

Вінницький національний технічний університет
Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації
Кафедра автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі
розпізнавання зображень обличчя»**

Виконав: студент 2 курсу, групи 1АКІТ-22м.
спеціальність 151 - «Автоматизація та _____
комп'ютерно-інтегровані технології».

[Signature] Богдан МАР'ЯНЧИК

Керівник: к.т.н., доцент каф АІТТ
[Signature] Роман МАСЛІЙ
« 4 » грудня 2023 р.

Опонент: к.т.н., доцент каф КН
[Signature] Ігор АРСЕНЮК
« 8 » грудня 2023 р.

Допущено до захисту
Завідувач кафедри АІТТ

[Signature] д.т.н., проф. Олег БІСІКАЛО
« 11 » грудня 2023 р.

Вінниця ВНТУ - 2023 рік

Вінницький національний технічний університет
Факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації
Кафедра автоматизація та інтелектуальних інформаційних технологій
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Галузь знань - 15 - Автоматизація та приладобування
Спеціальність - 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
Освітня програма - Інтелектуальні комп'ютерні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АІТТ

д.т.н., проф. Олег БІСІКАЛО

«20» 09 2023 р.

ЗАВДАННЯ

НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Мар'янчик Богдан Сергійович

1. Тема роботи: Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі розпізнавання зображень обличчя

Керівник роботи: Маслій Р. В. к.т.н., доц., доцент кафедри. АІТТ

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

Затверджені наказом ВНТУ від «18» 09 2023 року №244.

2. Строк подання студентом роботи: до «05» 12 2023 року

3. Вихідні дані до роботи:

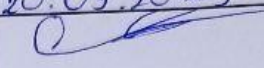
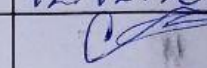
- Логін користувача
- Мінімальний розмір зображення - 700*700
- Максимальний розмір зображення - 1280*1280
- Формат відправки - JSON
- Стиснення даних - Deflate

4. Зміст текстової частини: Вступ. Аналіз методів виявлення та розпізнавання

облич. Моделі обробки потоку відеозображень. Розробка модуля розпізнавання облич для web сервісу. Економічний розділ. Висновки. Список використаних джерел.

5. Перелік ілюстрованого (або графічного) матеріалу: Схема алгоритма обробки кадрів відеопотока, схема аналізу потоків даних у системі, схема процедури розпізнавання облич за допомогою методу найближчого сусіда, схема процесу обробки детектованих облич

6. Консультанти розділів магістерської кваліфікаційної роботи

Розділ	Ім'я, прізвище та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1 - 3	к.т.н., доц., доцент каф. АІТ Роман МАСЛІЙ	 20.09.2023	 12.12.2023
4	к.е.н., проф. каф. ЕПВМ Володимир КОЗЛОВСЬКИЙ	 20.09.2023	 06.12.2023

7. Дата видачі завдання: «20» вересня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва та зміст етапу	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Аналіз предметної області	20.09.23 - 15.10.23	виконано
2.	Розробка модуля аутентифікації web сервісу на основі розпізнавання зображень обличчя	16.10.2023 - 28.10.2023	виконано
3.	Попередній захист роботи	21.11.2023	виконано
4.	Експериментальні дослідження	22.11.2023-28.11.23	виконано
5.	Підготовка економічного розділу	20.09.2023 06.12.2023	виконано
6.	Оформлення пояснювальної записки і графічного матеріалу	29.11.2023 - 05.12.2023 -	виконано
7.	Остаточний захист роботи	14.12.2023	виконано

Студент

Керівник роботи



Богдан МАР'ЯНЧИК

Роман МАСЛІЙ

Анотація

УДК 004.93

Мар'янчик Б. С. Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі розпізнавання зображень обличчя. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 151 - Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології, освітня програма - Інтелектуальні комп'ютерні системи. Вінниця: ВНТУ, 2023. 106 с.

На укр. мові. Бібліогр.: 30 назв; рис.: 24; табл.: 8.

Це дослідження зосереджено на методах виявлення та розпізнавання облич, включаючи різні алгоритми та підходи, як аналіз яскравості пікселів та характерних ознак обличчя. Воно також розглядає моделі обробки відеозображень, включаючи метод Віоли-Джонса, фільтрацію за Гаусом, перетворення LBP, та методи маскування зображень. Робота важлива для розвитку технологій розпізнавання облич, з потенціалом застосування у багатьох сферах.

Ключові слова: розпізнавання обличчя, алгоритм, відеозображення.

Abstract

УДК 004.93

Maryanchyk B. S. Development of a face recognition-based authentication module for a WEB service. Master's qualification work in the specialty 151 - Automation and Computer-Integrated Technologies, educational program - Intelligent Computer Systems. Vinnytsia: VNTU, 2023. 106 p.

In Ukrainian. Bibl .: 30 titles; fig .: 24; tab .: 8.

This research focuses on methods of detection and recognition of faces, including various algorithms and approaches such as the analysis of pixel brightness and characteristic facial features. It also explores models of video image processing, including the Viola-Jones method, Gaussian filtering, LBP transformation, and image masking methods. The work is important for the development of facial recognition technologies, with potential applications in various fields.

Keywords: face recognition, algorithm, video image.

ВСТУП	8
1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ	11
1.1 Методи і алгоритми визначення обличчя	11
1.2 Підходи і методи розпізнавання обличчя	21
1.2.1 Метод на основі значення яскравості пікселя	21
1.2.2 Метод на основі характерних ознак	25
2. МЕТОДИ ОБРОБКИ ПОТОКУ ВІДЕОЗОБРАЖЕНЬ	29
2.1 Метод Віолі-Джонса для розпізнавання обличчя	29
2.1.1 Формальне представлення у вигляді ансамблю	30
2.1.2 Підхід Хаара	32
2.1.3 Каскадна структура класифікаторів	35
2.2 Фільтрація за Гаусом	37
2.3 Перетворення LBP	40
2.3.1 Оператор LBP	40
2.3.2 Рівномірні LBP	43
2.3.3 Центральні-симетричний LBP	45
2.4 Маскування важливих ділянок зображення	47
3 РОЗРОБКА МОДУЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ ДЛЯ WEB-СИСТЕМИ	51
3.1 Інструменти розробки	51
3.2 Аналіз потоку даних	52
3.3 Опис системного інтерфейсу	60
3.4 Перевірка класифікатора обличчя	62
3.4.1 Порівняння швидкості операторів LBP	64
4 ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ	66
4.1 Технологічний аудит розробленого модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень обличчя	66
ВИСНОВКИ	87
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	89
ДОДАТКИ	92
<u>Додаток А (обов'язково) Технічне завдання</u>	<u>93</u>
<u>Додаток Б (обов'язково) Ілюстративна частина</u>	<u>96</u>
<u>Додаток В (обов'язково) Фрагмент лістингу програми</u>	<u>104</u>
<u>Додаток Г (обов'язково) Протоколу перевірки кваліфікаційної роботи на наявність запозичень</u>	<u>111</u>

ВСТУП

Актуальність. Сьогодні все більше уваги набувають біометричні методи, які дозволяють визначити особистість людини за її фізичними особливостями. Поширеними стали системи з використанням пристроїв розпізнавання облич, які давно не новинки на технологічному ринку, зокрема обличчя розпізнається за допомогою звичайної камери смартфона. Подібні технології комп'ютерного зору забезпечують автоматичний збір різного роду інформації на основі послідовностей кадрів, отриманих з камер або відеозаписів. Це може бути використано у відеоспостереження, системах безпеки, торгівлі, транспорті.

За даними MarketsandMarkets, ринок відеоаналітики продовжить стрімко зростати протягом наступних кількох років, сфера активно розвивається. Ключовим завданням відео аналізу є ідентифікація облич у відеопотоках. Рішення цієї проблеми надзвичайно важливе і для електронних систем при ідентифікації користувачів.

Традиційні системи ідентифікації вимагають знання паролів, ключів, ідентифікаційних карток або інших ідентифікаційних предметів, які можна забути або втратити. Навпаки, біометричні системи засновані на унікальних біометричних характеристиках людини, які важко підробити та однозначно ідентифікувати конкретну людину. Ці ознаки включають відбитки пальців, форму долоні, райдужну оболонку ока, сітківку, особисті риси обличчя.

Незважаючи на велику кількість досліджень у цій галузі в усьому світі за останні десятиліття, не було розроблено жодного методу, який міг би надійно виявляти та розпізнавати обличчя в будь-якій ситуації. Зазвичай використовувані методи та їх похідні, такі як метод Віоли-Джонса, еластичний графік, головний компонент, чиї методи базуються на методах геометричного розпізнавання, методи на основі нейронних мереж, такі як метод прихованої моделі Маркова, метод згортової нейронної мережі, локальний двійковий шаблон тощо.

Кожен підхід має свої плюси і мінуси, а фактори, які впливають на якість методів, нерідко однакові. Зазвичай такими факторами є рівень і кут освітлення, відстань від камери, вираз обличчя або здоров'я людини, настрій, кут обличчя, кут обличчя щодо камери, зміни віку, тощо.

Існуючі методи дозволяють вирішувати ці проблеми з неприйнятними часовими затримками. Існують методи, які можуть значно покращити час вирішення проблем, наприклад, використання методу Віюли-Джонса в поєднанні з рідними бінарними шаблонами. Але важливо при розробці відповідних алгоритмів враховувати особливості систем, у яких планується впровадження, зокрема електронних навчальних систем.

Мета роботи - полягає у вдосконаленні методів та алгоритмів розпізнавання облич з кадрів відеоряду та розробки на їх основі програмного забезпечення.

Для того, щоб досягнути вищевказаної мети потрібно розв'язати низку таких *задач*:

- аналіз методів і засобів розпізнавання обличчя в відеопотоку;
- розробка алгоритму розпізнавання обличчя з кадру відеопотоку;
- оптимізація алгоритму розпізнавання обличчя для використання в реальному часі;
- забезпечити підтримку мультиплатформеності;
- розробка програмного забезпечення для побудови модуля автентифікації користувача;
- Розробка інтерфейсу користувача;

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання обличчя.

Предмет дослідження - методи та алгоритми розпізнавання облич з кадрів відеоряду.

Методи дослідження базуються на аналіз та синтез, методів і засобів розпізнавання обличчя в відеопотоку, методи проектування і розробки програмного забезпечення.

Практичною цінністю даної роботи є розробка модуля системи FaceID. Цей модуль, заснований на алгоритмічному та програмному забезпеченні, полегшує ідентифікацію користувачів за допомогою активованої відеокамери, автоматизуючи цей процес через використання комплексу методів розпізнавання облич у відеопотоці.

Апробація результатів. За результатами даної роботи опубліковано доповідь на науково-технічній конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2024) (м. Вінниця 2023) [1]

1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ

1.1 Методи і алгоритми визначення обличчя

Розпізнавання облич - це встановлення набору правил, яким повинні відповідати частини зображення, щоб бути розпізнаним як людське обличчя, наприклад: риси обличчя (очі, ніс, рот), які відрізняються яскравістю від шкіри обличчя. Це також включає виявлення за допомогою шаблонів, визначених розробником. Розпізнавання облич за допомогою шаблонів полягає в тому, щоб перевірити, чи кожна область зображення відповідає заданому шаблону.

З різних існуючих алгоритмів розпізнавання обличчя можна виділити кілька пов'язаних методів, які заслуговують на увагу вперш за все. Розглянемо особливості, переваги та недоліки кожного.

Метод Віоли-Джонса був запропонований Полом Віолою та Майклом Джонсом у 2001 році [3,4] і став першим методом, який продемонстрував високі результати в обробці зображень у реальному часі.

Основні принципи, на яких базується метод:

-Інтегроване представлення зображення[5]. Це дозволяє швидко розрахувати необхідні об'єкти. Інтегральне представлення зображення - це матриця, яка відповідає розміру вхідного зображення (у пікселях). Кожен елемент матриці є сумою інтенсивностей усіх пікселів ліворуч і вище від цього елемента;

-Такі функції, як Хаар [6], використовуються для пошуку бажаних об'єктів (рис обличчя);

-Вибір функції здійснюється за допомогою алгоритму аугментації. Boosting (від англ. - покращувати, збільшувати) - процес послідовної побудови комбінації алгоритмів машинного навчання, оскільки кожен наступний алгоритм намагається компенсувати недоліки всіх попередніх комбінацій алгоритмів;

-Класифікатор - це функція, яка визначає, чи належить об'єкт дослідження до певної категорії. Класифікатор, який отримує вхідний атрибут, дає відповідь «Істинно» або «Брехня»;

-Використовуйте каскадні функції під час перевірки. Суть ідеї полягає в побудові серії класифікаторів, які називаються каскадом: кожен наступний класифікатор намагається врахувати помилки попереднього класифікатор;

-Для зображень використовуйте метод вікна сканування: скануйте зображення через вікно пошуку та застосуйте класифікатор до кожного місця;

Вигода:

-Алгоритми є найпопулярнішими та найпоширенішими методами розпізнавання обличчя;

-Високошвидкісне розпізнавання обличчя досягається завдяки використанню каскадних класифікаторів;

-Точність виявлення висока, а частота помилкових спрацьовувань дуже низька порівняно з точністю виявлення повільніших алгоритмів;

Недолік:

-Потрібна велика вибірка дослідження та велика кількість навчального часу;

-Обмеження щодо положення обличчя під час перебування;

AdaBoost (Adaptive Boosting) - це алгоритм, який посилює класифікатори, об'єднуючи їх у «комітети» Вперше його запропонували в 1999 році Джоаб Фройнд і Роберт Шапіро. [17] Цей алгоритм можна комбінувати з кількома алгоритмами класифікації для підвищення їх ефективності. Алгоритм є адаптивним, оскільки кожен наступний класифікаційний комітет спирається на об'єкти, які попередній комітет неправильно класифікував. Найчастіше він використовується в поєднанні з іншими алгоритмами класифікації для їх покращення (наприклад, як описано раніше в методі Віюли-Джонса).

AdaBoost працює наступним чином. Кожна функція застосовується до кожного зображення та вибирає символ з найменшою кількістю помилок.

Спочатку тестовим зображенням присвоюється однакова вага, а після кожної помилкової класифікації вага зображення збільшується. Цей процес триває до тих пір, поки не буде досягнуто бажаної точності, або до певного рівня помилок, чи до вибору певної кількості функцій.

Після такої операції кількість ознак значно зменшується, але на фотографіях обличчя зазвичай займає невелику площу, щоб не втекли всі риси обличчя, вводиться поняття каскадного класифікатора. Перший етап містить невелику кількість символів, і на кожному наступному етапі їх кількість збільшується. Область, яка проходить всі етапи - це обличчя.

Вигода:

- Алгоритм налаштований на елемент задачі навчальної вибірки. Теоретично метод досягає нульової помилки навчання за кінцеву кількість ітерацій;

- Висока швидкість;

- Легко реалізувати;

Недолік:

- Алгоритми, чутливі до шуму та випромінювання даних;

- Навчання займає багато часу, залежно від кількості класифікаторів та розміру навчальних вибірок;

SNoW (Sparse Network of Winnows) [16] - алгоритм розпізнавання обличчя, це двошарова мережа, її вхідний шар складається з вузлів, кожен вузол відповідає ознаці вхідного зображення, а вихідний, у свою чергу, складається лише з двох вузлів. Вузли відповідають розпізнавальним класам зображень (генерує 1, якщо присутні певні ознаки, і 0, якщо зображення відсутні), а джерело містить лише два вузли, кожен із яких відповідає розпізнаваному класу зображення ("обличчя", «не обличчя») [16]. SMQT (послідовне перетворення середнього квантування), ознаки та дисперсії, що дорівнюють деяким середнім значенням у кожному прямокутному сегменті зображення 1x1, 2x2, 4x4 і 10x10 (усі зображення мають розмір 20x20 пікселів), використовуються як функції в алгоритмі. Це дає просте позначення для розміру 135424. При класифікації

вхідних вузлів він надає інформацію про наявність певних ознак в обробленому зображенні. Вузли вихідного шару обчислюють лінійну комбінацію сигналів, вироблених вхідними вузлами. Коефіцієнти лінійної комбінації задаються вагами між вхідними вузлами. Ці перетворення дозволяють видалити світлонезалежні компоненти з локальних областей зображення. Він складається з квантування області зображення з використанням порога квантування, рівного середньому пікселю, що містяться в цій області [27].

SNoW призначений для ситуацій класифікації, коли кількість прихованих ознак об'єктів, важливих для класифікації, може бути дуже великою, але не відомою заздалегідь. Розріджена архітектура мережі дозволяє використовувати велику кількість атрибутів зображення як вхідні дані, оскільки під час навчання всі незначні ознаки відкидаються і в кінцевому підсумку не сповільнюють роботу класифікатора .

Коли вказаний поріг буде перевищено, він вирішить, чи є обличчя на зображенні.

Вигода:

- Використані функції не чутливі до змін освітлення в локальних областях зображення;

- Висока швидкість за рахунок фільтрації векторних компонентів;

- Висока точність виявлення;

Недолік:

- Алгоритми, чутливі до шуму та випромінювання даних;

Методи нейромережі включають цілий клас алгоритмів. Основна ідея це низка сигнальних переходів паралельно функціонуючими нейронами функціональних елементів. Суть цього процесу мережевого навчання полягає в зменшенні стандартних помилок. Система виявлення зображень на основі нейронної мережі використовує ієрархічну структуру. Спочатку вектори ознак обробляються грубою мережею з високим рівнем помилки , потім, якщо вектор класифікується як об'єкт, рішення коригується більш точною та повільною мережею.

Вигода:

- Висока точність виявлення з відповідними налаштуваннями мережі;

Недолік:

- Чутливий до шуму;

- Для отримання хороших результатів необхідно ретельно налаштувати параметри нейронної мережі;

- Схильність до перенавчання;

- Висока обчислювальна складність, тому швидкість роботи висока, чого недостатньо для обробки в реальному часі;

- Значний тренувальний процес;

Архітектура багат шарової нейронної мережі (LNG) складається з об'єднаних шарів, де нейрони кожного шару з'єднані з усіма нейронами попереднього шару через його вхід і вихід наступного шару. Нейронна мережа з двома ключовими шарами може апроксимувати будь-яку багатовимірну функцію з будь-якою точністю.

Нейронні мережі (NM) з одним критичним шаром здатні формувати поверхні лінійної сегментації, що значно скорочує коло завдань, які вони вирішують, особливо така мережа не може вирішувати такі проблеми, як XOR. Нейронна мережа з нелінійною функцією активації і двома ключовими шарами дозволяє сформувати будь-яку опуклу область у просторі рішення, і має три ключові шари - області будь-якої складності, включаючи неопуклі. При цьому багат шарова нейронна мережа не втратила своєї здатності до узагальнення. BNM викладається за допомогою алгоритму зворотного поширення помилок, методу градієнтного спуску в масштабному просторі, щоб мінімізувати загальну помилку мережі. У цьому випадку похибка (точніше, величина масштабної корекції) поширюється від входу до виходу в протилежному напрямку через масштаб підключеного нейрона. Найпростіше застосування одношарової NM (так званої авто асоціативної пам'яті) - це навчити мережу отримувати вхідні зображення. Ввівши тестове зображення та обчисливши якість відновленого зображення, ви можете оцінити, наскільки добре мережа розпізнає вхідне

зображення. Позитивною властивістю цього підходу є те, що мережа може відновлювати спотворені та зашумлені зображення, але для більш серйозних цілей вона не підходить. VNM також використовується для прямої класифікації зображень. Вхід приймає будь-яку форму вхідного зображення або набору раніше витягнутих ключових характеристик зображення, причому вихідний нейрон з максимальною активністю вказує, що він належить до ідентифікованого класу.

Нейрон з найбільшою активністю представлений як належить до визнаного класу. Якщо ця активність нижче певного порогу, надане зображення вважається таким, що не належить до одного з відомих класів. Процес навчання встановлює відповідність між зображеннями, що надаються на вході, та належністю до зазначених категорій. Це називається «навчання з учителем». При застосуванні до ідентифікації людей за зображеннями облич цей підхід добре працює для контролю доступу до невеликої підмножини облич. Він забезпечує пряме порівняння обрізання самої мережі, але час навчання та спілкування в мережі збільшується в геометричній прогресії зі збільшенням класу, тому для таких завдань, як пошук людини у великій базі даних, необхідно визначити компактний набір ключових функцій для пошуку. Зокрема, VNM можна використовувати для класифікації облич на основі таких ознак, як відстані між певними частинами обличчя (ніс, рот, очі). Також використовуються гібридні системи, наприклад, у поєднанні з марковськими моделями. У класичному VNM нейронні асоціації між шарами повністю пов'язані, і зображення представлено у вигляді одновимірного вектора, хоча воно двовимірне.

Архітектура згорткових нейронних мереж (CRN) спрямована на подолання цих недоліків. Він використовує локальні рецепторні поля (забезпечує локальні двовимірні зв'язки нейронів), універсальне масштабування (забезпечує виявлення певних ознак у будь-якому місці зображення) та ієрархічну організацію з просторовими підвибірками.

Згорткові нейронні мережі забезпечують часткову стійкість до змін масштабу, зміщення, обертання та спотворення. Архітектура ZNM складається з багатьох шарів, кожен шар має кілька площин, а нейрони наступного шару з'єднані лише з невеликою кількістю нейронів попереднього шару з околиці локальної області. Вага в кожній точці площини однакова. За згортковим шаром слідує шар, який зменшує його розмірність шляхом локального усереднення. Потім знову прокручуються шари і так далі. Таким чином досягається ієрархічна організація. Останній шар витягує найпоширеніші атрибути і менше покладається на спотворення зображення. Використовується стандартний метод ZNM для зворотного поширення помилки.

У порівнянні з BNM ZNM має значні переваги в швидкості та надійності класифікації. Корисною властивістю ZNM є те, що ознаки, сформовані на виході верхніх шарів ієрархії, можуть використовуватися для класифікації найближчих сусідів, а ZNM може успішно витягувати такі ознаки для зображень, яких немає у навчальному наборі.

Нейронні мережі Хопфілда. Істотна відмінність алгоритму навчання мережі Хопфілда від класичного алгоритму навчання персептрона полягає в тому, що замість послідовного апроксимації бажаного стану шляхом обчислення помилок усі коефіцієнти вагової матриці обчислюються за формулою за один цикл, після чого мережу можна запускати. ЯМ Хопфілда є одношаровими і повністю з'єднаними (нейрони не з'єднані з собою), а їхні виходи підключені до їхніх входів.

На відміну від BNM, NM Хопфілда є слабким - тобто, коли він встановлений в якомусь початковому положенні, він працюватиме до тих пір, поки не досягне стійкого стану, що і буде його початковим значенням.

Обмеження методу:

- Образи, що запам'ятовуються, не повинні бути дуже схожими один на одного;

- Зображення не можна зміщувати або повертати відносно їх початкового стану;

Для подолання цих недоліків розглядаються різні модифікації класичної нейронної мережі Хопфілда. Мережі Хопфілда з ортогональними перетвореннями дозволяють відновлювати сильно корельовані зображення шляхом перетворення їх із вихідних наборів у подвійні векторні набори. Це призводить до створення нейронної мережі, яка може зберігати кілька векторів, і коли будь-який вектор вводиться, вона може визначити, який вектор найбільш подібний.

Прихована марковська модель - статистична модель, яка моделює роботу процесу, подібного до марковського процесу з невідомими параметрами. Відповідно до моделі, завдання полягає в пошуку невідомих параметрів на основі інших параметрів, що контролюються. Отримані параметри можна використовувати для подальшого аналізу розпізнавання обличчя.

