

```
from imutils.videoimport VideoStream, FPS
import numpy as np
import dlib
import datetime
import cv2
from PIL import ImageGrab
from tkinter import *
run = True
frame = 0
def foo(event, x, y, flags, param):
    global run
    global frame
    if event == cv2.EVENT_LBUTTONDOWN:
        run = not run
        while run:
            frame += 1
            frame = cap.read()[1]
            cv2.imshow(window_name, frame)
            key = cv2.waitKey(5) & 0xFF
            if key == ord("v"):
                pass
        elif event == cv2.EVENT_RBUTTONDOWN:
            pass
vs = VideoStream(src=0).start()
detector = dlib.get_frontal_face_detector()
predictor = dlib.shape_predictor(
    "C:/Users/user/AppData/Local/Programs/Python/Python37/Lib/site-
packages/face_recognition_models/models"
```



```

"/shape_predictor_68_face_landmarks.dat")
while True:
    frame = vs.read()
    grayFrame = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    faces = detector(grayFrame)
    for face in faces:
        cv2.putText(frame, "{} The camera image revealed a
face:".format(len(faces)), (10, 40), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, (255, 0,
0),2)

        landmarks = predictor(grayFrame, face)
        for n in range(0, 68):
            x = landmarks.part(n).x
            y = landmarks.part(n).y
            cv2.circle(frame, (x, y), 1, (0, 0, 255), 2)

        cv2.putText(frame, "Press the ESC button to exit the program window",
(10, 20), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.7, (0, 0, 0), 2)
        cv2.imshow("The result of the master's thesis program", frame)
        key = cv2.waitKey(1)
        if key == 27:
            break
tk = Tk()
tk.geometry('250x250+200+100')
txt = Text(tk)
txt.pack()
def event_info(event):
    txt.delete("1.0", END)
    screen = ImageGrab.grab()
    screen.save('screenshot.png', 'PNG')
    txt.insert(END, "")
    txt.bind("<space>", event_info)
tk.mainloop()

```

```

input('Press "Enter" to exit')
def LoadFaces():
    vlad_image = face_recognition.load_image_file(
        "C:/Users/user/AppData/Local/Programs/Python/Python37/Lib/site-
packages/faces/Vlad.jpg")
    vlad_face_encoding = face_recognition.face_encodings(vlad_image)[0]
    known_face_encodings = [
        vlad_face_encoding,]
    known_face_names = [
        "Vlad",]
    return known_face_encodings, known_face_names;
video_capture = cv2.VideoCapture(0)
known_face_encodings, known_face_names = LoadFaces()
while True:
    ret, frame = video_capture.read()
    rgb_frame = frame[:, :, :-1]
    face_locations = face_recognition.face_locations(rgb_frame)
    face_encodings = face_recognition.face_encodings(rgb_frame,
face_locations)
    for (top, right, bottom, left), face_encoding in zip(face_locations,
face_encodings):
        matches = face_recognition.compare_faces(known_face_encodings,
face_encoding)
        name = "Unknown"
        face_distances = face_recognition.face_distance(
face_recognition.face_distance(known_face_encodings, face_encoding)
        best_match_index = np.argmin(face_distances)
        if matches[best_match_index]:
            name = known_face_names[best_match_index]
        cv2.rectangle(frame, (left, top), (right, bottom), (0, 0, 255), 1)

```

```
cv2.rectangle(frame, (left, bottom - 25), (right, bottom), (0, 0, 255),  
cv2.FILLED)
```

```
font = cv2.FONT_HERSHEY_COMPLEX_SMALL
```

```
cv2.putText(frame, name, (left + 6, bottom - 6), font, 0.7, (255, 255, 255),
```

```
cv2.imshow('The result of the my diploma program', frame)
```

```
if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
```

```
    break
```

```
video_capture.release()
```

```
cv2.destroyAllWindows()
```