З точки зору розпізнавання - зображення є двовимірним дискретним сигналом. Вектори спостереження відіграють важливу роль у побудові моделей зображень. Щоб уникнути розбіжностей в описах, часто використовуються прямокутні вікна розпізнавання. Прямокутні вікна повинні перекривати одне одного, щоб не втратити область даних. Значення, що перекриваються, а також визначення регіонів були обрані експериментально. Після видалення блоку він перетворюється в цифровий блок одним із двох методів [27]:

- Карунена-Лоева (КЛП);
- Дискретне косинусне перетворення (DCP).

Метод опорних векторів [6] - це машинний алгоритм, який викладається на прикладі та використовується для класифікації об'єктів. Підхід опорного вектора заснований на математичній суті - алгоритмі, який максимізує деяку математичну функцію відносно існуючого набору даних. Цей метод використовується для зменшення розмірності простору ознак без спричинення значної втрати інформативності набору навчальних об'єктів. Застосування методу головного компонента до набору лінійних просторових векторів дозволяє нам перейти до просторового базису, де головна дисперсія набору буде розташовуватися вздовж кількох перших осей базису, які називаються

головними осями. Отриманий підпростір, натягнутий на головній осі, є найкращим із усіх, оскільки найкраще описує навчальний набір. Це набір алгоритмів, подібних до алгоритмів типу «навчатися з учителем», які використовуються для класифікації та регресійного аналізу. Цей метод належить до сімейства класифікаторів.

Метод опорних векторів заснований на тому, що шукається лінійне розбиття класів. Метою навчання більшості класифікаторів є мінімізація помилки класифікації (так званий емпіричний ризик) у навчальній сукупності. На відміну від цього, підхід опорного вектора може бути використаний для побудови класифікаторів, які мінімізують оцінку верхньої межі очікуваної помилки класифікації (у тому числі для невідомих об'єктів, які не включені в навчальний набір).

Застосування методу опорного вектора до задачі виявлення обличчя полягає в пошуку гіперплощини в просторі ознак, яка відокремлює категорії зображень обличчя від зображень «не обличчя». Лінійне розділення складних категорій, таких як зображення облич і «не обличчя», малоймовірне. Одна класифікація з використанням опорних векторів дозволяє неявно проектувати вектори ознак у потенційно більш високий розмірний простір (навіть вище, ніж простір зображення) за допомогою пристрою функції ядра, де класи можуть бути розподілені лінійно. Використання неявного дизайну функції ядра не ускладнює обчислення, що дозволяє успішно використовувати лінійні класифікатори для лінійно нерозривних класів.

Система вибору обличчя може викликати два типи помилок: виділення без облич і помилкове виявлення (підсвічування об'єктів без обличчя). Через два типи помилок є два основних параметри, які характеризують ефективність алгоритму виявлення обличчя: рівень виявлення, який показує відсоток виявлених облич, і рівень вибору помилок, який дорівнює загальній кількості помилок.

Суть методу полягає в тому, щоб знайти гіперплощину, яка розділяє два класи. У цьому випадку серед усіх можливих гіперплощин, що розділяють два

класи, необхідно вибрати гіперплощину з найбільшою відстанню від кожного класу. Цю гіперплощину називають гіперплощиною максимального поділу, а відповідний лінійний класифікатор - класифікатором максимального поділу .

Вигода:

- Дуже стійкий до повторного навчання;
- Можливість зменшити чутливість до шуму за рахунок зниження точності;

Недолік:

- Цей метод менш точний, ніж такі методи, як AdaBoost і SNoW;

Одне і те ж обличчя, вибране різними алгоритмами, має різні розміри. Тому алгоритм посилення повністю акцентує обличчя, захоплюючи лоб, підборіддя і щоки. Алгоритм, заснований на Снігу та опорному векторі, виділяє лише очі, ніс і рот, а алгоритм, заснований на опорному векторі, виділяє обличчя з більш вузьким вікном. Ці відмінності зумовлені тим, що для побудови класифікатора під час створення алгоритму використовуються різні набори навчальних зображень.

Порівняння точності результатів і величини похибки другого типу за допомогою описаного методу представлено в таблиці. 1.1 [16, 17, 3].

Таблиця 1.1 - Порівняння ефективності методів виявлення обличчя

Метод	Відсоток правильних	Помилка другого роду
Нейронні мережі	~92%	~1.3%
Метод опорних векторів	~72%	~0.6%
SNoW	~94%	~0.12%
AdaBoost	~94%	~0.00001

З наданих даних видно, що найкращим алгоритмом з точки зору відсотка правильних виявлення та помилок 2 типу є алгоритм AdaBoost. Тому при створенні системи розпізнавання обличчя у відеопотоці ми будемо використовувати метод Віоли-Джонса на основі цього алгоритму.

Крім переваг точного виявлення, цей метод є швидким і найбільш придатним для виявлення людей в реальному часі.

1.2 Підходи і методи розпізнавання обличчя

Методи розпізнавання обличчя можна розділити на дві підгрупи. Перша підгрупа - це методи, засновані на значеннях пікселів, і методи на основі точок ознак [10]. Розглянемо основний підхід для кожної підгрупи.

1.2.1 Метод на основі значення яскравості пікселя

Назва цієї групи методів означає, що виявлені обличчя ідентифікуються лише за кольором або яскравістю пікселів на зображенні. Найпростішим методом подібності є порівняння, де подібність - це відстань між векторами яскравості пікселів зображення. Однак цей метод абсолютно не стійкий до змін освітленості, положення обличчя та масштабування. Крім того, цей метод має високу обчислювальну складність і не підходить для розпізнавання в реальному часі. Тому часто використовуються методи, що описують перетворення за допомогою векторів зображень у менших розмірних просторах, де порівняння ефективніші. [19]

Eigenfaces - це алгоритм, запропонований Метью Терком та Алексом Пентлендом [24] у 1991 році, який широко відомий як перший успішний метод розпізнавання обличчя. Основна ідея цього алгоритму полягає у використанні методу головних компонентів, щоб знайти вектор, який найкраще описує образ людини. За допомогою цього методу можна виявити та описати різні зміни в освітніх зразках зображень обличчя на основі кількох ортогональних векторів, які називаються власними гранями. Обличчя мають одну корисну властивість: зображення, що відповідає кожному вектору, має форму обличчя. Розрахунок головних компонент зводиться до обчислення власних векторів і власних

значень коваріаційної матриці, які розраховуються з зображення. Набір векторів ознак, отриманих один раз у навчальній вибірці зображень обличчя, використовується для кодування всіх інших зображень обличчя, представлених зваженими комбінаціями цих векторів ознак. Використовуючи обмежену кількість векторів ознак, можна отримати коротку апроксимацію вхідного зображення людини, яке потім можна зберегти в базі даних як вектор коефіцієнтів, який також можна використовувати як ключ пошуку в базі даних людей. Сума головних компонентів, помножена на відповідний вектор ознак, є реконструкцією зображення.

Для кожного зображення обличчя обчисліть його основні компоненти. Зазвичай від 5 до 200 основних інгредієнтів. Процес ідентифікації заснований на порівнянні основних компонентів невідомого зображення з компонентами всіх відомих зображень. Припустимо, що зображення облич, що відповідають людині, згруповані у власному просторі. Зображення-кандидат з найкоротшою відстанню від вхідного зображення вибирається з бази даних.

Застосування методів розпізнавання обличчя вимагає ідеалізованих умов, таких як рівномірні параметри освітлення, нейтральний вираз обличчя та відсутність перешкод, таких як окуляри та бороди. Якщо ці умови не виконуються, основні компоненти не відображатимуть відмінності між класами. Наприклад, при різних умовах освітлення метод власного обличчя майже не використовується, оскільки перший основний компонент переважно відображає зміну яскравості, а порівняння дасть зображення з подібними рівнями освітлення. За ідеальних умов точність розпізнавання цього методу досягає понад 90%.

Обчислення набору векторів ознак займає дуже багато часу. Одним з таких підходів є розташування зображень у смужки та стовпці, у цій формі представлення зображення на порядок менше, і його обчислення та розпізнавання швидше, але вихідне зображення відновити неможливо.

Метод головних компонентів добре зарекомендував себе на практиці. Однак ефективність цього методу значно знижується при наявності значних змін зображення обличчя в освітленні або міміці.

Вигода:

- Простота в реалізації;
- Підходить для ідентифікації в режимі реального часу;
- Можливість компактного зберігання великих обсягів даних;
- Швидко знаходить слабкі сторони;
- Обчислення множин власних векторів займає багато часу;
- Ніяких перешкод, таких як окуляри або бороди;
- Попередня обробка високої якості повинна бути виконана, щоб привести зображення до стандартного стану;

- Зображення повинні бути отримані під однаковим кутом в умовах ближнього світла;

- Навчання проводиться лише один раз, при додаванні нових граней до бази даних вам доведеться знову будувати простір із ваших власних векторів;

Недоліком є те, що найважливіші вектори ознак описують більше ознак освітлення, ніж рис обличчя, оскільки методи головних компонентів спочатку вибирають підпростір для наближення даних, а не для їх класифікації [20].

Fisherfaces - це алгоритм, який у порівнянні з методом власних граней використовує лінійний дискримінантний аналіз, лінійний дискримінант Фішера. Алгоритм базується на пошуку проекції даних, де категорії зображень обличчя максимально розділені. При використанні підходу з основними компонентами розсіювання даних у базі даних обличчя максимізується. Ця відмінність може бути спрямована на високу чутливість до змін освітлення [24].

Метод головних компонентів є основою методу Eigenfaces, який знаходить лінійну комбінацію ознак, що максимізує загальну дисперсію даних. Це досить потужний спосіб подання даних, але він не враховує класи об'єктів і може втратити багато різної інформації, відкидаючи компоненти, які не передають базу. Наприклад, коли в базі даних є фотографія з різним

освітленням, відомо, що компоненти, визначені РСМ, не завжди містять різну інформацію, тому зразки з різних класів змішуються між собою, і подальша класифікація стає неможливою. Ця задача вирішується за допомогою алгоритму лінійного дискримінантного аналізу, який є основою методу Фішерфейса.

Лінійний дискримінантний аналіз - це статистичний метод машинного навчання для пошуку лінійних комбінацій ознак, які найкраще розрізняють два або більше класів об'єктів або подій (тобто об'єкти одного класу повинні бути якомога ближче один до одного в просторі пошуку і одночасно, відстань між класами максимізується).

Алгоритм розпізнає краще, ніж EigenFaces за різних умов освітлення, але навчання також слід проводити за інших умов освітлення.

Вигода:

- Оскільки у кожного велика кількість фотографій, алгоритм стійкий до зміни умов освітлення;

Недолік:

- Відсутність інваріантності щодо афінних перетворень;

Локальний двійковий шаблон (LBP)[11,12,13] - це простий та ефективний оператор перетворення зображення, вперше запропонований у 1996 році для класифікації текстур. Однак пізніше його використовували для розпізнавання облич.

Цей оператор приймає значення яскравості околиць кожного пікселя зображення та використовує функцію, щоб призначити кожному пікселю значення, яке описує його оточення. Далі отримане зображення розбивається на підобласті, і для кожного субрегіону розраховується гістограма. З'єднайте та порівняйте гістограми за допомогою методів машинного навчання. У класичному варіанті використовується метод найближчого сусіда. [14]

Перевагами такого підходу є простота реалізації та висока швидкість, яку можна збільшити різними модифікаціями алгоритму. Алгоритм демонструє високу продуктивність у розпізнаванні обличчя і стійкий до монотонних змін

освітленості. Все це робить його найкращим вибором для розпізнавання облич у системах обробки в режимі реального часу.

1.2.2 Метод на основі характерних ознак

Цей набір методів відрізняється від попереднього тим, що замість оцінки яскравості пікселів використовує характерні точки на зображенні та їх координати. Такими ознаками можуть бути, наприклад, центр ока, положення носа, лінія брів, рот тощо [13]. До таких методів належать активні моделі зовнішності та активні моделі форми.

Активні моделі зовнішнього вигляду (AM) - це статистичні моделі зображень, які можна налаштувати на реальні зображення за допомогою різних деформацій. Цей тип 2D-моделей запропонували Тім Каттс і Кріс Тейлор у 1998 році. Активні моделі зовнішнього вигляду містять два типи параметрів: параметри, пов'язані з формою (параметри форми) і параметри, пов'язані зі статистичними моделями пікселів або текстурами зображення (параметри зовнішнього вигляду). Перш ніж використовувати моделі, їх потрібно навчити на різноманітних попередньо визначених зображеннях. Маркування зображень виконується вручну. Завдяки використанню активної моделі, наявності перешкод, наприклад, вусів, система може реагувати в деяких випадках, оскільки відхилення значень окремих точок можуть не вплинути на загальну реакцію системи. Спочатку за допомогою маски розташуйте обличчя. Потім обличчя відстежується з використанням знайденого положення та розміру за допомогою активного контуру моделі, а ключові точки отримують з цієї моделі. Модель активної форми (ASM) враховує статистичний зв'язок взаємного розташування антропометричних точок. На кожному зображенні зразка експерти відзначають розташування антропометричних точок. Для того, щоб звести координати всіх зображень в єдину систему, т. зв. Узагальнений аналіз Прокруста, де всі точки зводяться до шкали і центруються. Далі для всього набору зображень обчисліть середню форму та коваріаційну матрицю. Власні

вектори обчислюються на основі коваріаційної матриці, а потім сортуються в порядку спадання їх відповідних власних значень. При вирішенні оптимізаційної задачі [11] модель ASM позиціонується на новому зображенні, яке не входить до зображень навчальної вибірки. Однак слід зазначити, що спочатку ці моделі були розроблені не для розпізнавання, а для точного визначення точок на зображеннях обличчя. Їх позиціонування дозволить виконати процес вирівнювання граней зразків і привести їх в систему координат для більш точної ідентифікації іншими методами. Зазвичай для цієї мети використовується невелика кількість точок, що підвищує продуктивність. З іншого боку, завдання розпізнавання вимагають великої кількості ознак, що підвищує точність класифікації та уповільнює роботу системи. У результаті аналізу можна відзначити, що найкращим методом для обробки в реальному часі є використання двійкових шаблонів. У наступних розділах метод буде описано більш детально і буде досліджено продуктивність різних модифікацій методу, що визначить найкращу модифікацію для вирішення проблеми з точки зору швидкості та точності класифікації. Аналіз проблем розпізнавання облич у відеопотоках. Як зазначалося раніше, обробка відеопотоків розробленою системою повинна складатися з двох основних етапів.

Перший етап - виявлення людей за методом Віюлі-Джонса.

Другий етап - ідентифікація виявленої людини за допомогою гістограми локальних бінарних моделей та методу найближчого сусіда. Однак продуктивність цих алгоритмів сильно залежить від таких факторів, як освітлення, положення обличчя тощо. Тому рекомендується відразу описати умови застосування розробленої системи, щоб забезпечити її коректну роботу:

- Допускаються лише монотонні зміни освітлення. Навчальні та дослідні зразки повинні бути відібрані при однакових умовах освітлення;

- Використовуйте положення людини спереду або близько. Нейтральна міміка на зображенні;

- Люди не перекриваються іншими об'єктами;

Також рекомендується відразу описати необхідні функції, які розробляються:

- Потокове відео в прямому ефірі за допомогою веб-камери, підключеної до комп'ютера;

- Можливість налаштування робочих параметрів для алгоритмів виявлення та ідентифікації;

- Виведення ідентифікаційної інформації про обличчя, включаючи ступінь приналежності до певної категорії, графічне відображення гістограм і LBP-подання відстежування обличчя;

- Можливість викладати та додавати уроки для тих, хто використовує камеру через інтерфейс програми;

Крім фази виявлення та ідентифікації, рекомендується використовувати проміжну фазу, оброблену першовідкривачем. Застосування фільтра Гаусса після виявлення обличчя допоможе зменшити ефект шуму розпізнавання. Також має сенс застосувати маску важливих областей до локалізованих і трансформованих зображень LBP обличчя, що усуне вплив при ідентифікації кутових областей зображення, які містять фон.

Отже, загальний алгоритм розпізнавання має складатися з таких кроків: виявити людину в кадрі, обробити знайдену людину через фільтр Гаусса, застосувати перетворення LBP до знайденої особи, потім застосувати маску важливих областей, обчислити гістограму знайденої особи, класифікувати людей за гістограмою. Результатом буде список відстежуваних облич з їх ознаками та координатами прямокутної області кадру, в якому вони знаходяться.

Загальна блок-схема розробленого цією системою алгоритму обробки кадрів показана на рисунку 1.2.

Аналогічно протікає і навчальний процес. Знайдені у кадрах обличчя обробляються послідовно за описаним алгоритмом, а обчислені гістограми осіб освітньої вибірки для кожного класу зберігаються. Розпізнавання засноване на знаходженні мінімальної відстані між гістограмою вхідного зображення обличчя і гістограмою, що зберігається в базі даних.



Рисунок 1.2 - Схема алгоритма обробки кадрів відеопотока

2. МЕТОДИ ОБРОБКИ ПОТОКУ ВІДЕОЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Метод Віоли-Джонса для розпізнавання обличчя

Метод Віоли-Джонса для розпізнавання обличчя залишається важливою та актуальною технологією в сфері комп'ютерного зору. Розроблений Полом Віолою та Майклом Джонсом у 2001 році [3,5], цей метод продовжує використовуватися як один із ключових інструментів у сучасних системах розпізнавання обличчя, зокрема в режимі реального часу.

Метод Віоли-Джонса базується на концепції каскадних класифікаторів, що дозволяє йому ефективно визначати обличчя на зображеннях. Перевагою цього методу є його висока швидкодія та здатність до роботи в режимі реального часу, що робить його незамінним інструментом для застосувань, де швидкість розпізнавання є ключовим фактором.

Важливо відзначити, що метод Віоли-Джонса не обмежується лише розпізнаванням обличчя. Він також може використовуватися для пошуку інших об'єктів на зображеннях. Це робить його універсальним інструментом для завдань відстеження та класифікації об'єктів у реальному часі.

Основна інновація методу - використання характеристик Хаара. Ці характеристики - це прості, але потужні інструменти для виявлення структур у зображенні. Для підвищення швидкості обчислень Віола і Джонс впровадили концепцію інтегральних зображень. Інтегральне зображення дозволяє швидко і ефективно підсумовувати значення пікселів у будь-якому прямокутному регіоні зображення. Це значно зменшує обчислювальну складність, дозволяючи швидко визначати характеристики Хаара на зображеннях.

При розгляді алгоритму слід врахувати, що він базується на використанні класифікаторів з багатошаровими каскадами, що дозволяє досягти високої точності при відсіюванні фонових областей та швидкодійності обробки. Детальніше, метод Віоли-Джонса використовує адаптивні вікна для локалізації обличчя, а їхні оцінки здійснюються з використанням призначених для цього

класифікаторів. Каскадні класифікатори - це серія простих класифікаторів, які працюють послідовно. На ранніх етапах, прості класифікатори відкидають більшість негативних випадків (областей без облич), тим самим знижуючи обчислювальне навантаження для наступних, більш складних класифікаторів. Це дозволяє системі ефективно зосереджуватися лише на найбільш обнадійливих регіонах для виявлення обличчя.

Необхідно також відзначити, що даний метод став основою для подальших розробок і вдосконалень в галузі розпізнавання обличчя, що підкреслює його значущість в історії та розвитку комп'ютерного зору.

Унікальність методу Віоли-Джонса полягає в його здатності до швидкого оброблення зображень без значної втрати точності. Це робить його ідеальним для застосувань, де необхідне швидке виявлення обличчя, таких як системи безпеки, біометричні системи ідентифікації та інтерактивні рішення.

Метод також примітний своєю універсальністю. Він ефективно справляється з різними умовами освітлення та різними позами облич, що робить його використання гнучким у різних сценаріях.

Загалом, метод Віоли-Джонса представляє собою важливий крок уперед у галузі розпізнавання обличчя, що поєднує в собі швидкість, точність та гнучкість. Це відкрило шлях для розвитку численних застосувань, які використовують технологію розпізнавання облич, і продовжує бути актуальним у сучасному світі цифрових технологій.

Давайте виділимо основні принципи, на яких працює цей підхід:

- Інтегроване представлення зображення;
- Використовує логотип Нааг для пошуку облич;
- Каскадна класифікація для підсилювальних додатків;

2.1.1 Формальне представлення у вигляді ансамблю

Формальне представлення у вигляді ансамблю відкриває широкі можливості для аналізу та обробки зображень. Використання ансамблю,

зокрема, є ключовим елементом у визначенні яскравості прямокутних областей на зображенні [4,7]. Цей підхід активно використовується в різних алгоритмах комп'ютерного зору, що підкреслює його універсальність та ефективність у різних задачах обробки візуальної інформації.

Інтегральне подання є важливою складовою цього підходу, дозволяючи швидко та ефективно визначати загальну яскравість будь-якої прямокутної області на заданому зображенні. Його використання спрощує обчислення, оскільки час, необхідний для визначення яскравості, не залежить від площі прямокутника. Це робить підхід дуже привабливим для обробки зображень різних розмірів та геометричних конфігурацій.

Інтегральне представлення зображення можна уявити як матрицю, що відображає структуру вихідного зображення. Кожен елемент цієї матриці представляє собою суму інтенсивностей пікселів, розташованих ліворуч і вище від даного елемента. Формула розрахунку елементів матриці враховує значення інтенсивності пікселів вхідного зображення для кожної точки (x,y) . Це дозволяє з легкістю пристосовувати інтегральне представлення до різних характеристик зображень та їхніх особливостей.

Використання ансамблевого підходу до представлення зображення розширює можливості аналізу. Окрім обчислення яскравості, цей метод дозволяє одночасно враховувати об'єкти одного типу, але з різними геометричними параметрами. Це особливо корисно при аналізі великих наборів даних, де різноманіття об'єктів може бути значним.

Такий ансамбльний підхід виявляється особливо потужним, оскільки обчислення матриці представлення ансамблю відбувається з лінійною швидкістю відносно кількості пікселів. Це робить його важливим інструментом для завдань комп'ютерного зору, де ефективність обробки зображень грає критичну роль в досягненні точних та швидких результатів.

$$I(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (2.1)$$

2.1.2 Підхід Хаара

Підхід Хаара у контексті методу Віоли-Джонса для розпізнавання обличчя використовує так звані характеристики Хаара для визначення структурних рис обличчя на зображеннях. Ці характеристики були розроблені Альфредом Хааром у початку 20-го століття та адаптовані для комп'ютерного зору. Вони є фундаментальним елементом методу Віоли-Джонса.

Характеристики Хаара представляють собою прості форми, які вимірюють різницю в інтенсивності пікселів між різними частинами зображення. Вони зазвичай включають два або більше сусідніх прямокутних регіонів, які можуть бути чорними та білими. Ці регіони використовуються для обчислення різниці в інтенсивності світла між ними.

Існує кілька основних типів характеристик Хаара:

- Крайові характеристики: Виявляють горизонтальні або вертикальні краї.
- Лінійні характеристики: Виявляють лінійні риси, такі як брови чи межу губ.
- Чотирикутні характеристики: Виявляють більш складні структурні риси.

Ці характеристики дозволяють визначити ключові особливості облич, наприклад, розташування очей, носа та рота.

Зовнішній вигляд логотипу показаний на рисунку. 2.1.

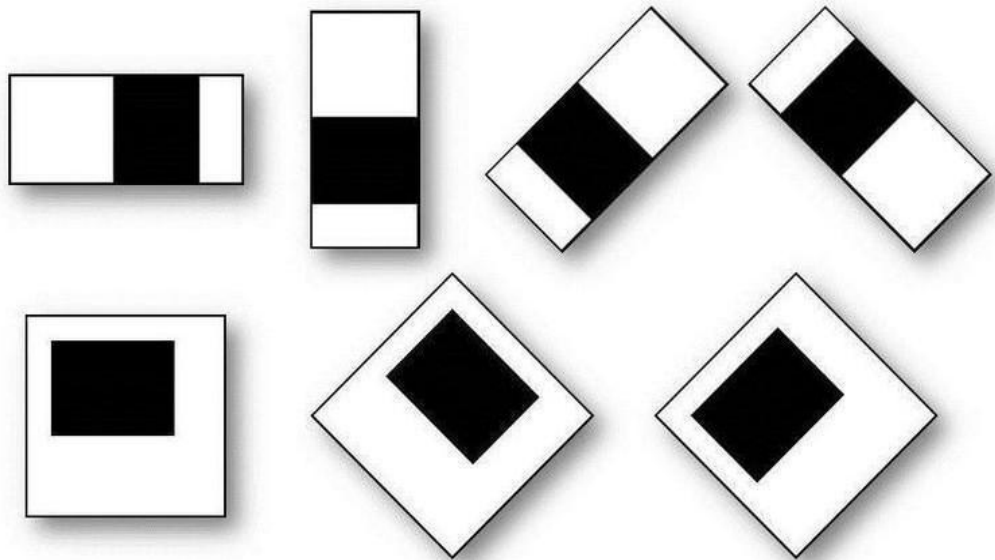


Рисунок 2.1 - Ознака Хаара

Розширений метод Віоли-Джонса, що надається в бібліотеці комп'ютерного зору OpenCV і використовується в системі розробки, також використовує додаткову функціональність, наведену на (Рисунок 2.2).

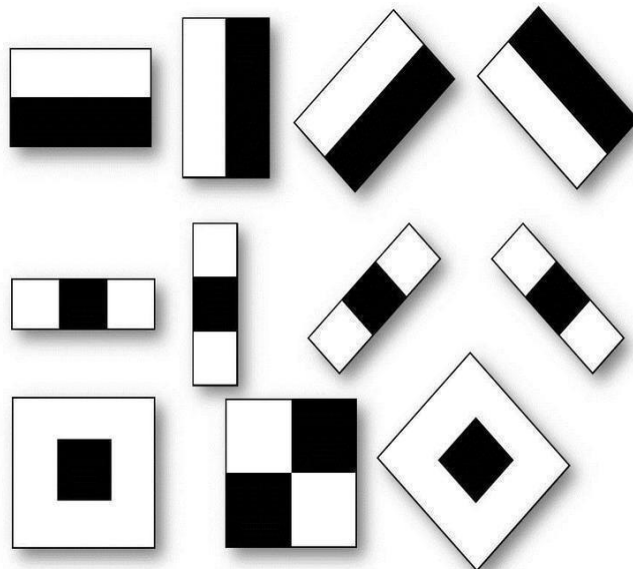


Рисунок 2.2 - Розширений набір ознак Хаара

Характеристики Хаара обчислюються шляхом віднімання суми інтенсивностей пікселів у чорних регіонах від суми у білих регіонах. Це дає значення, яке відображає різницю в інтенсивності світла між цими областями.

Результатом обчислення такої ознаки на інтегральному представленні буде:

$$F = U - V$$

де U - сума значень яскравостей точок, закритий світлою частиною ознаки, а V - сума значень яскравостей точок, закритих темною частиною ознаки. Такі ознаки описують перепад яскравості по двом осям зображення.

Пошук обличчя виконується за допомогою так званого вікна сканування, яке в оригінальному алгоритмі має розмір 24×24 пікселі. Вікно переміщується по зображенню з кроком в 1 піксель, і для кожного місця обчислюються об'єкти Хаара з різним масштабом і розташуванням у вікні. У цьому випадку саме сканування виконується однаково для різних масштабів вікна сканування. Знайдені ознаки передаються в класифікатор, який на основі їх значень визначає, чи є область зображенням, пов'язаним з вікном, обличчям.

Одна з ключових переваг характеристик Хаара полягає в їх простоті, що робить обчислення швидким і ефективним. Це особливо важливо для застосувань, які вимагають виявлення облич у реальному часі.

У контексті розпізнавання обличчя, характеристики Хаара використовуються для виявлення особливостей обличчя на різних масштабах, що робить метод ефективним для різних розмірів та орієнтацій обличчя. Це дає можливість надійно виявляти обличчя незалежно від їх положення на зображенні.

Характеристики Хаара є універсальними і можуть застосовуватися до різних задач комп'ютерного зору. Їхня простота та ефективність роблять їх ідеальними для широкого спектру застосувань, особливо у сферах, де потрібна швидка та надійна обробка зображень.

Загалом, підхід Хаара у методі Віюлі-Джонса є фундаментальним для ефективного виявлення обличчя, забезпечуючи швидкість, точність та гнучкість, необхідні для сучасних систем комп'ютерного зору.

2.1.3 Каскадна структура класифікаторів

Каскадна структура класифікаторів дозволяє прискорити розпізнавання облич, фокусуючи увагу на найцікавіших ділянках зображення. Каскад - це структурна організація слабких класифікаторів, які навчаються під час підвищення. Тому за низьких обчислювальних витрат зображення, які, швидше за все, не містять потрібного об'єкта (у даному випадку обличчя), можуть бути відкинуті на ранніх етапах розпізнавання. Приклад каскадної структури класифікатора показано на рисунку 2.3.

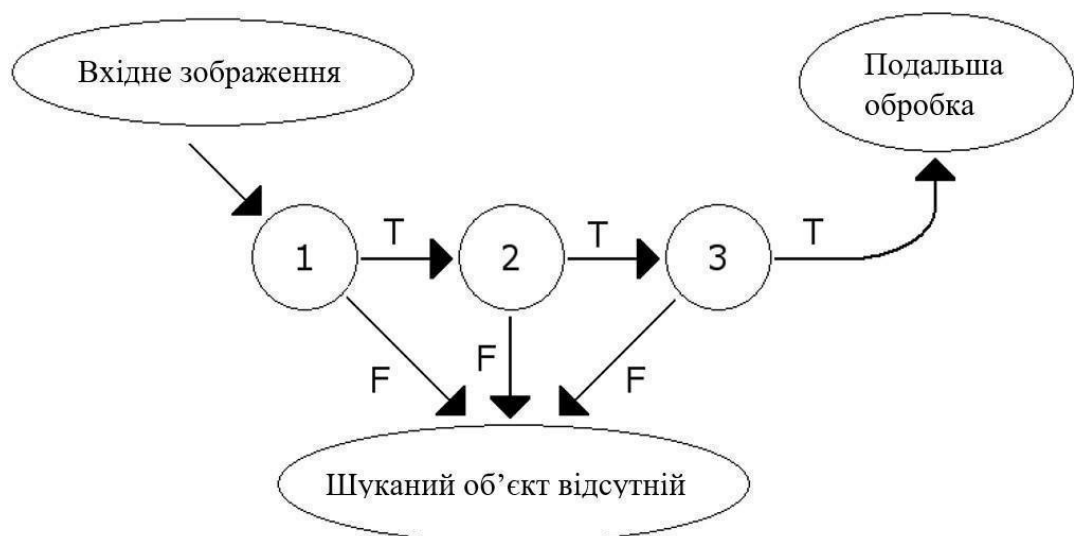


Рисунок 2.3 - Схема каскадної класифікації

Каскадні класифікатори працюють на принципі "відкидання на ранньому етапі". На початкових стадіях, прості класифікатори швидко відкидають області зображення, які явно не містять обличчя. Це забезпечує велику швидкість обробки, оскільки більшість областей відкидаються на ранньому етапі, значно зменшуючи обсяг роботи для наступних класифікаторів.

Кожна стадія каскаду містить декілька слабких класифікаторів, які об'єднуються для формування більш потужного класифікатора. Слабкі класифікатори, як правило, базуються на окремих характеристиках Хаара. Кожен такий класифікатор робить просте рішення: чи вказує ця характеристика на наявність обличчя чи ні. Рішення всіх слабких класифікаторів на стадії потім комбінуються для визначення, чи потрібно перейти до наступної стадії каскаду або відкинути розглядувану область як таку, що не містить обличчя.

Процес навчання каскадного класифікатора є ітеративним. Він починається з навчання першого, найпростішого класифікатора. Навчання продовжується шляхом додавання стадій, де кожна нова стадія навчається розпізнавати обличчя з усе більшою точністю. На кожному кроці, зразки, які були правильно класифіковані попередніми стадіями, використовуються для навчання наступних стадій.

Кожен рівень каскаду досліджується за допомогою вищезгаданого алгоритму AdaBoost [17]. Кількість використовуваних у ньому функцій продовжує збільшуватися, доки цільовий об'єкт не буде виявлено, а помилка типу 1 не досягне вказаного значення. Рівень визначається шляхом перевірки сповіщувача струму на випробовуваному пристрої. Якщо загальна помилка першої категорії для всього об'єкта не досягнута, до каскаду додається інший шар. Негативний набір для вивчення наступного шару визначається шляхом збору всіх помилкових виявлення під час використання поточного каскаду.

Результатом класифікації буде набір областей зображення, що містять потрібний об'єкт. Вкладені ітерації потім усуваються, коли виявляється той самий об'єкт, що викликано масштабуванням вікна сканування.

Для подальшої обробки знайдені грані перетворюються в градації сірого і масштабуються до розміру 128*128 пікселів.

Головною перевагою цієї структури є її здатність до швидкого виявлення обличчя. Більшість необличних областей зображення відкидаються на ранніх стадіях, що дозволяє системі сконцентрувати обчислювальні ресурси на більш обнадійливих областях. Це робить метод Віюлі-Джонса надзвичайно швидким і

ефективним, особливо у порівнянні з іншими методами розпізнавання обличчя, які можуть вимагати більше часу для обробки всього зображення.

Дякуючи своїй швидкості та ефективності, каскадна структура класифікаторів методу Віоли-Джонса ідеально підходить для застосувань у реальному часі. Вона може бути використана у системах безпеки, мобільних додатках, інтерактивних медіа, та інших областях, де необхідне швидке виявлення облич.

Загалом, каскадна структура класифікаторів у методі Віоли-Джонса є важливим інструментом у галузі комп'ютерного зору, який дозволяє ефективно обробляти зображення для виявлення обличчя з високою швидкістю та точністю.

2.2 Фільтрація за Гаусом

Фільтрація за Гаусом є важливою технікою в обробці зображень, яка використовується для згладжування зображення та усунення шуму. Цей метод названий на честь математика Карла Фрідріха Гауса і базується на Гаусовому розподілі - статистичній функції, яка описує нормальний розподіл значень.

Фільтрація за Гаусом використовує гаусівський фільтр, який прикладається до кожного пікселя зображення. Гаусівський фільтр - це ваговий фільтр, де центральні пікселі мають більшу вагу, а вага зменшується з віддаленням від центру. Це забезпечує природне згладжування та розмиття зображення.

Фільтри Гаусса використовуються для видалення шуму на зображеннях обличчя. Фільтр Гаусса - це фільтр розмиття зображення, який використовує нормальний розподіл для обчислення перетворення, застосовуваного до кожного пікселя зображення. Нормальний розподіл у двох вимірах описується рівнянням [24]:

$$G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(r)/(2\sigma^2)} \quad (2.2)$$

де r - радіус розмиття; $r = x^2 + y^2$;

σ - стандартне відхилення розподілення Гауса.

Ця формула визначає поверхню у вигляді зосередженого кола, яке нормально розподілено від центральної точки. Будує пікселі матриці згортки, застосовану до вхідного зображення, використовуючи відмінний від нуля розподіл. Значення пікселів мають найбільшу вагу (мають найвище значення Гаусса), а сусіднім пікселям надається менша вага, залежно від того, наскільки вони близькі до них.

Приклад розмиття за Гаусом для одновимірного масиву показано на рисунку 2.4.

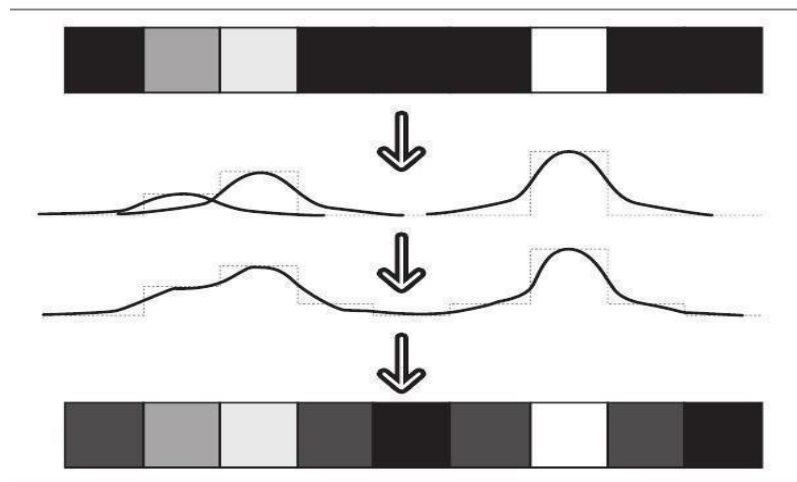


Рисунок 2.4 - Гаусівське розмиття для одновимірного масиву

Таким чином, розмиття за Гаусом дозволяє видалити небажані шуми із зображення, що мінімізує їх вплив на подальшу класифікацію обличчя. Результат застосування фільтра Гаусса до всього зображення показаний на рисунку 2.5.



Рисунок 2.5 - Приклад застосування Гаусівського фільтру

Фільтр застосовується до кожного пікселя зображення, використовуючи його сусідів і їх інтенсивності для обчислення нового значення пікселя. Величина фільтра (розмір ядра) та σ визначають ступінь згладжування: більші ядра та вищі значення σ призводять до сильнішого розмиття.

Ефекти фільтрації за Гаусом:

- Згладжування Зображення: Фільтр ефективно зменшує шум і розмиває зображення, забезпечуючи гладкі переходи;
- Усунення Шуму: Фільтр допомагає усунути або зменшувати ефект випадкових шумів у зображенні;
- Підготовка для Обробки: Часто використовується як попередній етап перед

застосуванням інших алгоритмів обробки зображень, таких як виявлення країв;

Фільтрація за Гаусом використовується у широкому спектрі застосувань у галузі комп'ютерного зору, від базового згладжування зображень до більш складних завдань, таких як обробка медичних зображень, аналіз текстур та підготовка зображень для глибокого аналізу. Переваги та Недоліки.

Переваги:

- Ефективність у згладжуванні та усуненні шуму;
- Гнучкість у виборі ступеня розмиття;

Недоліки:

- Надмірне розмиття може призвести до втрати важливих деталей зображення;
- Не завжди ідеально підходить для зображень з чіткими краями або деталями;

Фільтрація за Гаусом є основоположною технікою в області обробки зображень і відіграє важливу роль у багатьох аспектах комп'ютерного зору та цифрової обробки зображень.

2.3 Перетворення LBP

2.3.1 Оператор LBP

Вперше оператор LBP був запропонований для класифікації текстур у 1996 році [13]. Однак пізніше його використовували для розпізнавання облич [2,3,7]. Основна ідея оператора LBP полягає у порівнянні кожного пікселя зображення з його сусідніми пікселями і кодуванні цих порівнянь у формі бінарного числа. Цей процес створює мапу візерунків, яка відображає текстурні властивості зображення. Суть оператора заснована на застосуванні перетворення краю до пікселів зображення, а значення яскравості обробленого пікселя порівнюється зі значенням яскравості сусідніх пікселів. Результат порівняння кожного пікселя сусідства з пікселем, що обробляється, об'єднується в двійковий.

У класичному варіанті використовуються квадратні околиці $3 * 3$ пікселів. Приклад обчислення перетворення LBP такої околиці наведено на (рис. 2.6).

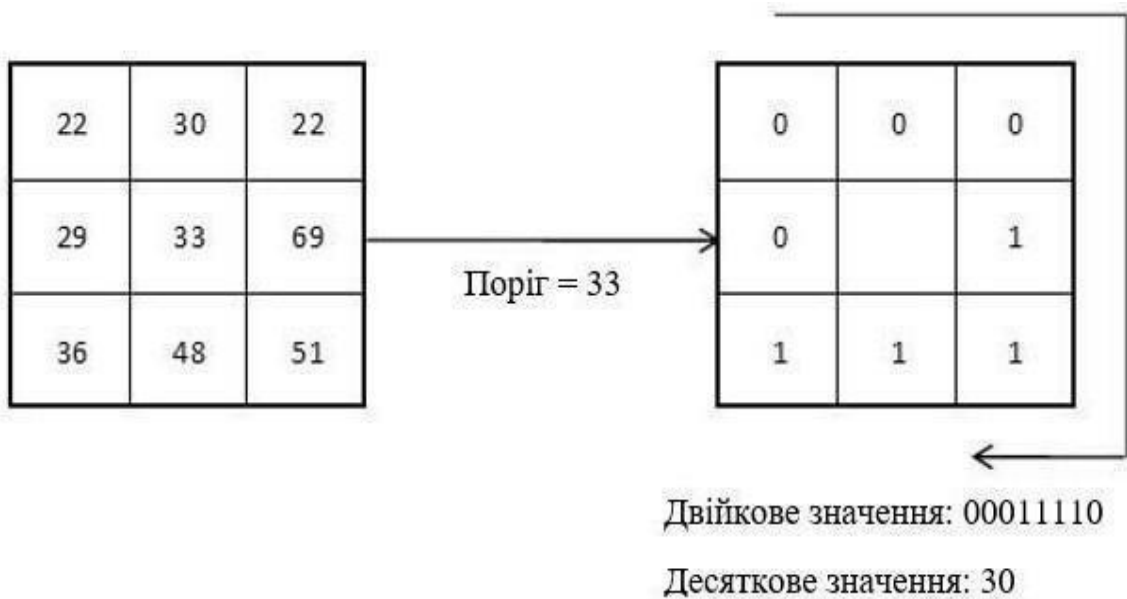


Рисунок 2.6 - Оператор LBP.

Після застосування оператора LBP зображення розбивається на прямокутні області, і для кожної області обчислюється гістограма, що описує частоту пікселів різної яскравості в цій області. Значення елемента LBP гістограми можна описати такою формулою:

$$N_i = \sum_{x,y} I\{f(x,y)\}, i = 0, \dots, n - 1 \quad (2.3)$$

де $f(x,y)$ - значення яскравості пікселя LBP зображення з координатами (x,y) ;

n - кількість різних значень яскравостей пікселів;

$I\{A\} = 1$, якщо A - істина, інакше $I\{A\} = 0$.

Отримані гістограми були нормалізовані, об'єднані та пізніше використані як маркери для класифікації. У оригінальному дослідженні для класифікації використовувався метод найближчого сусіда, який детально описано нижче.

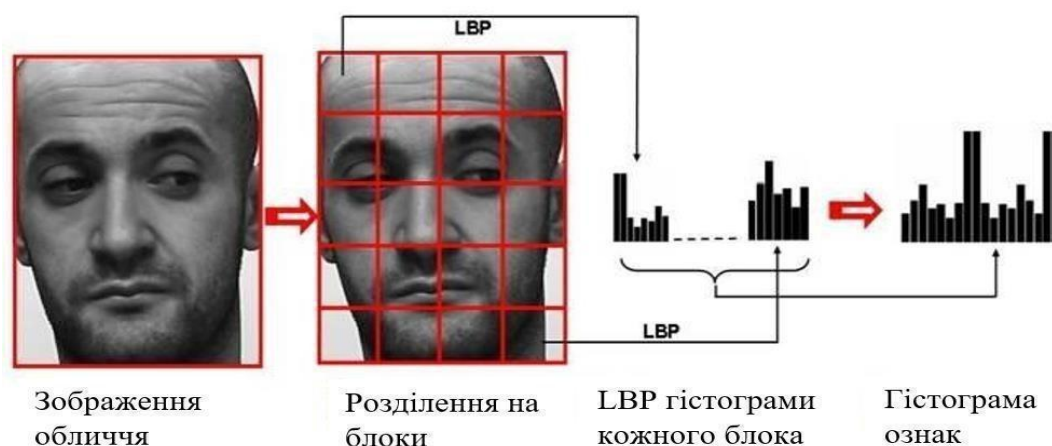
Процес визначення LBP:

- Вибір Центрального Пікселя: Для кожного пікселя зображення

розглядається навколишнє його сусідство;

- Порівняння з Сусідами: Значення кожного сусіднього пікселя порівнюється зі значенням центрального пікселя;
- Кодування: Якщо значення сусіднього пікселя більше або дорівнює центральному, відповідний біт у бінарному коді встановлюється як '1', інакше - як '0';
- Формування Бінарного Числа: Біти, отримані з усіх сусідів, формують бінарне число, яке є LBP-кодом для центрального пікселя;
- Створення LBP-Мапи: Повторення цього процесу для кожного пікселя зображення створює повну LBP-мапу;

Приклад поділу зображення на прямокутні області та формування



гістограми можна побачити на (Рисунок 2.7).

Рисунок 2.7 - Форматування зображення на прямокутні кадри та формування гістограми

Результатом є опис зображення обличчя на трьох рівнях локалізації. Цей опис не залежить від монотонних змін освітлення.

Оператор LBP виявився особливо ефективним у розпізнаванні текстур та шаблонів. Він широко використовується для:

- Розпізнавання обличч;
- Аналізу текстур;
- Медичної візуалізації;

- Моніторингу відео;

Переваги Оператора LBP:

- Простота та Ефективність: LBP є простим у реалізації та швидким у виконанні;
- Стійкість до Змін Освітлення: Оскільки LBP базується на порівнянні відносних інтенсивностей, він є стійким до змін освітлення;
- Універсальність: LBP може бути застосований до різних типів зображень і для різних завдань аналізу;

Обмеження:

- Чутливість до Шуму: Висока чутливість до шуму, особливо на високих частотах;
- Обмеження у Виявленні Текstur: LBP може бути обмежений у виявленні складних текстур;

Оператор LBP, завдяки своїй простоті та ефективності, є цінним інструментом в області обробки зображень та комп'ютерного зору, забезпечуючи швидке та надійне рішення для розпізнавання

2.3.2 Рівномірні LBP

Рівномірні LBP (Uniform Local Binary Patterns) є варіацією стандартного методу LBP, що вносить покращення в аналіз текстур і шаблонів на зображеннях. Цей підхід був запропонований для зменшення кількості візерунків LBP, що генеруються під час аналізу, з метою підвищення стійкості та зменшення обчислювального навантаження.

Рівномірні LBP фокусуються на патернах, які мають певну рівномірність у розподілі бітів. Рівномірним вважається LBP-візерунок, у якому кількість переходів між 0 і 1 (або 1 і 0) у бінарному представленні є два або менше. Наприклад, візерунки 00000000 (0 переходів), 00000011 (1 перехід), та 00110011 (2 переходи) є рівномірними, в той час як 01010101 (8 переходів) не є рівномірним.

Подальша робота над локальними бінарними шаблонами показала, що лише деякі з них мають важливу інформацію про форму об'єктів на зображенні [7]. Такі рідні двійкові шаблони називають уніфікованими.

Цей тип LBP включає ті шаблони, чий двійковий код містить не більше двох переходів між нулем і одиницею. Вони описують лише важливі локальні особливості зображення, такі як кінці ліній, грані, точки. Приклад однорідного LBP наведено на (Рисунок 2.8).