ДОДАТОК В

Послідовність аналізу зображень обличчя людини

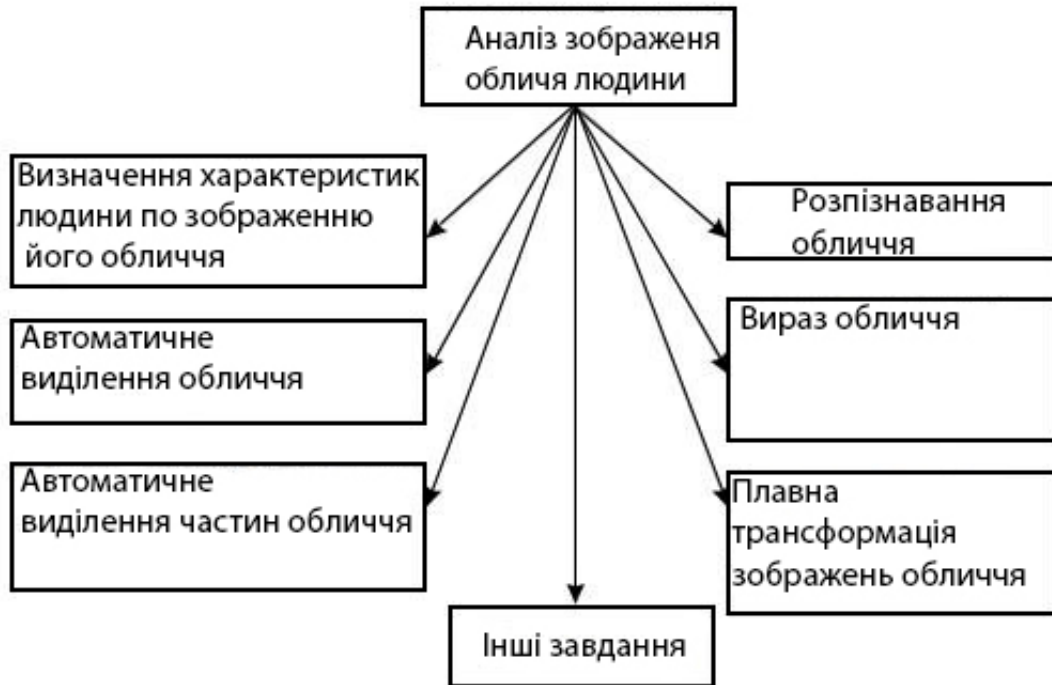


Рисунок В.1 — Послідовність аналізу зображень обличчя людини

ДОДАТОК Г

Методи розпізнавання обличчя людини



Рисунок Г.1 — Методи розпізнавання обличчя людини

ДОДАТОК Д

Структурна схема програми

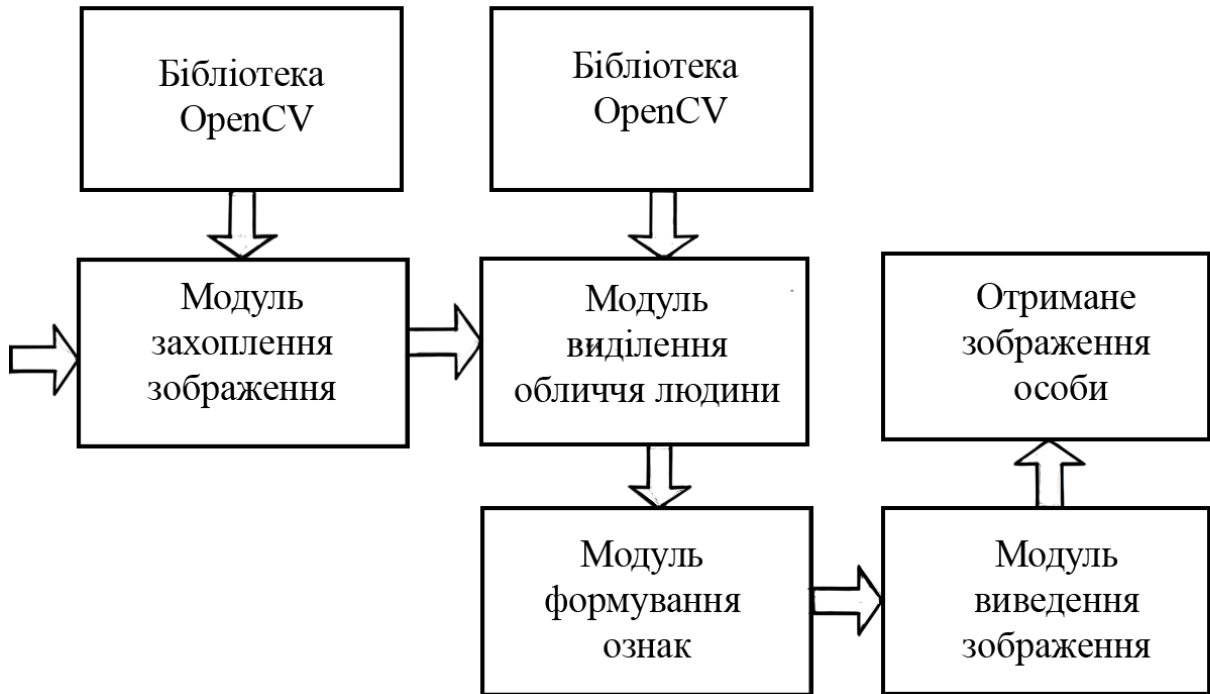


Рисунок Д.1 — Структурна схема програми

ДОДАТОК Е

Послідовність розпізнавання обличчя людини

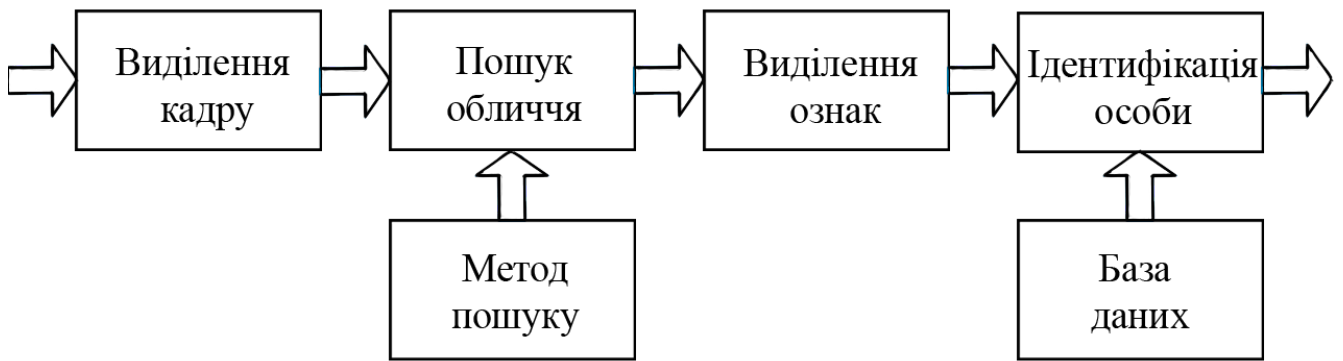