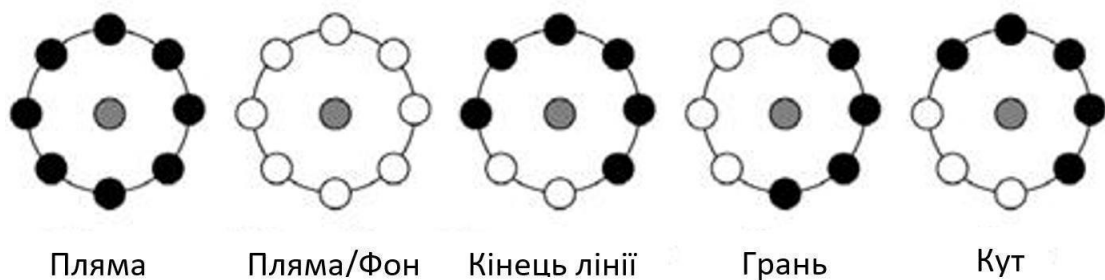


Рисунок 2.8 - Приклад рівномірних LBP.

Всього існує 58 уніфікованих LBP. Результатом є 59-вимірна гістограма ознак (надає додаткові розряди для обчислення всіх нерівномірних LBP), на відміну від 256-вимірної гістограми в оригінальному алгоритмі. Таке зменшення розміру зменшує вагу пам'яті та значно покращує швидкість класифікації, одночасно покращуючи її продуктивність, використовуючи лише важливі функції.

Переваги Рівномірних LBP:

- Зменшення Розміру Особливостей: Рівномірні LBP значно скорочують кількість різних патернів, що генеруються оператором LBP, що спрощує подальший аналіз;
- Стійкість до Текстурних Варіацій: Вони більш стійкі до текстурних варіацій та шуму, оскільки ігнорують складніші та менш поширені візерунки;
- Покращення Класифікації: Рівномірні патерни часто містять більше інформації про основні текстурні особливості, що покращує класифікацію;

Процес розрахунку рівномірних LBP включає наступні кроки:

- Визначення LBP для кожного пікселя зображення;
 - Визначення, чи є отриманий LBP-код рівномірним;
 - Запис тільки рівномірних LBP-кодів або їх категоризація в окрему групу;
- Рівномірні LBP широко використовуються у таких сферах:
- Розпізнавання Облич: Особливо для розпізнавання основних рис обличчя;
 - Аналіз Текстур: У галузях, де потрібно розпізнавати або класифікувати текстури;
- Медична Візуалізація: Для виявлення та аналізу медичних зображень;
- Рівномірні LBP забезпечують ефективний баланс між детальністю аналізу текстур і необхідністю обробки великих даних, роблячи цей підхід цінним інструментом у сучасному комп'ютерному зорі.

2.3.3 Центральнo-симетричний LBP

Центральнo-симетричний LBP (CS-LBP) є варіацією стандартного методу LBP (Local Binary Patterns), яка призначена для покращення виявлення та аналізу текстурних особливостей на зображеннях. Цей метод вносить зміни в традиційний підхід LBP, зосереджуючись на центральній симетрії в межах локального сусідства пікселів.

У CS-LBP, замість порівняння центрального пікселя з усіма його сусідами, порівняння відбувається між парами сусідніх пікселів, які розташовані симетрично відносно центру. Це означає, що кожна пара сусідніх пікселів порівнюється між собою, а не з центральним пікселем.

Така модифікація алгоритму обчислення локальних бінарних шаблонів дозволяє значно знизити вартість пам'яті та обчислювальну складність класифікації. Суть модифікації полягає в тому, що граничне значення кожного пікселя на основі околиці є не значенням яскравості пікселя центру околиці, а значенням яскравості відносно центру околиці. Пікселі сусідства [8,10]. Обчислювальне порівняння класичного LBP і центральнo-симетричного LBP показано на рисунку 2.9

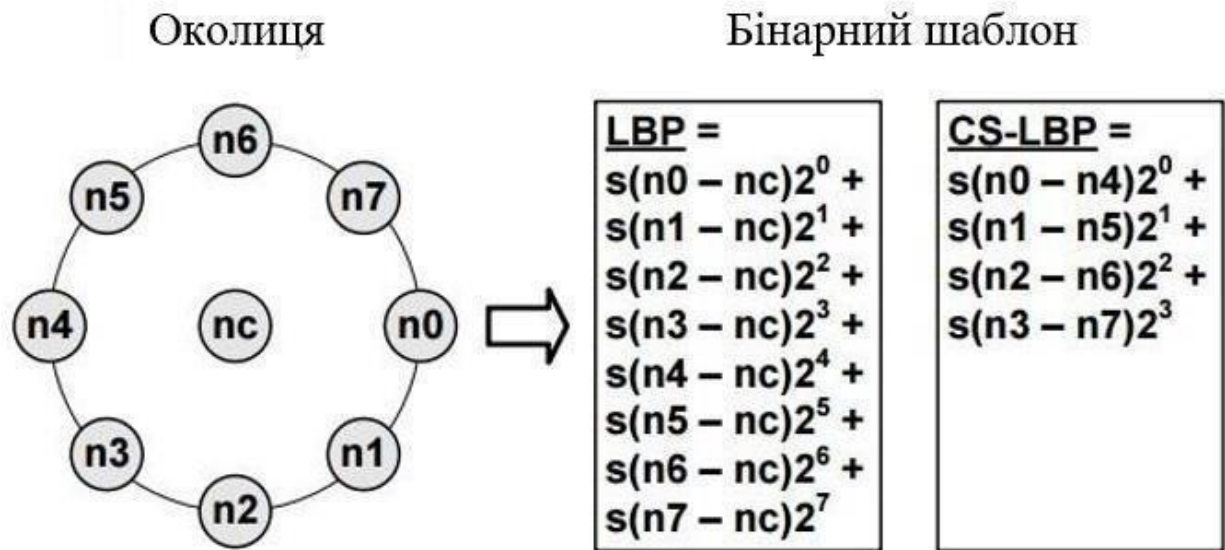


Рисунок 2.9 - Приклад розрахунку значень простого LBP і центрального CS-LBP.

Як бачимо, в цьому алгоритмі кількість бітів у значенні піксельного перетворення зменшується до чотирьох. Тому розмірність гістограми зі знаком зменшується до $2^4 = 16$. Таким чином, ми економимо більше пам'яті та покращуємо швидкість класифікації порівняно з використанням уніфікованого LBP. Ці переваги роблять цю модифікацію алгоритму ідеальною для класифікації в реальному часі.

Однак таке зменшення розміру гістограми ознак може негативно вплинути на точність класифікації. Тому при виборі ознак для класифікації необхідно знайти компроміс між швидкістю та точністю. Окремий розділ даної роботи присвячений виконанню вищезгаданих алгоритмів.

Переваги CS-LBP:

- Покращена Чутливість до Текстур: CS-LBP ефективніше виявляє фінітні та грубі текстурні особливості завдяки фокусуванню на симетрії;
- Менша Чутливість до Шуму: Метод стійкіший до шуму, оскільки він ігнорує мінорні відмінності між сусідніми пікселями;
- Зменшення Обчислювального Навантаження: CS-LBP зменшує кількість

порівнянь, які необхідно виконати, що призводить до швидкої обробки зображень;

Центрально-симетричний LBP використовується у багатьох областях, включаючи:

- Розпізнавання Облич та Інші Біометричні Застосування: Для виявлення особливостей облич або інших біометричних ідентифікаторів;
- Текстурний Аналіз та Класифікація: Для класифікації та аналізу текстурних властивостей різних поверхонь та матеріалів;
- Медичне Зображення: В аналізі медичних зображень для виявлення патологічних змін;

CS-LBP, завдяки своїй здатності точно визначати текстурні особливості та ефективно обробляти зображення, є цінним інструментом у сучасному комп'ютерному зорі та обробці зображень.

2.4 Маскування важливих ділянок зображення

Зображення обличчя, отримане після процесу виявлення, має квадратну форму. Однак людські обличчя не займають весь простір зображення. Тому логічно виключити області зображення, які не мають обличчя в рішенні класифікатора.

Простий спосіб виправити це - замаскувати важливі ділянки зображення. Маска - це зображення того ж розміру, що й вхідне зображення. Ненульові пікселі яскравості в масці відповідають важливим зонам. У нашому випадку важливою зоною є область овалу в центрі зображення, яка відповідає обличчю.

Значення пікселів отриманого зображення можна визначити за такою формулою:

$$R(x, y) = \begin{cases} I(x, y) & \text{if } M(x, y) \neq 0 \\ 0 & \text{if } M(x, y) = 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

де $I(x,y)$ - значення яскравості пікселя оброблюваного зображення;

$M(x,y)$ - значення яскравості пікселя маски значимих областей.

При використанні локальних двійкових шаблонів для вирішення проблем класифікації, маски для помітних областей слід використовувати після перетворення LBP і перед обчисленням гістограми. Таким чином, усі другорядні пікселі зображення на гістограмі будуть згруповані в одне значення. Приклад застосування маски важливих областей до зображення, обробленого оператором LBP, показано на рисунку 2.10.

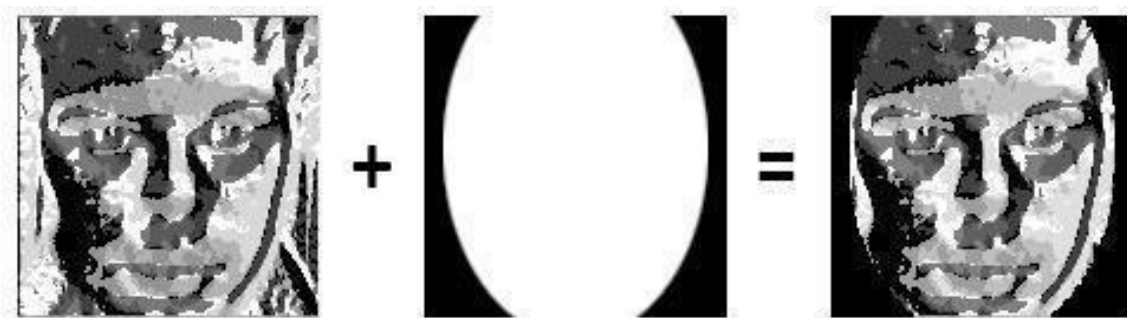


Рисунок 2.10 - Маскування важливих ділянок зображення

Як видно з рисунка, результатом цієї операції є те, що пікселі зображення, які не повинні впливати на результат класифікації, приймають значення яскравості, рівне нулю.

Отримані гістограми LBP класифікуються за методом найближчого сусіда, як і в оригінальному дослідженні LBP, пов'язаному з проблемою розпізнавання обличчя [14]. Метод найближчого сусіда - це простий алгоритм класифікації, суть якого полягає в тому, що об'єкт належить до його найближчого класу. Наприклад, на (Рисунок 2.11) зелені кола слід класифікувати як червоні трикутники відповідно до алгоритму.

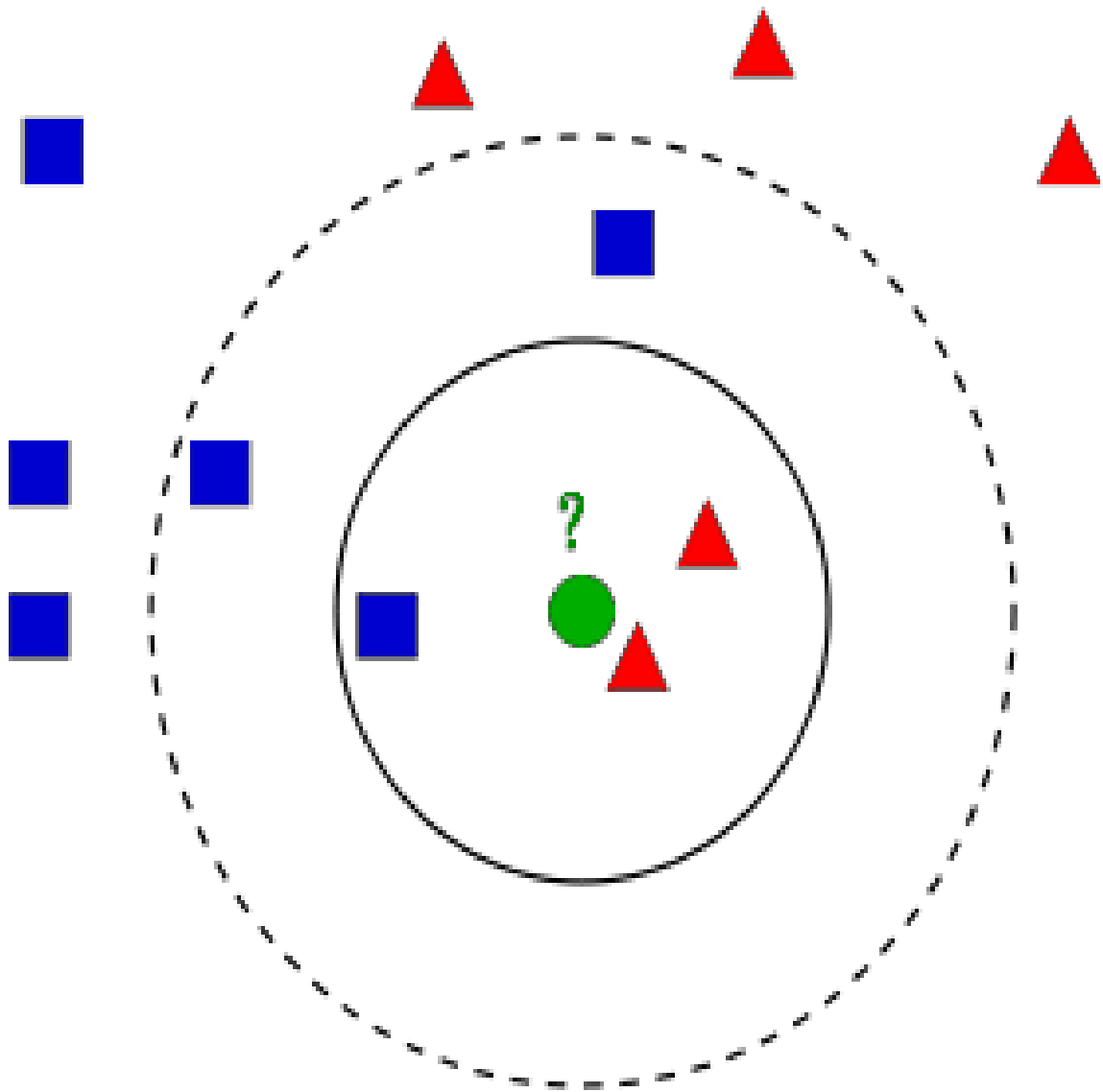


Рисунок 2.11 - Графічне представлення методу найближчого сусіда

Для покращення результатів використовується метод віднесення об'єктів до класу, до якого належить більшість сусідів в околиці заданого розміру. Проте проведені в цій роботі дослідження показали, що такий підхід негативно впливає на роботу класифікатора при вирішенні задачі класифікації людей.

Математично алгоритм можна описати так. Перший крок визначає елемент x_s , який є найближчим до відображеного зображення x у навчальній вибірці з N елементів, а саме:

$$\|x-x_s\|=\min \{\|x-x_i\|:i=1,\dots,N\} \quad (2.5)$$

На другому кроці перевіряється умова належності до класу: якщо $x \in \omega_i$, розглянемо $x \in \omega_i$ [26].

Похибка класифікації велика, а помилка даних невелика. Основним недоліком методу найближчого сусіда є те, що він чутливий до значення окремих (можливо неправильних) даних. Тим не менш, метод демонструє високу ефективність при використанні в широкому колі завдань класифікації [23].

Особливої уваги заслуговує вибір показників, які визначають відстань між гістограмами. Для досягнення максимальної точності класифікації необхідно вибрати метрику, яка найкраще відображає відмінності між гістограмами зображень різних класів. У оригінальному дослідженні використовувалася так звана відстань χ^2 -квадрат, яка розраховується наступним чином:

$$\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{(x_i + y_i)} \quad (2.6)$$

де x_i - i -те значення першої гістограми; y_i - i -е значення другої гістограми.

3 РОЗРОБКА МОДУЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ ДЛЯ WEB-СИСТЕМИ

3.1 Інструменти розробки

Система розроблена в середовищі розробки QT з використанням об'єктно-орієнтованої мови програмування C++. C++ належить до сімейства мов C-подібного синтаксису, і його синтаксис найбільш близький до C# і Java. Мова має статичну типізацію, підтримує поліморфізм, перевантаження операторів, делегати, властивості, загальні типи та методи, ітератори, анонімні функції, що підтримують графічний інтерфейс у форматі QML [19,20,21].

Наявність механізму «збирання сміття» в C++ відсутня. Тому перевірка на сміття лягає повністю на наші плечі, однак це дозволить вам детально організувати роботу виділення та видалення пам'яті, що дає нам більш глибоке налаштування.

Для полегшення процесу розробки було вирішено використовувати бібліотеку OpenCV. Ця бібліотека розроблена для C/C++, а також має інтерфейси для таких мов, як Python і Java, включаючи обгортку для мови

Середовище QT, яка використовується в роботі. Підтримуються Windows, Linux, Mac OS, iOS і Android. Він містить алгоритми обробки зображень, реконструкції та очищення, захоплення відео, спостереження за об'єктами, калібрування камери тощо. Бібліотека поширюється являється безкоштовною для комерційних цілей [19,20].

Велика кількість реалізованих алгоритмів комп'ютерного зору, а також велика кількість статей теоретичного матеріалу про їх застосування роблять бібліотеку OpenCV ідеальною для проектів, що працюють над проблемами комп'ютерного зору.

3.2 Аналіз потоку даних

За загальним алгоритмом обробки кадрів відеопотоку можна скласти схему потоку даних системи розробки. Представлено на (Рисунок 3.1).



Рисунок 3.1 - Схема аналізу потоків даних у системі

На основі діаграми потоку даних рекомендується розробляти класи, відповідні об'єктам, які беруть участь у перетворенні даних. До таких сутностей належать детектори обличчя та трансформатори LBP.

Має сенс реалізувати класифікатор за допомогою методу основного класу програми, оскільки він буде тісно співпрацювати зі списком розпізнаних і

нерозпізнаних облич, які є властивостями основного класу. Крім того, необхідно реалізувати функцію обчислення гістограм, клас, що описує категорію обличчя, і клас, що описує розпізнане обличчя.

Детектор обличчя повинен реалізувати алгоритм, описаний у розділі 2.1 цієї статті. На вхід детектора надходять відеокліпи для пошуку людей. В результаті отримуємо список прямокутних областей кадру, який відповідає положенню людини на кадрі. Сам каскадний класифікатор має бути реалізований через бібліотеку OpenCV, яка реалізується за допомогою набору навчених каскадів. Структура обліку буде описана через бібліотеку колекції мови C++.

Конвертер LBP повинен реалізувати алгоритм перетворення зображень через центр-симетричний оператор LBP. Зображення обличчя буде подано на вхід інвертора. Вихідними даними є змінне зображення LBP.

Клас основної форми програми містить елементи інтерфейсу програми, а також список розпізнаних і нерозпізнаних осіб, які будуть керувати системою під час обробки кадру. Крім того, цей клас реалізує функції для обчислення гістограм і графічного відображення результатів системи. Детальний опис елементів інтерфейсу та механізмів взаємодії з користувачем буде описано в розділі Розробка системного інтерфейсу.

У цьому розділі описуються класи, розроблені в ході проекту, які відповідають об'єктам, описаним у попередньому розділі. UML-діаграма класу програми показана на рисунку 3.2.

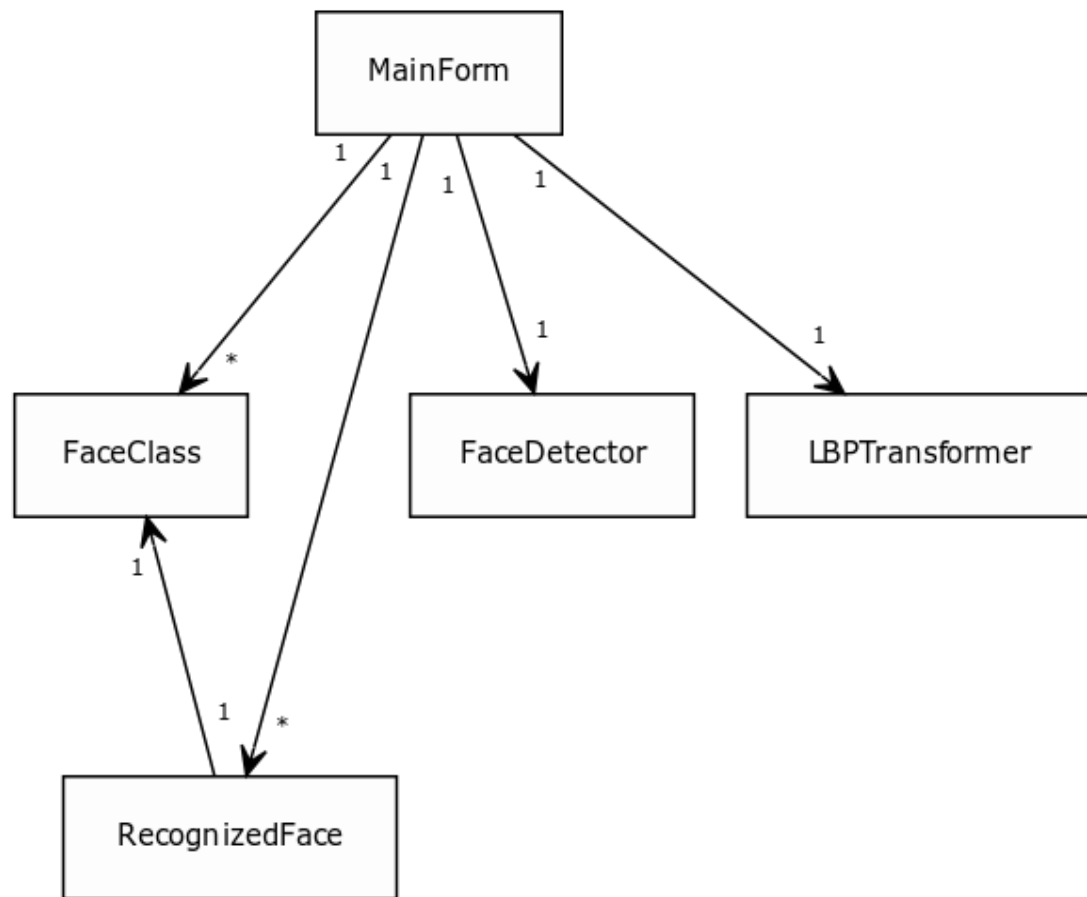


Рисунок 3.2 - UML-діаграма класів додатка

З міркувань компактності представлена діаграма показує лише зв'язки асоціацій класів, а не їх зміст. Основний клас програми MainForm містить список класів облич (наприклад, FaceClass) і список розпізнаних облич (наприклад, Recognized Face). Він також використовує FaceDetector і LBP LBPTransformer. Кожне Recognized Face розпізнає відповідний клас FaceClass. Вихідний код для класів на мові програмування C++, а також детальні коментарі наведено в Додатках.

Окремо відзначимо метод Recognize Face як спосіб розпізнавання облич і створення списку розпізнаних і нерозпізнаних облич. Параметрами методу є зображення обличчя, відповідна область прямокутної рамки, зображення обличчя LBP та його гістограма, а також поріг розпізнавання порогового значення. На основі цих даних і списку категорій обличчя класифікуються за методом найближчого сусіда. Блок-схема реалізації методу найближчого сусіда у функції Recognize Face показана на рисунку 3.3.