Рисунок Е.1 — Послідовність розпізнавання обличчя людини

ДОДАТОК Ж

Результати виділення основних точок

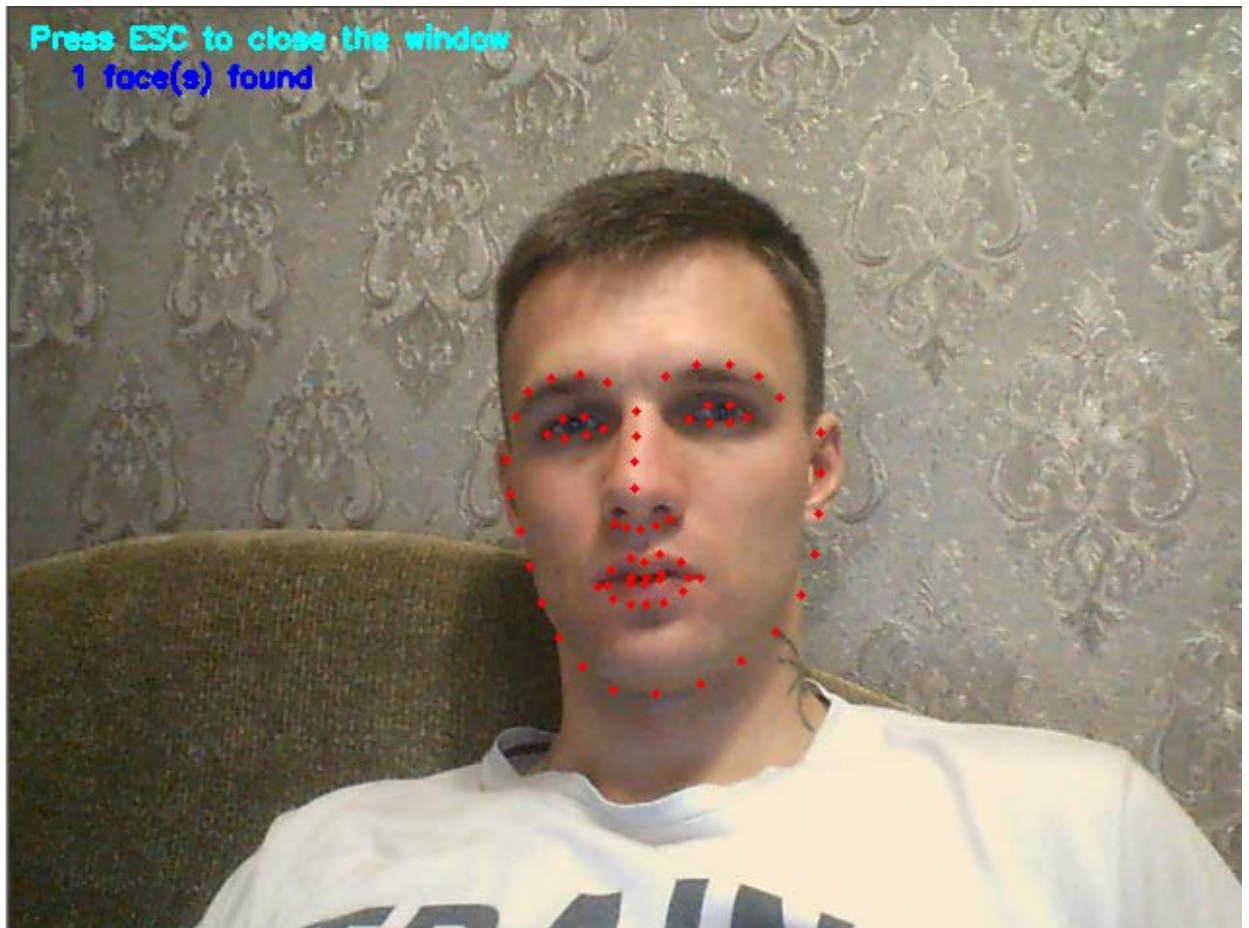


Рисунок Ж.1 — Результати виділення основних точок

ДОДАТОК И

Результати роботи програми

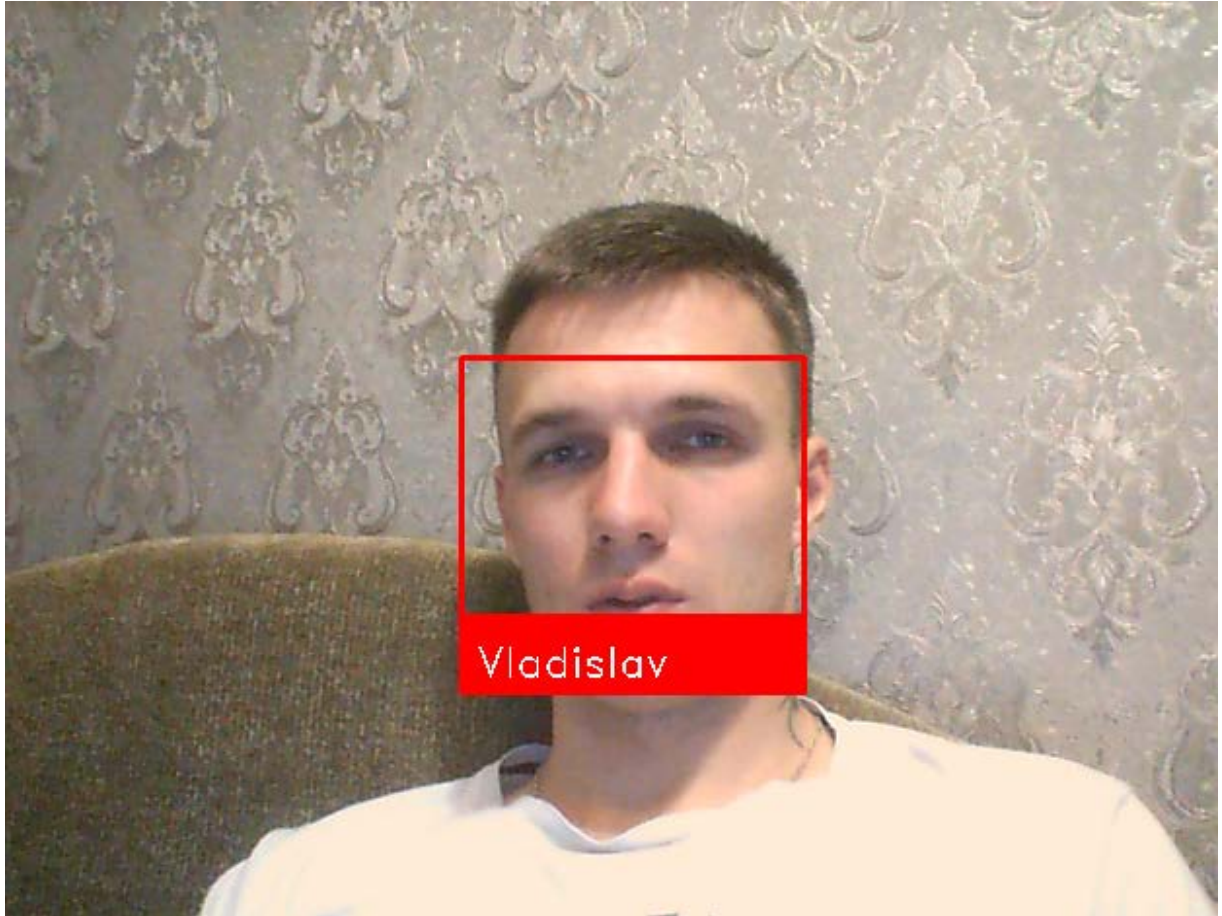


Рисунок И.1 — Результати роботи програми

ДОДАТОК К

Схема розподілу ключових точок

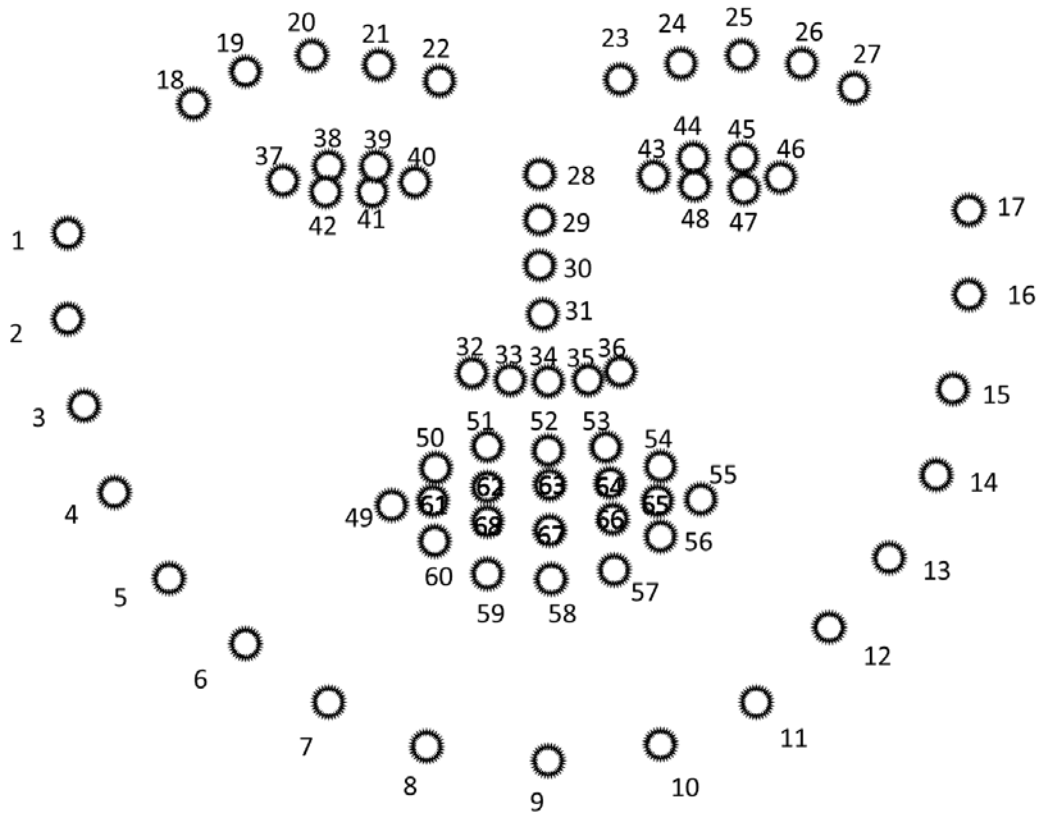


Рисунок Є.1 — Схема розподілу ключових точок

ДОДАТОК Л