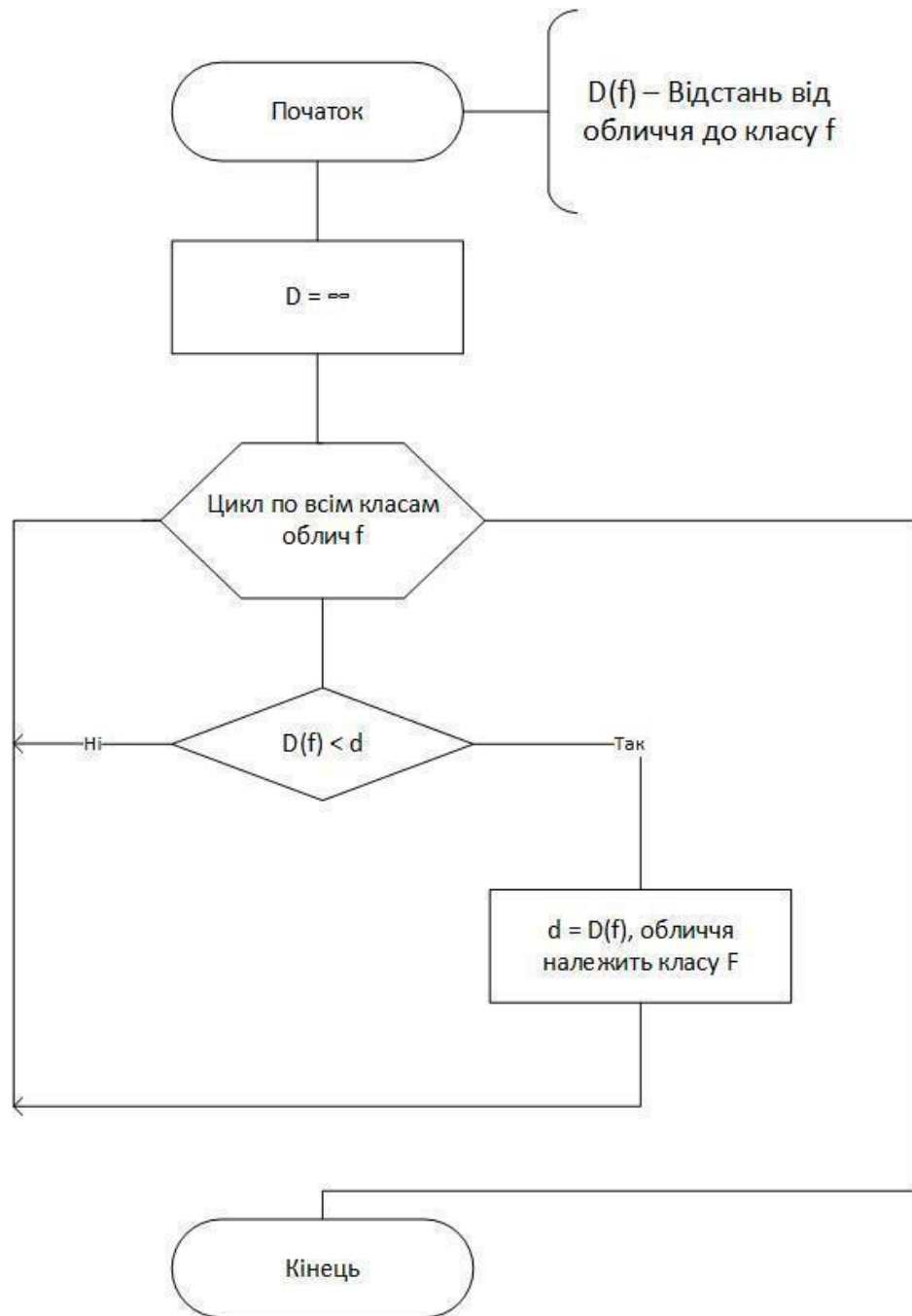


Рисунок 3.3 - Схема процедури розпізнавання облич за допомогою методу найближчого сусіда

Після визначення категорії обличчя відстань від категорії порівнюється з порогом, і в результаті обличчя потрапляє або до списку розпізнаних облич, або до списку нерозпізнаних облич. Блок-схема алгоритму формування списку розпізнаних облич показана на рисунку 3.4.

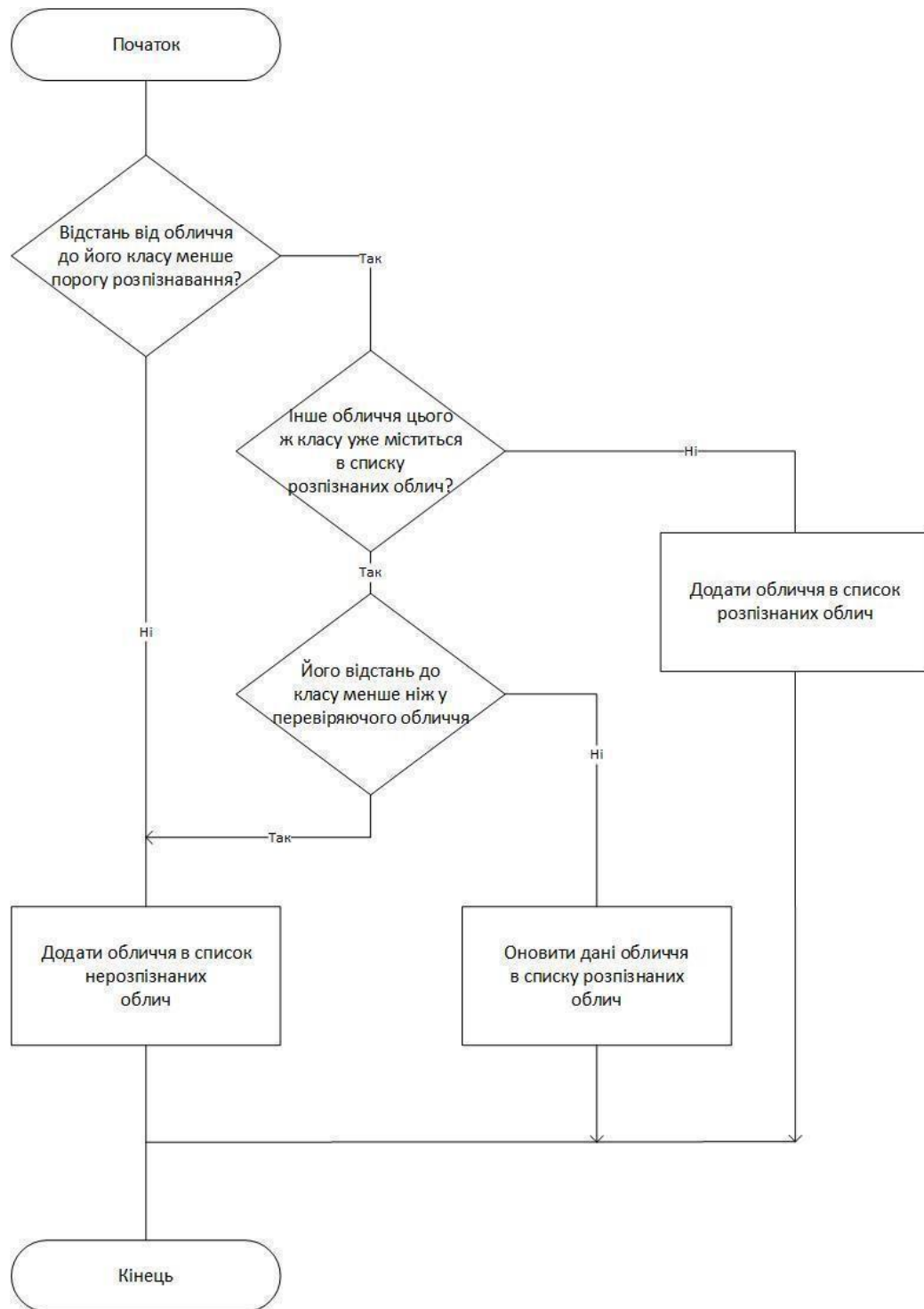


Рисунок 3.4 - Схема процесу логуювання розпізнаних / нерозпізнаних облич

ProcessFaces - цей метод обробляє обличчя, знайдені в кадрах відеопотоку, за алгоритмом, блок-схема якого показана на рисунку 3.5.

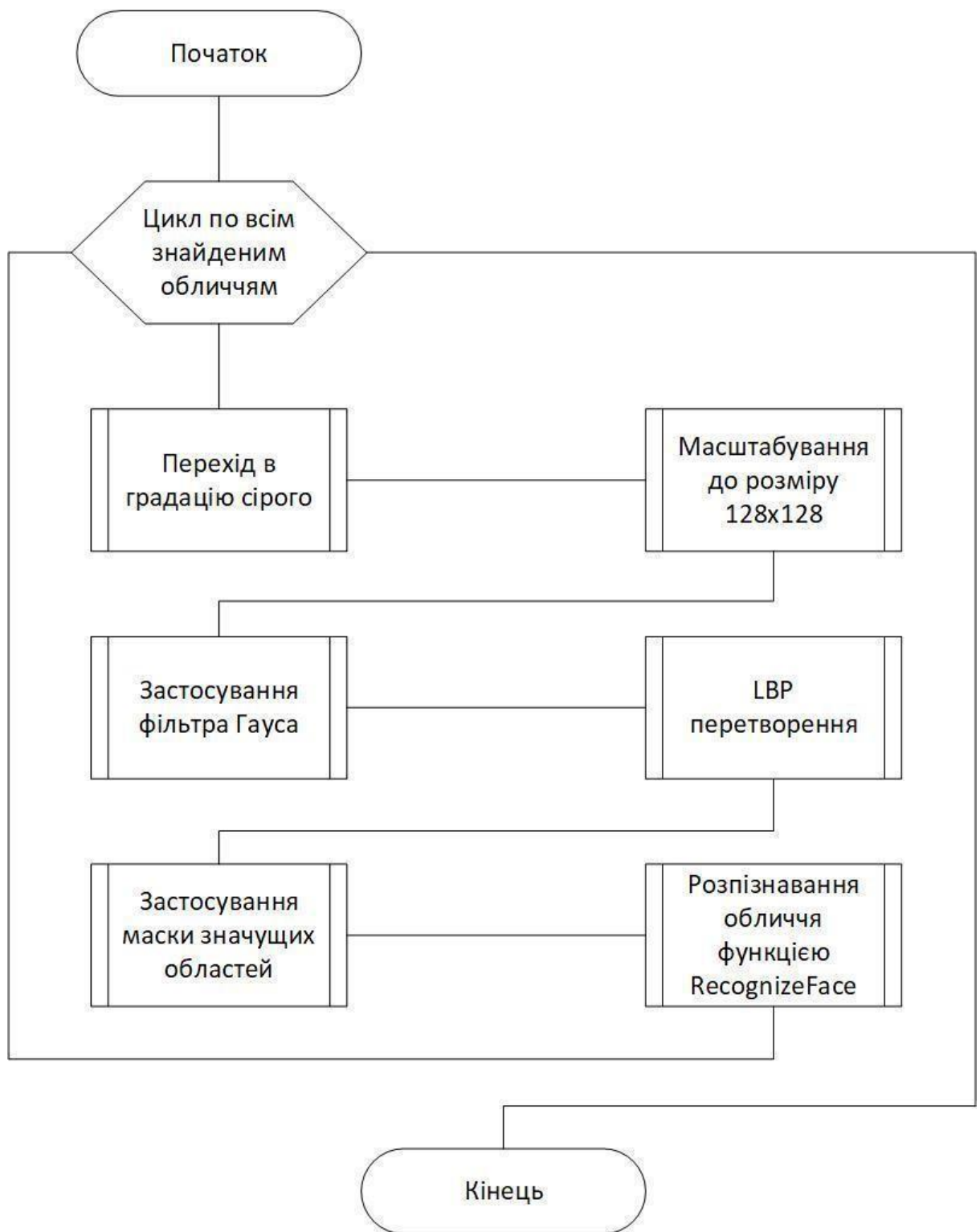


Рисунок 3.5 - Схема процесу обробки детектованих облич

Process Frame - Функція обробки кадрів у відеопотоці. Вона працює за по алгоритмом, схему якого показано на рисунку 3.6.



Рисунок 3.6 - Схема алгоритма обробки кадрів у відеопотоці Draw Detected

Ця функція виконує візуальне виділення облич у кадрах відеопотоку і виводить на форму лише інформацію про обраного користувача за алгоритмом (Рисунок 3.7).

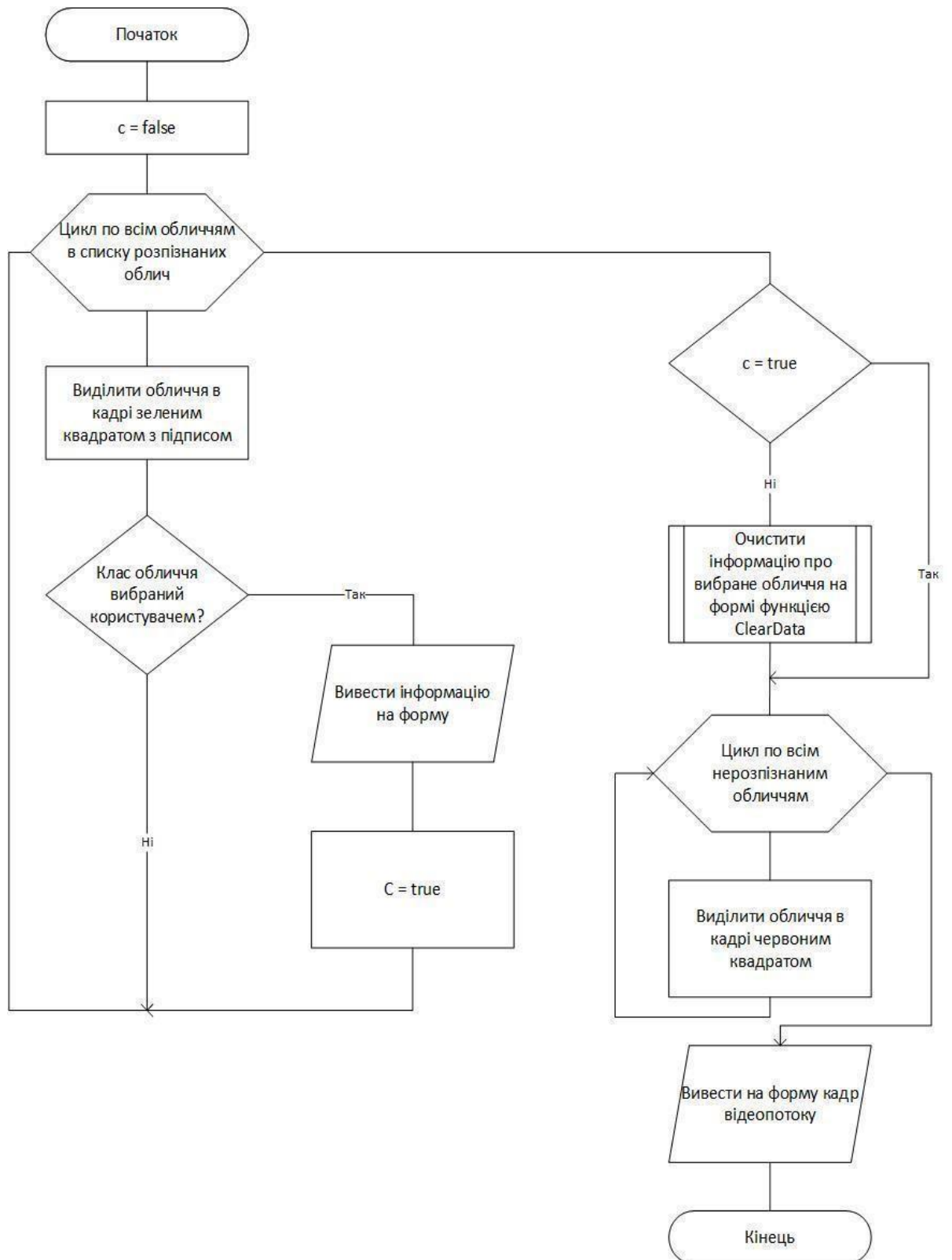


Рисунок 3.7 - Схема алгоритма виведення інформації у форму

3.3 Опис системного інтерфейсу

При розробці інтерфейсу програми ви можете обмежитися одним головним вікном, яке міститиме активні елементи для налаштування даних користувача та область виводу для розпізнаних облич.

Інтерфейс програми складається з кількох вікон:

- а). Вікно для введення логіну користувача (Рисунок 3.8);

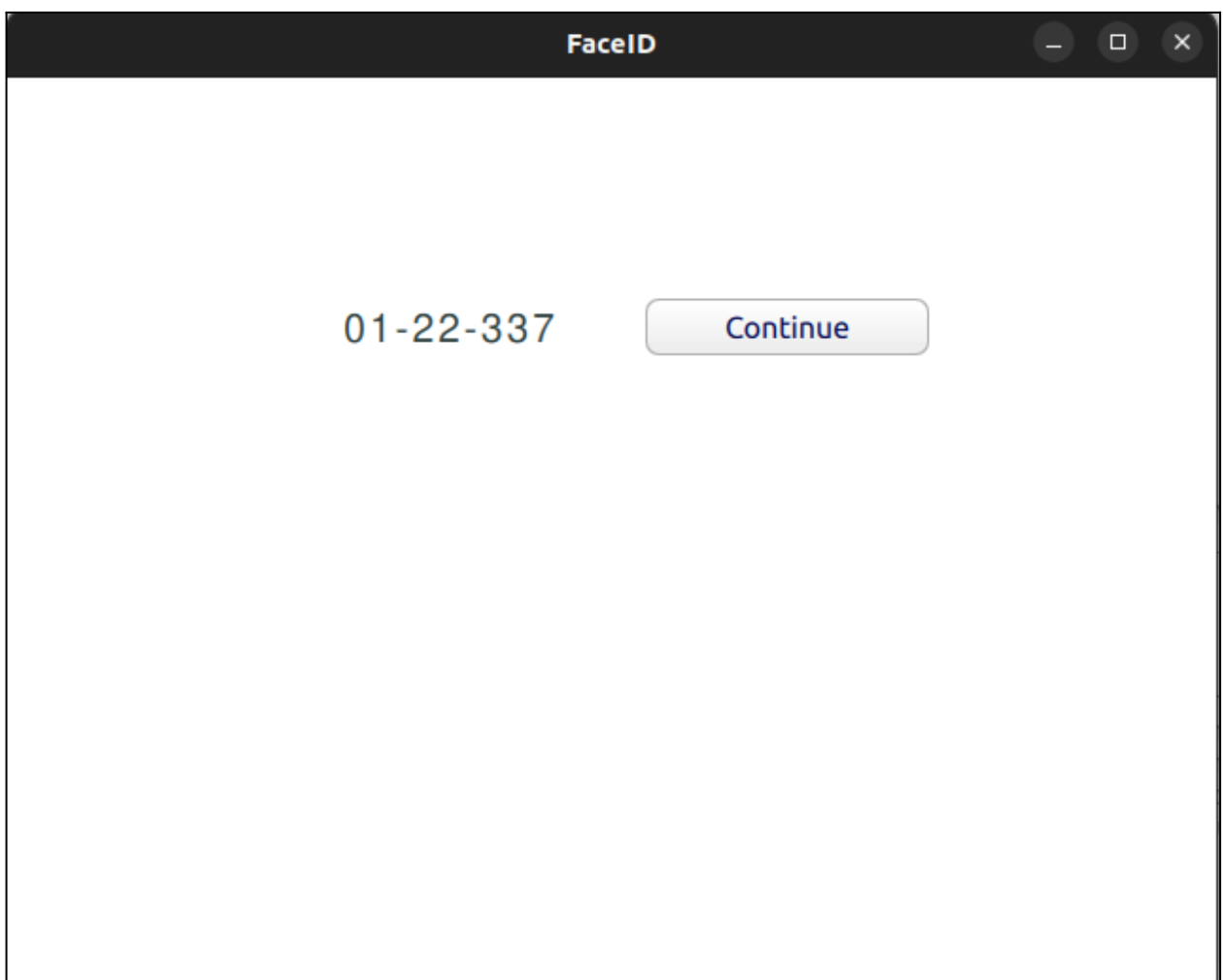


Рисунок 3.8 - Вікно введення логіну

- б). Вікно з відеопотоком камери для збереження обличчя (Рисунок 3.9);



Рисунок 3.9 - Вікно з відеопотоком камери

в). Вікно виводу інформації про обличчя користувача (Рисунок 3.10);

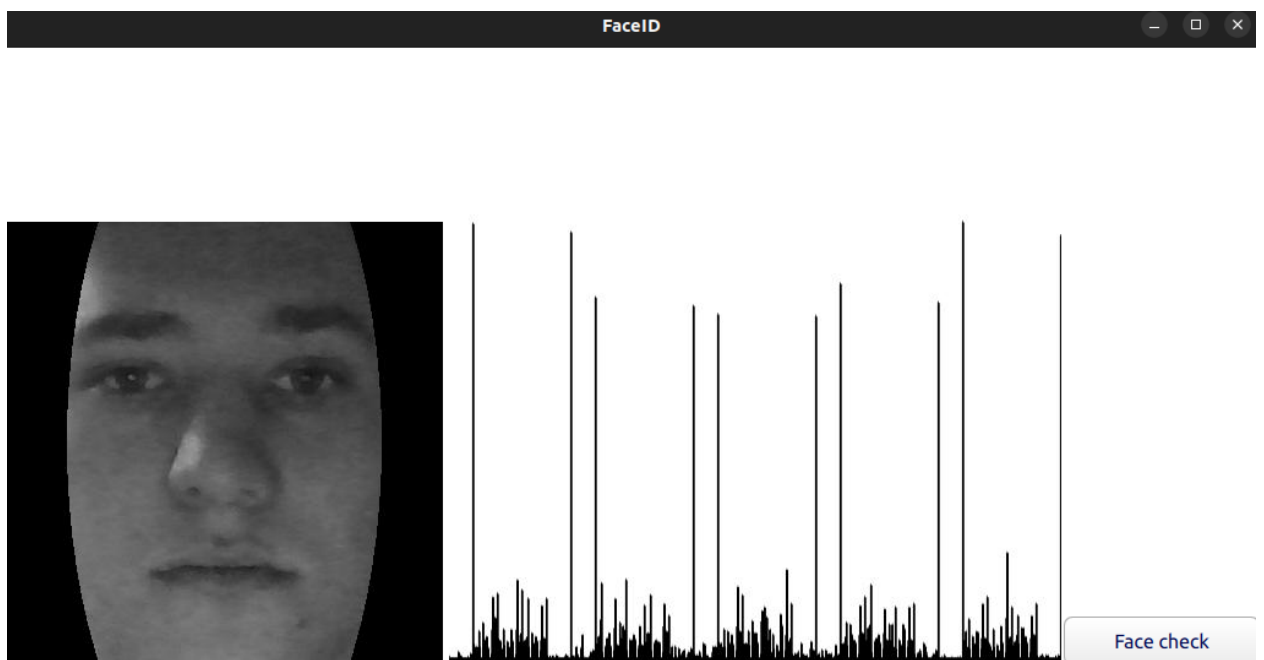


Рисунок 3.10 - Вікно виводу інформації про обличчя

г). Вікно виводу обробленого відеопотока. (Рисунок 3.11);

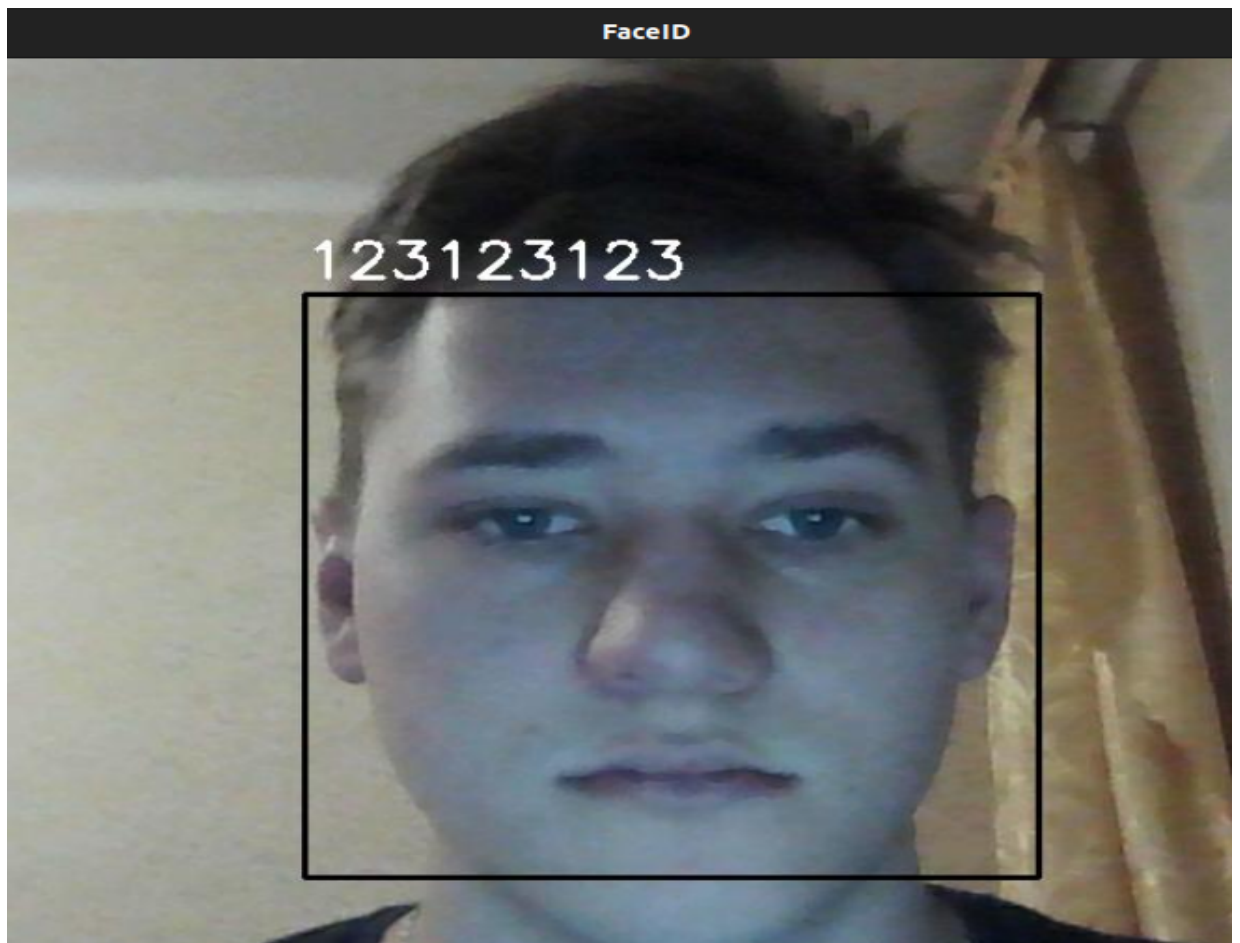


Рисунок 3.11 - Інтерфейс застосунку розпізнавання

3.4 Перевірка класифікатора обличчя

Тестування класифікатора обличчя для веб-системи виконувалося з метою оцінити його здатність точно ідентифікувати обличчя в різних умовах. Для цього було використано відеопотік, який був знятий за тих самих умов освітлення, що й зображення навчального зразка, щоб максимально наблизити тестові умови до реальних сценаріїв використання.

Для тестування використовувалися зображення, які були ретельно підготовлені та класифіковані у 10 різних категорій обличчя. Кожна категорія

містила 10 унікальних зображень, що давало загальну кількість у 100 зображень для аналізу. Такий підхід був обраний для оцінки ефективності класифікатора в умовах, які імітують реальні сценарії, де система повинна впоратися з великою кількістю різноманітних облич.

Під час зйомки відеопотоку забезпечувалося різноманіття положень облич. Це означало, що кожне обличчя в кадрі могло бути повернуте або нахилене під різними кутами, що дозволяє оцінити здатність класифікатора ідентифікувати обличчя при їх переміщенні та зміні положення. Такий підхід імітував реальні умови, в яких користувачі можуть рухатися або змінювати своє положення перед камерою.

Результати тестування показали, що точність класифікатора облич при обробці відеопотоку становила більше 70% правильно ідентифікованих кадрів. Це відповідало результатам, отриманим при порівнянні операторів LBP у розділі 3 дослідження, що підтверджувало високу ефективність обраного підходу до розпізнавання облич[9,11].

Однак, було також виявлено, що чутливість розробленої системи до сильних немонотонних змін освітленості та значних змін положення або нахилу ідентифікованих облич не була в повній мірі врахована. Це було виявлено завдяки спеціально створеним тестовим умовам, в яких обличчя були відображені в широкому спектрі освітленості та позицій, що не завжди відповідає умовам, використаним під час зйомки зображень для формування категорій облич. У випадках, коли умови освітлення та положення облич значно відрізнялися від умов навчання, точність класифікації помітно знижувалася.

На основі цих результатів було зроблено висновок, що для підвищення точності класифікації в майбутньому, системі необхідно навчатися на більш різноманітних даних, які включають ширший спектр умов освітлення та положень облич. Це дозволить класифікатору бути більш адаптивним до різноманітних сценаріїв використання. Також було рекомендовано інтегрувати додаткові механізми перед обробки зображень для поліпшення якості кадрів

перед їх подачею в класифікатор, особливо в умовах нестабільного або недостатнього освітлення.

Загалом, результати тестування демонструють, що розроблена система розпізнавання облич є ефективною та здатною до ідентифікації облич у відеопотоці, хоча і потребує подальшого вдосконалення для покращення її універсальності та точності в різних умовах. Ці висновки надають цінну інформацію для подальшого розвитку та оптимізації системи.

3.4.1 Порівняння швидкості операторів LBP

Гістограма центрo-симетричного локального двійкового шаблону обрана як ознака для класифікації через її швидку швидкість, економію пам'яті та незначну втрату точності розпізнавання порівняно з іншими типами операторів LBP. Частина 3 цієї роботи присвячена порівнянню якості їх роботи з класифікації зображень.

Проте це дослідження не виявило переваги центрo-симетричного локального бінарного режиму з точки зору швидкості обчислень. Щоб точно визначити продуктивність і переваги швидкості потокового відео, ми порівняли швидкість додатків за допомогою різних операторів LBP.

Дослідження проводиться для різних операторів LBP з різною кількістю гістограм обличчя в базі даних. Швидкість обробки відео оцінюється кількістю кадрів в секунду, які обробляються під час розпізнавання обличчя в кадрі. Результати дослідження представлені в (табл. 3.9)

Таблиця 3.9 - Тестування швидкості різних операторів LBP

Гістограма в базі	1000	2000	3000	4000	5000	6000	7000	8000	9000	10000
LBP	23	18	15	13	12	10	9	8	8	7
Uniform LBP	30	30	30	29	28	25	23	21	20	19
CS-LBP	30	30	30	30	30	30	30	30	30	30

Тест проводили на комп'ютері з процесором Intel Core i5 з тактовою частотою 3,2 ГГц і 8 Гб оперативної пам'яті. Частота кадрів відеопотоку становить 29.73 кадрів/с. З результатів тесту видно, що центр-симетричний локальний двійковий шаблон може забезпечити потокове відео з початковою частотою кадрів 30 кадрів в секунду навіть за наявності 10 000 гістограм у базі даних обличчя. Два інших варіанти оператора LBP демонструють значне падіння продуктивності, з аналогічним збільшенням кількості гістограм у базі даних.

Тому центр-симетричний локальний двійковий шаблон є найкращим вибором в операторі LBP для вирішення проблеми розпізнавання обличчя у відеопотоках реального часу.

4 ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ

4.1 Технологічний аудит розробленого модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень обличчя

Останнім часом все більше додатків, сайтів, соціальних мереж збільшують свій рівень безпеки, вводячи систему FaceID як один із видів входу до акаунту, оскільки в теперішньому часі все більше здійснюються кібератаки на дані користувачів для шантажу або з подальшим використанням особистої інформації цих користувачів.

Запобігти цьому може використання програми FaceID, яка гарантує високий рівень безпеки, оскільки відбувається аналіз геометрії обличчя користувача для його автентифікації, що зменшує можливість незаконного доступу сторонніх осіб до особистих даних користувачів.

Тому метою виконаної нами магістерської кваліфікаційної роботи було проведення досліджень технічних результатів з розпізнавання зображень облич за допомогою розробленого модуля FaceID для користувачів системи JetIQ на основі framework Qt та бібліотеки OpenCV.

Для досягнення поставленої мети нами було проаналізовано методи і засоби розпізнавання облич у відеопотоці; розроблено алгоритм розпізнавання облич з кадру відеопотоку; розроблено програмне забезпечення для побудови модуля автентифікації користувача; проаналізовано результати роботи модуля системи JetIQ.

В результаті було розроблено проект апаратно-програмний модуль автентифікації користувачів web-систем, який забезпечує максимальну гнучкість структурного коду.

Для проведення аналізу та встановлення комерційного потенціалу розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень обличчя було запрошено 3-х відомих і поважних

експертів доктора технічних наук, професора Бісікала О.В., д.т.н., професора Паламарчука Є.А. та кандидата технічних наук, доцента Маслія Р.В.

Визначення комерційного потенціалу розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем було здійснено за критеріями, наведеними в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 - Рекомендовані критерії оцінювання рівня комерційного потенціалу будь-якої розробки і їх бальна оцінка

Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
Технічна здійсненність концепції:					
1	Достовірність концепції не підтверджує на	Концепція підтверджує на експертним і висновками	Концепція підтверджує на розрахунках ми	Концепція перевірена на практиці	Перевірено роботоздатність продукту в реальних умовах
Ринкові переваги (недоліки):					
2	Багато аналогів на малому ринку	Мало аналогів на малому ринку	Кілька 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

Продовження таблиці 4.1

Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
Ринкові перспективи					
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
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
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
7	Активна конкуренція великих компаній на ринку	Активна конкуренція	Помірна конкуренція	Незначна конкуренція	Конкуренція немає

Продовження таблиці 4.1

Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
Практична здійсненність					
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. Джерела фінансування ідеї 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

Продовження таблиці 4.1

Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
Практична здійсненність					
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
12	Необхідна розробка регламентних документів та отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту	Необхідно отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту, що вимагає значних коштів та часу	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

Запрошені нами висококваліфіковані експерти оцінили розроблений нами модуль автентифікації користувача web-систем таким чином (див. таблицю 4.2).

Таблиця 4.2 - Результати технологічного аудиту розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем (за шкалою оцінювання «0»-«1»-«2»-«3»-«4»)

Критерії	Прізвище, ініціали експертів		
	Олег БІСІКАЛО	Євген ПАЛАМАРЧУК	Роман МАСЛІЙ
	Бали, що їх виставили експерти:		
1	4	3	3
2	4	4	4
3	3	4	3
4	4	4	4
5	3	3	4
6	4	4	3
7	3	4	4
8	4	3	3
9	4	4	3
10	4	3	4
11	4	4	4
12	4	4	4
Сума балів	СБ ₁ = 45	СБ ₂ = 44	СБ ₃ = 43
Середньоарифметична сума балів $\overline{СБ}$	$\overline{СБ} = \frac{\sum_{i=1}^3 СБ_i}{3} = \frac{45 + 44 + 43}{3} = \frac{132}{3} = 44,0$		

Для встановлення комерційного потенціалу розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем, з користуємося рекомендаціями, які наведено в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 - Рівні комерційного потенціалу будь-якої наукової 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

Оскільки середньоарифметична сума балів, що їх виставили експерти, складає 44 бали, то це означає, що розроблений нами модуль автентифікації користувача web-систем має рівень комерційного потенціалу, який вважається «високим».

Це пояснюється тим, що розроблений нами модуль автентифікації користувача web-систем використовує QT та OpenCV, що дозволило створити модуль кроскомпіляційним, завдяки чому застосунок можна буде запускати на серверах з різними операційними системами. Сам застосунок буде призначений тільки для сайту JetIQ тому і буде залежати від нього.

4.2 Розрахунок витрат на розроблення модуля автентифікації користувача web-систем

При розробленні модуля автентифікації користувача web-систем було витрачено:

- а). Основна заробітна плата Z_0 розробників, яка визначається за формулою:

$$Z_0 = \frac{M}{T_p} * t \quad (4.1)$$

де M - місячний посадовий оклад розробника, грн; прийmemo, що

$M = (6700 \dots 25000)$ грн/місяць;

T_p - число робочих днів в місяці; прийmemo $T_p = 23$ дні;

t - число днів роботи розробників.

Зроблені розрахунки зведемо до таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 - Основна заробітна плата розробників (виконавців)

Найменування посади виконавця	Місячний посадовий оклад, грн	Оплата за робочий день, грн	Число днів роботи	Витрати на оплату праці, грн
1. Науковий керівник магістерської роботи	19000	826,09	20 годин	2756,33
2. Магістрант-студент-виконавець	2000 (беремо 6700)	291,30	79	23012,70
3. Консультант з економічної частини	17600	765,21	1,5 години	191,30 (при 6-годинному робочому дні)
Загалом				$Z_0 = 25960,33 \approx 25\,961$ [грн]

б). Додаткова заробітна плата Z_d розробників (виконавців) розраховується як (10...12)% від величини їх основної заробітної плати, тобто:

$$Z_d = a * Z_0 = (0,1 \dots 0,12) * Z_0 \quad (4.2)$$

Прийmemo, що $a = 0,114$. Тоді для нашого випадку отримаємо:

$$Z_d = 0,113 \times 25961 = 2933,59 \approx 2934 \text{ [грн]}.$$

в). Нарахування на заробітну плату розробників (дослідників) розраховуються за формулою:

$$\text{НЗП}_{\text{зп}} = (Z_0 + Z_d) * \frac{\beta}{100} \quad (4.3)$$

де β - ставка обов'язкового єдиного внеску на державне соціальне страхування, %. $\beta = 22\%$. Тоді:

$$\text{НЗН}_{\text{зп}} = (25961 + 2934) \times 0,22 = 6356,90 \approx 6357 \text{ [грн]}.$$

г). Амортизація основних засобів, які використовувались під час виконання цієї роботи:

$$A = \frac{C * H_a}{100} * \frac{T}{12} \quad (4.4)$$

де C - загальна балансова вартість основних засобів, грн;

H_a - річна норма амортизаційних відрахувань. Для нашого випадку можна прийняти, що $H_a = (2,5...25)\%$;

T - термін використання основних засобів, місяці.

Зроблені розрахунки зведено в таблицю 4.5.

Таблиця 4.5 - Розрахунок амортизаційних відрахувань

Найменування обладнання, приміщень тощо	Балансова вартість, грн.	Норма амортизації, %	Термін використання, міс.	Величина амортизаційних відрахувань, грн
1. Комп'ютерна техніка, обладнання тощо	50000	25	3,1 (при 90% використанні)	2906,25
2. Приміщення університету, кафедри	25000	2,5	3,1 при 45% використанні	72,65
Всього				A = 2978,90 ≈ 2979 [грн]

д). Витрати на матеріали М розраховуються за формулою:

$$M = \sum_1^n H_i * \Pi_i * K_i - \sum_1^n B_i * \Pi_B \quad (4.5)$$

де H_i - витрати матеріалу i -го найменування, кг; Π_i - вартість матеріалу i -го найменування; K_i - коефіцієнт транспортних витрат, $K_i = (1,1 \dots 1,15)$; B_i - маса відходів матеріалу i -го найменування; Π_B - ціна відходів матеріалу i -го найменування; n - кількість видів матеріалів.

е). Витрати на комплектуючі К розраховуються за формулою:

$$K = \sum_1^n H_i * \Pi_i * K_i \quad (4.6)$$

де H_i - кількість комплектуючих i -го виду, шт.; Π_i - ціна комплектуючих i -го виду; K_i - коефіцієнт транспортних витрат, $K_i = (1,1 \dots 1,15)$; n - кількість видів комплектуючих.

Під час виконання роботи загальні витрати на матеріали та комплектуючі склали приблизно 1750 грн.

ж). Витрати на силову електроенергію V_e розраховуються за формулою:

$$V_c = \frac{V \cdot \Pi \cdot \Phi \cdot K_{\Pi}}{K_d} \quad (4.7)$$

де V - вартість 1 кВт-год. електроенергії, в 2023 р. $V \approx 4,5$ грн/кВт;

Π - установлена потужність обладнання, кВт; $\Pi = 1,40$ кВт;

Φ - фактична кількість годин роботи обладнання, годин.

Прийmemo, що $\Phi = 295$ годин;

K_{Π} - коефіцієнт використання потужності; $K_{\Pi} < 1 = 0,88$.

K_d - коефіцієнт корисної дії, $K_d = 0,77$.

Тоді витрати на силову електроенергію будуть дорівнювати:

$$V_c = \frac{V \cdot \Pi \cdot \Phi \cdot K_{\Pi}}{K_d} = \frac{4,5 \cdot 1,40 \cdot 295 \cdot 0,88}{0,77} = 2124 \text{ [грн]}$$

и). Інші витрати $V_{\text{інш}}$ можна прийняти як (50...300)% від основної заробітної плати розробників, тобто:

$$V_{\text{інш}} = (0,5 \dots 3) \cdot Z_a \quad (4.8)$$

Для нашого випадку отримаємо:

$$V_{\text{інш}} = 1,01 \times 25961 = 26220,61 \approx 26221 \text{ [грн]}.$$

к). Сума всіх попередніх статей витрат складає витрати на виконання роботи безпосередньо розробником-магістрантом - V .

$$B = 25961 + 2934 + 6357 + 2979 + 1750 + 2124 + 26221 = 68326 \text{ [грн].}$$

л). Загальні витрати на розроблення модуля автентифікації користувача web-систем $B_{\text{заг}}$ розраховуються за формулою:

$$B_{\text{заг}} = \frac{B}{\beta} \quad (4.9)$$

де β - коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання цієї роботи. Можна прийняти, що, $\beta \approx 0,87$, оскільки робота майже практично завершена. Тоді:

$$B_{\text{заг}} = \frac{68326}{0,87} = 78535,63 \text{ [грн.]}$$

Тобто прогнозовані загальні витрати на розроблення модуля автентифікації користувача web-систем становлять приблизно 79 тисяч грн.

4.3 Розрахунок економічного ефекту від можливої комерціалізації розробленого модуля автентифікації користувача web-систем

Економічний ефект від впровадження та можливої комерціалізації розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень облич пояснюється його значно кращими функціональними можливостями, а також тим, що створений модуль є кроскомпіляційним, завдяки чому застосунок можна буде запускати на серверах з різними операційними системами..

Тому нашу розробку можна реалізовувати на ринку дещо дорожче, ніж аналогічні (але гірші) за функціями подібні розробки. Так, якщо подібні, але гірші за функціями програмні продукти у 2022-2023 роках коштували на ринку приблизно 2 тисяч грн, то нашу розробку можна буде реалізовувати на ринку приблизно за 2,5 тисяч грн або на 0,5 тисяч грн дорожче.

Аналіз місткості ринку показує, що на сьогодні в Україні попит на подібний апаратно-програмний продукт, особливо в умовах стрімкої діджиталізації, може бути великим. Тому можна очікувати стрімке зростання попиту на нашу розробку принаймні протягом 3-х років після її впровадження (до появи нових, більш ефективних розробок) .

Тобто, якщо наша розробка буде впроваджена з 1 січня 2024 року, то її результати будуть виявлятися протягом 2024-го, 2025-го та 2026-го років.

Прогноз зростання попиту на нашу розробку складає по роках:

- 2023 рік - базовий попит 2500 шт.
- 2024 р. - приблизно +50 шт. до базового року;
- 2025 р. - +75 шт. до базового року;
- 2026 р. - +100 шт. до базового року.

Можливе збільшення чистого прибутку $\Delta\Pi_i$, що його може отримати потенційний інвестор від комерціалізації нашої розробки на ринок, становитиме:

$$\Delta\Pi_i = \sum_1^n (\Delta C_0 * N + C_0 * \Delta N) * \lambda * \rho * (1 - \frac{\theta}{100}) \quad (4.10)$$

де ΔC_0 - покращення основного якісного показника від впровадження результатів нашої розробки у цьому році. Для нашого випадку це є збільшення ціни реалізації нашої розробки $\Delta C_0 = (2,5 - 2,0) = + 0,5$ тисяч грн;

N - основний кількісний показник, який визначає обсяг діяльності у році до впровадження результатів розробки; $N = 2500$ шт.;

ΔN - покращення основного кількісного показника від впровадження результатів розробки.

Таке покращення становитиме: у 2024 році - + 50 шт., у 2025 році - +75 шт., у 2026 році - + 100 шт. (відносно базового 2023 року);

C_0 - основний якісний показник (тобто ціна), який визначає обсяг діяльності у році після впровадження результатів розробки; $C_0 = 2,5$ тисяч грн;

n - кількість років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від впровадження розробки; для нашого випадку $n = 3$;

λ - коефіцієнт, який враховує сплату податку на додану вартість;

$$\lambda = 0,8333$$

ρ - коефіцієнт, який враховує рентабельність продукту. Рекомендується приймати $\rho = (0,2 \dots 0,5)$; візьмемо $\rho = 0,5$;

ϑ - ставка податку на прибуток. У 2023 і наступних роках $\vartheta = 18\%$.

Тоді можливе зростання чистого прибутку $\Delta \Pi_1$ для потенційного інвестора протягом першого року від можливого впровадження нашої розробки (2024 р.) складе:

$$\Delta \Pi_1 = [0,5 * 2500 + 2,5 * 50] * 0,8333 * 0,5 * (1 - \frac{18}{100}) \approx 470[\text{грн}]$$

Можливе зростання чистого прибутку $\Delta \Pi_2$ для потенційного інвестора від можливого впровадження нашої розробки протягом другого (2025) року складе:

$$\Delta \Pi_2 = [0,5 * 2500 + 2,5 * 75] * 0,8333 * 0,5 * (1 - \frac{18}{100}) \approx 491[\text{грн}]$$

Можливе зростання чистого прибутку $\Delta \Pi_3$ для потенційного інвестора від можливого впровадження нашої розробки протягом третього (2026) року складе:

$$\Delta \Pi_3 = [0,5 * 2500 + 2,5 * 100] * 0,8333 * 0,5 * \left(1 - \frac{18}{100}\right) \approx 513[\text{грн}]$$

Приведена вартість зростання всіх чистих прибутків від можливого впровадження нашої розробки становитиме:

$$ПП = \sum_1^t \frac{\Delta \Pi_i}{(1+\tau)^t} \quad (4.11)$$

де $\Delta \Pi_i$ - збільшення чистого прибутку у кожному із років, протягом яких виявляються результати виконаної та впровадженої роботи, грн;

t - період часу, протягом якого виявляються результати впровадженої роботи, роки. Для нашого випадку $t = 3$ роки;

τ - ставка дисконтування. Прийmemo $\tau = 0,10$ (10%);

t - період часу від моменту початку розроблення нашого модуля до моменту отримання можливих чистих прибутків потенційним інвестором.