Протокол перевірки навчальної (кваліфікаційної) роботи

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ НАВЧАЛЬНОЇ (КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ) РОБОТИ

Назва роботи: Програмний засіб формування вектора ознак для розпізнавання особи за зображенням обличчя.

Тип роботи: магістерська кваліфікаційна робота

(кваліфікаційна робота, курсовий проєкт (робота), реферат, змагальний огляд, і inne (зазначити))

Підрозділ кафедра обчислювальної техніки

(кафедра, факультет (інститут), навчальна група)

Науковий керівник Мартинюк Т.Б. проф. каф.ОТ

(прізвище, ініціали, посада)

Показники звіту подібності

Plagiat.pl (StrikePlagiarism)		Unicheck	
КП1		Оригінальність	89,1
КП2			
Тривога/Білі знаки	/	Схожість	10,9

Аналіз звіту подібності (відмінити подібне)

- Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак плагіату.
- Виявлені у роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності і відсутності самостійності її автора. Робот направити на доопрацювання.
- Виявлені у роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень.

Заявляю, що ознайомлений(-на) з повним звітом подібності, який був згенерований Системою щодо роботи (додається)

Автор _____

(підпис)

Плахотнюк В.В.

(прізвище, ініціали)

Опис прийнятого рішення

Ступінь оригінальності роботи відповідає вимогам, що висуваються до МКР

Особа, відповідальна за перевірку _____

(підпис)

Захарченко С.М.

(прізвище, ініціали)

Експерт _____

(за потреби) (підпис)

(прізвище, ініціали)