Тоді приведена вартість зростання всіх можливих чистих прибутків ПП, що їх може отримати потенційний інвестор від комерціалізації нашої розробки, складе:

$$ПП = \frac{470}{(1+0,1)^2} + \frac{491}{(1+0,1)^3} + \frac{513}{(1+0,1)^4} \approx 388 + 369 + 351 = 1086[\text{грн}]$$

Теперішня вартість інвестицій PV , що повинні бути вкладені для реалізації нашої розробки: $PV = (1,0 \dots 5,0) \times B_{\text{заг}}$.

Для нашого випадку $PV = (1,0 \dots 5,0) \times 79 = 3,0 \times 79 = 237$ тисяч грн.

Абсолютний ефект від можливих вкладених інвестицій $E_{\text{абс}}$.

$$E_{\text{абс}} = \text{ПП} - \text{PV} \quad (4.12)$$

де ПП - приведена вартість збільшення всіх чистих прибутків для інвестора від можливого впровадження нашої розробки, грн;

PV - теперішня вартість інвестицій $\text{PV} = 237$ тисяч грн.

Абсолютний ефект від можливого впровадження нашої розробки (при прогнозованому ринку збуту) за три роки складе:

$$E_{\text{абс}} = 1086 - 237 = 849 \text{ тисяч [грн]}.$$

Далі розрахуємо внутрішню дохідність $E_{\text{в}}$ вкладених інвестицій:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[t]{1 + \frac{E_{\text{абс}}}{\text{PV}}} - 1 \quad (4.13)$$

де $E_{\text{абс}}$ - абсолютний ефект вкладених інвестицій; $E_{\text{абс}} = 849$ тис. грн;

PV -теперішня вартість початкових інвестицій $\text{PV} = 237$ тис. грн;

$T_{\text{ж}}$ - життєвий цикл розробки, роки.

$T_{\text{ж}} = 4$ років (2023-й, 2024-й, 2025-й, 2026-й роки)

Для нашого випадку отримаємо:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[4]{1 + \frac{849}{237}} - 1 = \sqrt[4]{1 + 3,5822} - 1 = \sqrt[4]{4,5822} - 1 = 1,463 - 1 = 46,3\%$$

Далі визначимо ту мінімальну дохідність, нижче за яку потенційному інвестору не вигідно буде займатися комерціалізацією нашої розробки.

Мінімальна дохідність або мінімальна (бар'єрна) ставка дисконтування

$\tau_{\text{мін}}$ визначається за формулою:

$$\tau_{\text{мін}} = d + f \quad (4.14)$$

де d - середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2023 році в Україні $d = (0,10...0,12)$;

f - показник, що характеризує ризикованість вкладень; $f = (0,05...0,30)$.

Для нашого випадку отримаємо:

$$\tau_{\text{мін}} = 0,12 + 0,30 = 0,42 \text{ або } \tau_{\text{мін}} = 42\%$$

Оскільки величина $E_b = 46,3\% > \tau_{\text{мін}} = 42\%$, то потенційний інвестор у принципі може бути зацікавлений у комерціалізації розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень облич.

Далі розраховуємо термін окупності коштів, вкладених у можливу комерціалізацію розробленого нами модуля.

Термін окупності T_{ok} розраховується за формулою:

$$T_{ok} = \frac{1}{E_b} \quad (4.15)$$

Для нашого випадку термін окупності T_{ok} коштів становитиме:

$$T_{ok} = \frac{1}{0,463} = 2,16$$

років < 3 років, що свідчить про потенційну доцільність комерціалізації розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем.

Далі проведено моделювання залежності величини внутрішньої доходності вкладених потенційним інвестором коштів в комерціалізацію

розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень облич від рівня інфляції в країні.

Так, якщо рівень інфляції в країні зростає до 20%, то:

$$\text{ПП} = \frac{470}{(1+0.2)^2} + \frac{491}{(1+0.2)^3} + \frac{513}{(1+0.2)^4} \approx 326 + 284 + 247 = 857 \text{ тисяч [грн]}$$

Тоді абсолютний ефект від можливого впровадження нашої розробки складе:

$$E_{\text{абс}} = 857 - 237 = 620 \text{ тисяч [грн]}.$$

Внутрішня дохідність $E_{\text{в}}$ вкладених інвестицій становитиме:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[\tau]{1 + \frac{E_{\text{абс}}}{PV}} - 1, \quad (4.16)$$

де $E_{\text{абс}}$ - абсолютний ефект вкладених інвестицій; $E_{\text{абс}} = 620$ тисяч [грн];

PV -теперішня вартість початкових інвестицій $PV = 237$ тисяч [грн].

Для нашого випадку отримаємо:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[4]{1 + \frac{620}{237}} - 1 = \sqrt[4]{1 + 2,6160} - 1 = \sqrt[4]{3,6160} - 1 = 1,379 - 1 = 37,9\%$$

Оскільки величина $E_{\text{в}} = 37,9\% < \tau_{\text{мін}} = 42\%$, то потенційний інвестор може бути не зацікавлений у комерціалізації нашої розробки, хоча надія на це залишається досить високою.

Прийнявши рівень інфляції у 30% отримаємо:

$$ПП = \frac{470}{(1+0,3)^2} + \frac{491}{(1+0,3)^3} + \frac{513}{(1+0,3)^4} \approx 278 + 223 + 180 = 681 \text{ тисяч [грн.]}$$

Тоді абсолютний ефект від можливого впровадження нашої розробки складе:

$$E_{\text{абс}} = 681 - 237 = 444 \text{ тисяч [грн]}$$

Внутрішня дохідність $E_{\text{в}}$ вкладених інвестицій становитиме:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[\tau]{1 + \frac{E_{\text{абс}}}{PV}} - 1 \quad (4.17)$$

де $E_{\text{абс}}$ - абсолютний ефект вкладених інвестицій; $E_{\text{абс}} = 444$ тисяч [грн];

PV -теперішня вартість початкових інвестицій $PV = 237$ тисяч [грн].

Для нашого випадку отримаємо:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[4]{1 + \frac{444}{237}} - 1 = \sqrt[4]{1 + 1,8734} - 1 = \sqrt[4]{2,8734} - 1 = 0,286 = 28,6\%$$

Оскільки величина $E_{\text{в}} = 28,6\% < \tau_{\text{мін}} = 42\%$, то потенційний інвестор може бути незацікавлений у комерціалізації нашої розробки, але остаточне рішення щодо цього питання буде прийматися при врахуванні інших обставин (наприклад, шляхом зниження рівня прийняттого ризику з $f = 30\%$ до меншої величини, або шляхом підняття ціни реалізації нашої розробки тощо).

Зроблені розрахунки у вигляді графіків наведено на рис. 4.1.

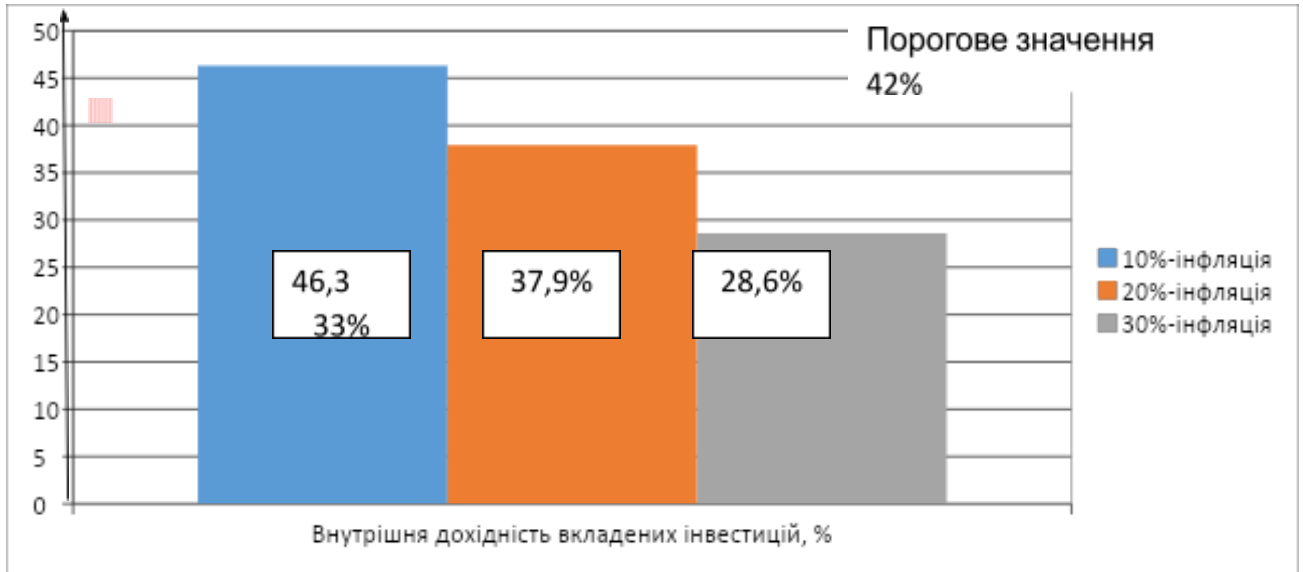


Рисунок 4.1 - Моделювання залежності величини внутрішньої дохідності потенційних інвестицій від рівня інфляції в країні (10%, 20%, 30%)

Аналіз діаграм на рис 4.1 показує, що при рівні інфляції в 10% величина внутрішньої дохідності інвестицій становить $E_B = 46,3\%$, що вище порогового значення $\tau_{\text{мін}} = 42\%$ і тому комерціалізація нашої розробки може бути доцільною. При рівні інфляції в 20% величина внутрішньої дохідності інвестицій становить $E_B = 37,9\%$, що практично дорівнює пороговому значенню $\tau_{\text{мін}} = 42\%$, і тому комерціалізація нашої розробки може бути для інвестора доцільною.

І тільки при інфляції більше, ніж у 30% величина внутрішньої дохідності інвестицій (28,6%), вкладених в комерціалізацію нашої розробки, становить менше порогового значення $\tau_{\text{мін}} = 42\%$. Тому за таких умов комерціалізація розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень обличчя потребує проведення додаткових розрахунків. Результати виконаної економічної частини магістерської кваліфікаційної роботи зведено у таблицю 4.6.

Таблиця 4.6 - результати виконаної економічної частини

Показники	Задані у ТЗ	Досягнуті у магістерській кваліфікаційній роботі	Висновок
1. Витрати на розробку	Не більше 80 тис. грн	79 тис. грн.	Досягнуто
2. Абсолютний ефект від впровадження розробки, тисяч грн	Не менше 800 тисяч грн	849 тисяч грн (при 10%-інфляції)	Виконано
3. Внутрішня дохідність інвестицій, %	не менше 42%	46,3% (при 10%-інфляції);	Досягнуто
4. Термін окупності інвестицій, роки	до 3-ти років	2,16 років	Виконано

Таким чином, основні техніко-економічні показники розробленого нами модуля автентифікації користувача web-систем на основі розпізнавання зображень облич, визначені у технічному завданні, виконані

ВИСНОВКИ

У результаті виконання даного наукового дослідження було проаналізовано модуль FaceID. Проаналізовано та впроваджено методи Віюли-Джонса та локальних бінарних шаблонів для ідентифікації осіб. Метод Віюли-Джонса застосовано для визначення облич у відео, а класифікація виявлених облич здійснюється за допомогою методу найближчих сусідів з використанням LBP. Це дослідження не тільки демонструє технічну перевагу використання цих методів, але й відкриває нові горизонти у плані їхнього практичного використання та економічної ефективності.

Прогнозовані витрати на розробку складають 79 тисяч гривень, що, враховуючи потенціал проекту, є відносно скромними інвестиціями. Порівнюючи ці витрати з абсолютною ефективністю розробки, яка оцінюється в 849 тисяч гривень, можна зробити висновок про значний фінансовий потенціал проекту. Внутрішня дохідність інвестицій у розмірі 46,3% є вражаючою, особливо з огляду на поточні економічні умови та рівень інфляції. Термін окупності інвестицій, який не перевищує трьох років, додатково підкреслює атрактивність проекту для потенційних інвесторів.

Тестування розробленої системи виявило високу точність у порівнянні з іншими методами - близько 93% правильного розпізнавання облич з відеопотоків, в той час як у метода нейронні мережі 90% і в методах опорних векторів 73%, що демонструє високу ефективність обраної методології. Розглянуто ефективність різних варіацій LBP для задач розпізнавання облич у реальному часі. Виявлено, що LBP майже не поступається іншим версіям, при цьому маючи вищу швидкість обробки.

Проведені експериментальні дослідження на вибірці з 400 зображень облич показали, що LBP є не менш ефективними, ніж його немодифіковані аналоги, при цьому значно знижуючи обчислювальні витрати. Також було

виявлено, що застосування LBP сприяє зниженню помилково позитивних результатів, що особливо важливо у сценаріях з високими вимогами до безпеки. Це відкриває шлях для застосування розробленої системи у банківській сфері та системах ідентифікації, де помилкові позитивні результати можуть мати серйозні наслідки.

Розглянуто також можливості масштабування системи для роботи з великими базами даних облич. Експерименти показали, що система зберігає стабільну продуктивність навіть при збільшенні обсягів даних, що робить її придатною для використання в системах великомасштабної ідентифікації, таких як аеропорти, великі комерційні центри та інші місця масового скупчення людей.

Таким чином, в ході проведеного дослідження було встановлено, що використання методів Віюли-Джонса та LBP є не тільки ефективним, але й масштабованим рішенням для задач ідентифікації осіб у різних умовах. Використання методів Віюли-Джонса та LBP відкриває нові можливості для розвитку інноваційних та ефективних рішень у сфері біометричної ідентифікації, що можуть бути адаптовані до різноманітних умов та потреб сучасного світу. Перспективи подальшого вдосконалення та адаптації цих методів відкривають нові можливості для практичного застосування у сферах, де потрібні швидкість, точність та надійність систем ідентифікації осіб.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Маслій Р. В., Мар'янчик Б. С. Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі розпізнавання зображень обличчя. Науково-технічна конференція факультет інтелектуально інформаційних технологій та автоматизації (2023). матеріали наук.-практ. конф., м. Вінниця., Вінниця 2023.
2. Маслій Р.В. Використання локальних бінарних шаблонів для розпізнавання облич на напівтонових зображеннях [Текст] // Наукові праці ВНТУ.–2008.–№4.–С.1-6.URL:
<https://praci.vntu.edu.ua/index.php/praci/article/view/95>
3. Viola, P., & Jones, M. (2001). "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features." Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). URL:
<https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf>
4. Forsyth, D., & Ponce, J. (2002). "Computer Vision: A Modern Approach." Prentice Hall.
5. OpenCV: Haar Feature-based Cascade Classifier for Object Detection.URL:
https://docs.opencv.org/2.4/modules/objdetect/doc/cascade_classification.html
6. Chandrappa D.N., Akshay G., Ravishankar M. Face Detection Using a Boosted Cascade of Features Using OpenCV August 10-12 2019
7. Viola-Jones object detection framework. Wikipedia [Електронний ресурс].URL:
https://en.wikipedia.org/wiki/Viola%E2%80%93Jones_object_detection_framework
8. Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(7), 971-987.
9. Francesc T., Antonio R. Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. 2010.

10. Maenpaa, T., & Pietikainen, M. (2004). "Classification with color and texture: jointly or separately?" Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR).
11. T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen. "Face Recognition with Local Binary Patterns." Computer Vision - ECCV 2004. URL: https://www.researchgate.net/publication/221304831_Face_Recognition_with_Local_Binary_Patterns
12. I. M. Lopes, M. S. Nixon. "Local binary pattern operator for gray scale and rotation invariant texture classification." - ICASSP, 2000.
13. G. Zhao, M. Pietikäinen, T. Ahonen. "Dynamic Texture Recognition Using Local Binary Patterns with an Application to Facial Expressions." - IEEE TPAMI, 2007.
14. Zhang, G., Huang, X., Li, S.Z., Wang, Y., Wu, X.: Boosting local binary pattern (LBP)-based face recognition.
15. Marko H., Matti P. Description of interest regions with local binary patterns. March 2009, Pages 425-43667
16. S Divya Meena, Agilandeewari Loganathan. Intelligent detection system using sparse multi discriminative-neural network (SMD-NN) and Sparse Network of Winnows (SNoW) to mitigate animal-vehicle collision. 10 July 2020.
17. Paolo F., Andrea V. January 2014 AdaBoost computer vision. URL: https://www.researchgate.net/publication/300475767_AdaBoost
18. S. Zafeiriou, та ил. "A Survey on Face Detection in the Wild: Past, Present and Future." - Computer Vision and Image Understanding, 2015.
19. J. Blanchette, M. Summerfield. "C++ GUI Programming with Qt 5." - Prentice Hall, 2016.
20. J. Blanchette, M. Summerfield. "C++ GUI Programming with Qt 6." - Prentice Hall, 2021.
21. H. M. Deitel, P. J. Deitel. "C++ How to Program." - Prentice Hall, 2017.
22. Architecture: Patterns for Concurrent and Networked Objects." - Wiley, 2007.

23. Ignas K. Brendan M. Support Vector Machines for Human Face

24. About OpenCV. URL: <http://opencv.org/about.html>.

25. Лубенець Т., Кравець І. Дослідження методів розпізнавання облич при використанні мобільних технологій. URL:

<https://journals.indexcopernicus.com/api/file/viewById/156415>

26. Ю. Лифшиц, Методи розпізнавання облич. URL:

<http://yury.name/modern/08modernnote.pdf>

27. Ignas K. Brendan M. Support Vector Machines for Human Face

28. D. Schreiber, S. E. Metz. "Applied Qt: Developing for Embedded Linux and Windows." - Prentice Hall, 2007.

29. M. Heikkilä, M. Pietikäinen. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, №28(4), С. 657-662.

30. F. Mahmud, та ін., 2015 Face recognition using Principal Component Analysis and Linear Discriminant Analysis Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT), International Conference on, pp. 1-4.

ДОДАТКИ

Додаток А
(обов'язково)
Технічне завдання

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувача кафедри АІТ
д.т.н., професор Олег БІСІКАЛО

(підпис)

«__» _____ 2023 р.

ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ
на магістерську кваліфікаційну роботу
**«Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі розпізнавання
зображень обличчя»**

08-31.МКР.012.02.000 ТЗ

Керівник: к.т.н., доцент кафедри АІТ

_____ Роман МАСЛІЙ

«__» _____ 2023 р.

Виконавець: ст. гр. 1АКІТ-22м

_____ Богдан МАР'ЯНЧИК

«__» _____ 2023 р.

1. Назва та галузь застосування

Розробка модуля розпізнавання зображень обличчя для web сервісу на основі зображень обличчя. Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології.

2. Підстава для розробки

Підставою для виконання роботи є наказ №__ по ВНТУ від «__» _____ 2023р., та індивідуальне завдання на МКР, затверджене протоколом №__ засідання кафедри АІТ від «__» _____ 2023р.

Термін виконання робіт:

3. Мета та призначення розробки

Мета роботи полягає у вдосконаленні методів та алгоритмів розпізнавання облич з кадрів відеоряду та розробки на їх основі програмного забезпечення, яке допоможе покращити безпеку web сервісіс.

4. Джерела розробки

- About OpenCV // URL: <http://opencv.org/about.html>.
- Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // Proc. Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Chandrappa D.N., Akshay G., Ravishankar M. Face Detection Using a Boosted Cascade of Features Using OpenCV August 10-12 2019
- Н. Keller. "C++ Network Programming." - O'Reilly Media, 1999.
- Ю. Лифшиц, Методи розпізнавання обличч. URL: <http://yury.name/modern/08modernnote.pdf>
- J. Blanchette, M. Summerfield. "C++ GUI Programming with Qt 6." - Prentice Hall, 2021.
- T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen. "Face Recognition with Local Binary Patterns. Computer Vision - ECCV 2004.
- Detection in the Wild: Past, Present and Future." - Computer Vision and Image Understanding, 2015.

5. Показники призначення

Система розпізнавання зображень обличчя для web-сервісу має працювати в автоматичному режимі.

Вихідні дані для роботи:

- Логін користувача
- Мінімальний розмір зображення - 700 * 700
- Максимальний розмір зображення - 1280 * 1280
- Формат відправки - JSON
- Стиснення даних - Deflate

Результат роботи програми:

- Фото користувача з ідентифікованим обличчям

6. Економічні показники

- прогнозовані витрати на розробку - 79 тис. грн.
- абсолютна ефективність розробки - 849 тис. грн (при 10%-інф.)
- внутрішня дохідність інвестицій% - 46,3%(при 10%-інф.)
- термін окупності інвестицій - не більше 3 років

7. Стадії розробки

- Аналіз предметної області має бути виконаний до
- Розробка модуля аутентифікації web сервісу на основі розпізнавання зображень обличчя має бути виконаний до
- Попередній захист роботи має бути виконаний до
- Експериментальні дослідження» має бути виконаний до
- Підготовка економічного розділу» має бути виконаний до
- Оформлення пояснювальної записки і графічного матеріалу має бути виконаний до
- Остаточний захист роботи має бути виконаний до

8. Порядок контролю та приймання

Рубіжний контроль. Провести до «___»_____2023 р.

Попередній захист магістерської кваліфікаційної роботи. Провести до «___»_____2023 р.

Захист магістерської кваліфікаційної роботи. Провести в період з «___»_____2023 р. до «___»_____2023 р.

Додаток Б
(обов'язково)
Ілюстративна частина

**Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі розпізнавання
зображень обличчя**



Рисунок Б.1 - Схема алгоритма обробки кадрів відеопотока

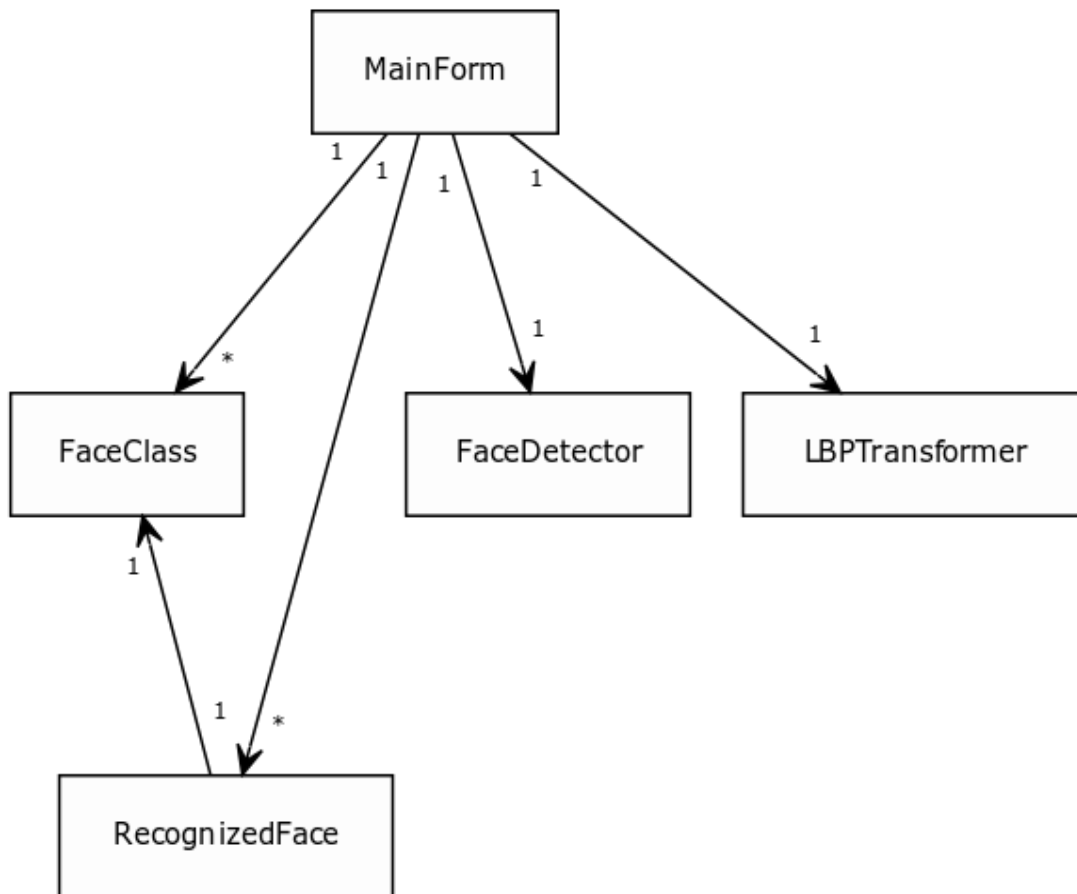


Рисунок Б.2 - UML-діаграма класів додатка

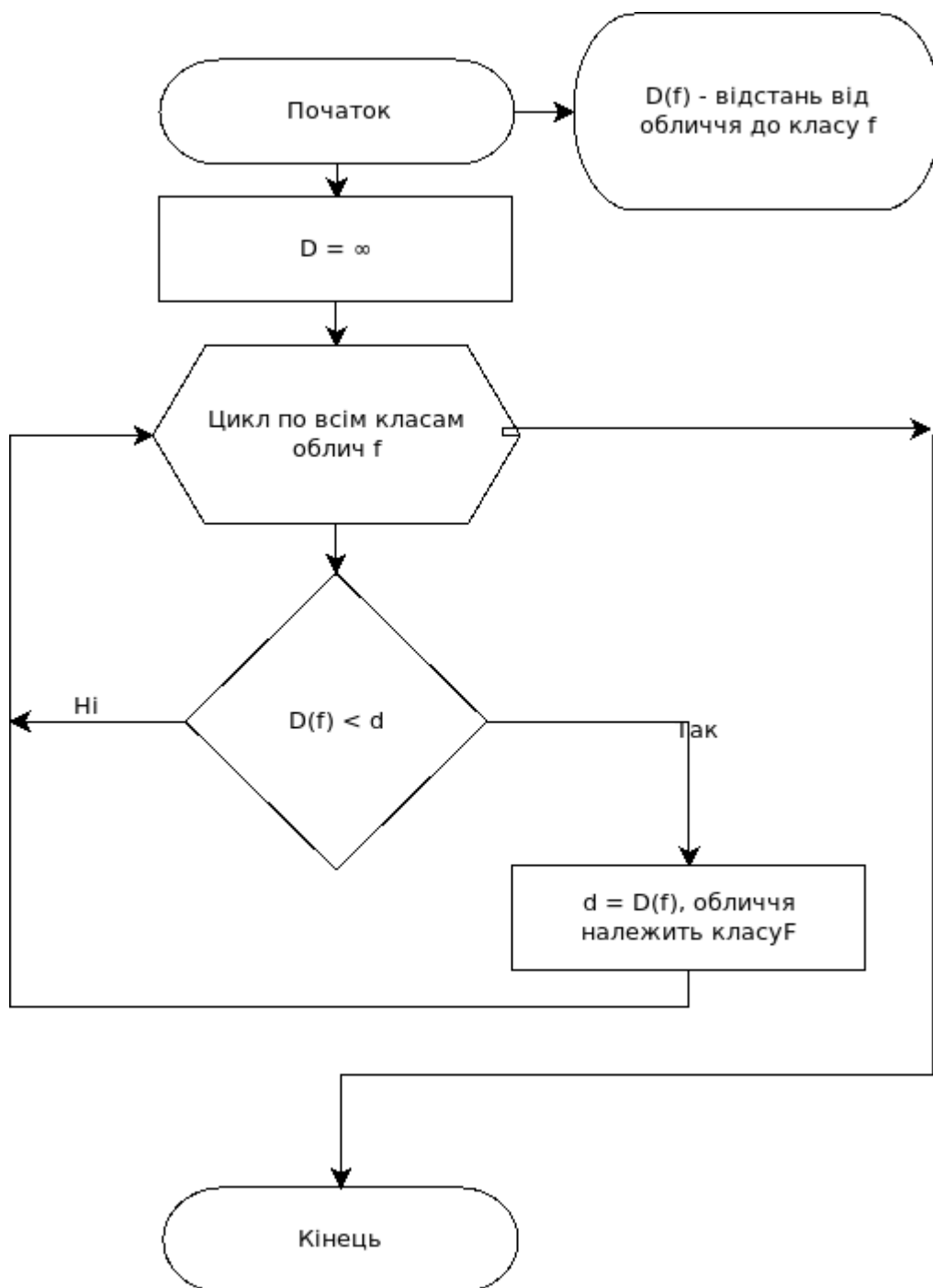


Рисунок Б.3 - Схема процедури розпізнавання облич за допомогою методу найближчого сусіда

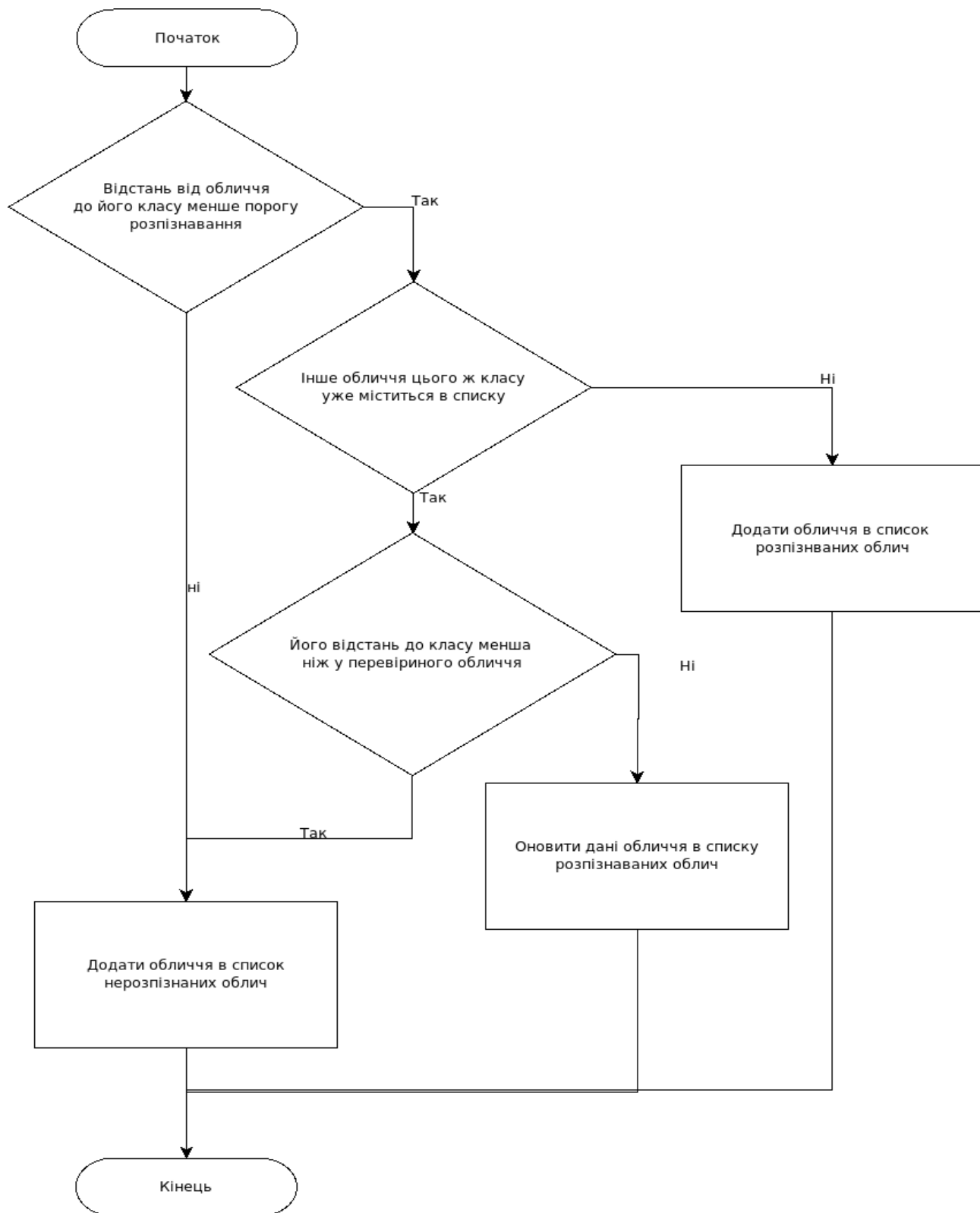


Рисунок Б.4 - Схема процесу логування розпізнаних / нерозпізнаних облич

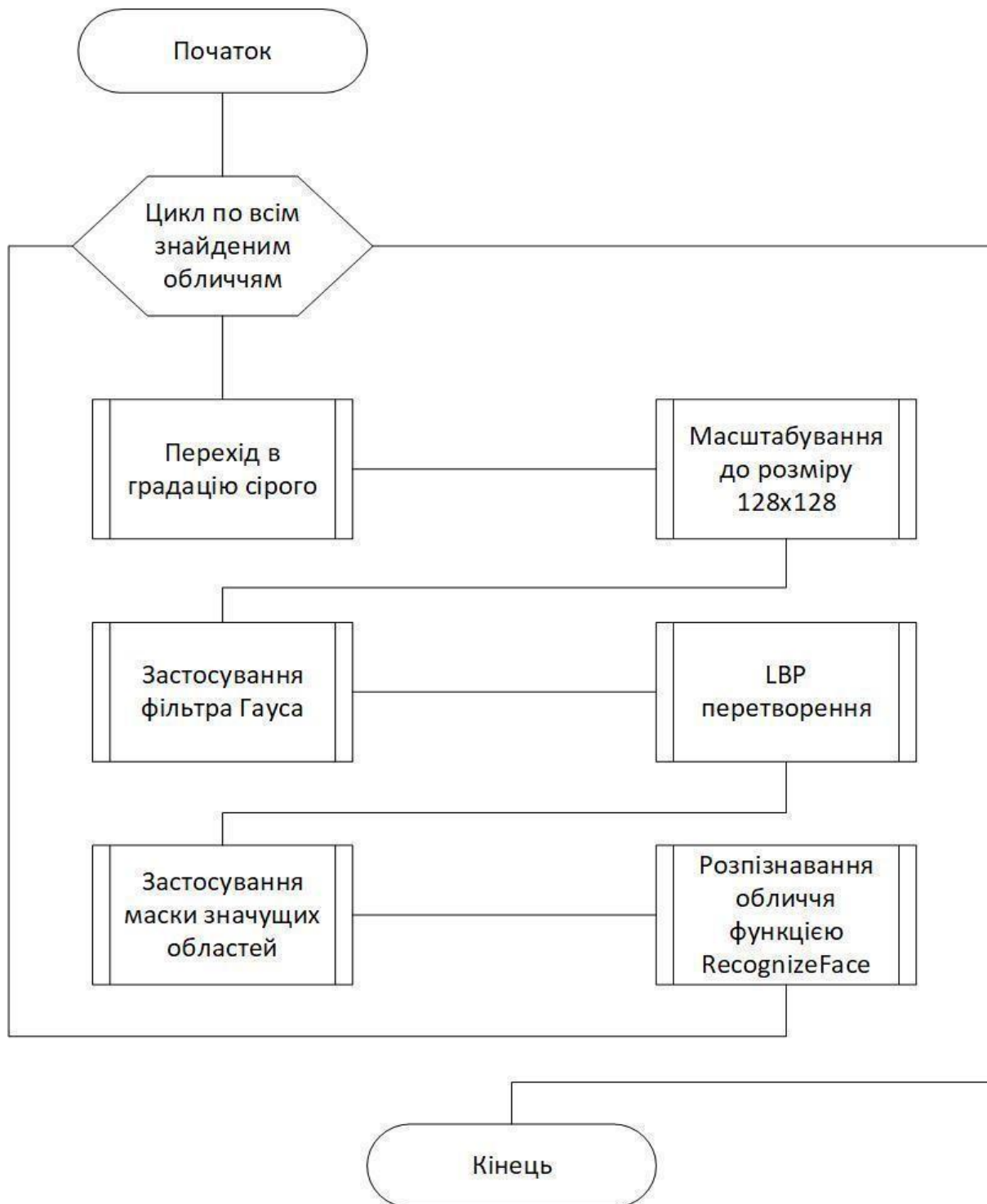


Рисунок Б.5 - Схема процесса обработки детектованных облич



Рисунок Б.6 - Схема алгоритма обробки кадрів у відеопотоці Draw Detected

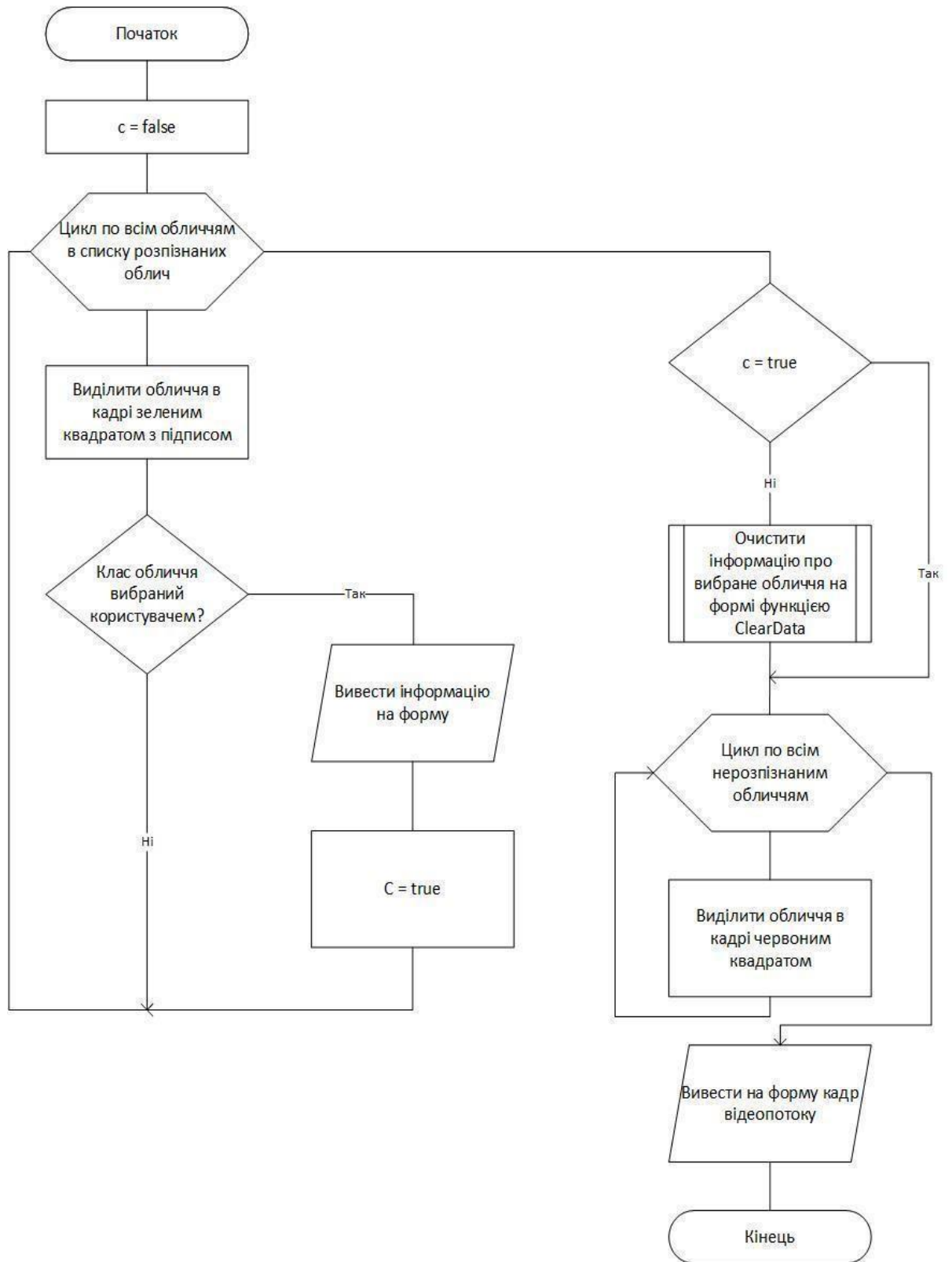


Рисунок Б.7 - Схема алгоритма виведення інформації у форму

Додаток В

(обов'язково)

Фрагмент лістингу програми

```
#include "CvFace.h"
#define MAXIMAGELBPH 10
CvFace::CvFace(QObject *parent)
    : QObject{parent}
{
    this->lbph = cv::face::LBPHFaceRecognizer::create(2,15,5,5);
    lbphGrafic = cv::face::LBPHFaceRecognizer::create(1,5,5,5);
    this->cascadeFace = new cv::CascadeClassifier[3];

    cascadeFace[0].load("/home/bohdan/OpenCV/INSTALLOPENCV/share/opencv4/ha
arcascades/haarcascade_frontalface_alt2.xml");

    cascadeFace[1].load("/home/bohdan/OpenCV/INSTALLOPENCV/share/opencv4/ha
arcascades/haarcascade_frontalface_default.xml");

    cascadeFace[2].load("/home/bohdan/OpenCV/INSTALLOPENCV/share/opencv4/ha
arcascades/haarcascade_frontalface_alt.xml");
    cascadeEye = new cv::CascadeClassifier[2];

    cascadeEye[0].load("/home/bohdan/OpenCV/INSTALLOPENCV/share/opencv4/haa
rcascades/haarcascade_lefteye_2splits.xml"); //left
    cascadeEye[1].load("/home/bohdan/OpenCV/INSTALLOPENCV/share/opencv4/haa
rcascades/haarcascade_righteye_2splits.xml"); //right
}
```

Продовження додатку В

```

bool CvFace::imageCheckRegister(QImage img)
{
    if(allFace.size() < MAXIMAGELBPH)
    {
        cv::Mat
photo(img.height(),img.width(),CV_8UC4,(cv::Scalar*)img.scanLine(0));
        std::vector<cv::Rect> arrRect = findFase(photo);
        if(arrRect.size() == 0)
            return false;
        cv::Mat face = photo(arrRect[0]);
        std::vector<cv::Rect> rectEyeR = findEyeR(face);
        std::vector<cv::Rect> rectEyeL = findEyeL(face);
        if(rectEyeR.size() == 0 || rectEyeL.size() == 0)
            return false;
        if(rectEyeR[0].y > face.rows/2 || rectEyeL[0].y > face.rows/2)
            return false;
        const float overlapThreshold = 0.4; //Порог перекриття
        float overlap = (static_cast<float>((rectEyeR[0]&rectEyeL[0]).area())/
std::min(rectEyeR[0].area(),rectEyeL[0].area()));
        if(overlap > overlapThreshold)
            return false;
        cv::Mat faceMas;
        face.copyTo(faceMas,createMask(arrRect[0]));
        cv::cvtColor(faceMas, faceMas, cv::COLOR_BGR2GRAY);
allFace.push_back(faceMas);
        idFace.push_back(allFace.size());
    }
    if(allFace.size() == MAXIMAGELBPH)

```

```

{
    lbph->train(allFace,idFace);
    lbphGrafic->train(allFace,idFace);
    return true;
}
return false;
}
 QImage CvFace::checkFace(QImage img)
{
    cv::Mat photo(img.height(),img.width(),CV_8UC4,(cv::Scalar*)img.scanLine(0));
    std::vector<cv::Rect> arrRect = findFase(photo);
    if(arrRect.size() ==0)
        return img;
    cv::Mat face = photo(arrRect[0]);
    std::vector<cv::Rect> rectEyeR = findEyeR(face);
    std::vector<cv::Rect> rectEyeL = findEyeL(face);
    if(rectEyeR.size() == 0 || rectEyeL.size() == 0)
        return img;
    if(rectEyeR[0].y > face.rows/2 || rectEyeL[0].y > face.rows/2)
        return img;
    const float overlapThreshold = 0.4; //Порог перекриття
        float overlap = (static_cast<float>((rectEyeR[0]&rectEyeL[0]).area()))/
std::min(rectEyeR[0].area(),rectEyeL[0].area());
    if(overlap > overlapThreshold)
        return img;
    cv::Mat faceMas;
    face.copyTo(faceMas,createMask(arrRect[0]));
    cv::cvtColor(faceMas, faceMas, cv::COLOR_BGR2GRAY);

```

```

int predictedLabel = -1;
double confidence = 0.0;
lbph->predict(faceMas,predictedLabel,confidence);
qDebug() << confidence;
if(confidence < 14)
{
    cv::rectangle(photo,arrRect[0],cv::Scalar(0,0,0),2);

cv::putText(photo,login,cv::Point(arrRect[0].x,arrRect[0].y-10),cv::FONT_HERSHEY_
Y_SIMPLEX, 1.0, cv::Scalar(255, 255, 255), 2);
}
return img;
}

```

```

void CvFace::setLogin(QString login)
{
    this->login = login.toStdString();
}

```

```

std::vector<cv::Mat> CvFace::getGistogram()
{
    return lbphGrafic->getHistograms();
}

```

```

std::vector<cv::Rect> CvFace::findFase(cv::Mat img)
{
    cv::Mat gray;
    std::vector<cv::Rect> Vfaces[3];
    std::vector<cv::Rect> result;

```

```

const float overlapThreshold = 0.4; //Порог перекриття
float overlap;
bool individualFace = true;
cv::cvtColor(img,gray,cv::COLOR_BGR2GRAY);
cv::GaussianBlur(gray, gray, cv::Size(5, 5), 0);
for(int i =0; i < 3; ++i)
{
    this->cascadeFace[i].detectMultiScale(gray,Vfaces[i],1.3,5);
}
for(int i =0; i < 3; ++i)
{
    for(std::size_t j =0; j < Vfaces[i].size(); ++j)
    {
        if(Vfaces[i][j].width>50 && Vfaces[i][j].width<1000)
        {
            if(result.size()==0)
            {
                result.push_back(Vfaces[i][j]);
            }
            else
            {
                for(std::size_t k =0; k < result.size();++k)
                {
                    overlap = (static_cast<float>((result[k]&Vfaces[i][j]).area())/
std::min(result[k].area(),Vfaces[i][j].area()));
                    if(overlap > overlapThreshold)
                    {
                        individualFace = false;
                    }
                }
            }
        }
    }
}

```

Продовження додатку В

```
break;
    }
}
if(individualFace)
{
    result.push_back(Vfaces[i][j]);
}
else
{
    individualFace = true;
}
}
}
}
}
return result;
}

std::vector<cv::Rect> CvFace::findEyeR(cv::Mat face)
{
    std::vector<cv::Rect> rect;
    cv::Mat gray;
    cv::cvtColor(face,gray,cv::COLOR_BGR2GRAY);
    cv::GaussianBlur(gray, gray, cv::Size(5, 5), 0);
    cascadeEye[1].detectMultiScale(gray,rect,1.3,5);
    return rect;
}
```



```

std::vector<cv::Rect> CvFace::findEyeL(cv::Mat face)
{
    std::vector<cv::Rect> rect;
    cv::Mat gray;
    cv::cvtColor(face,gray,cv::COLOR_BGR2GRAY);
    cv::GaussianBlur(gray, gray, cv::Size(5, 5), 0);
    cascadeEye[0].detectMultiScale(gray,rect,1.3,5);
    return rect;
}

```

```

cv::Mat CvFace::createMask(cv::Rect rect)
{
    cv::Mat mat(rect.height,rect.width,CV_8UC1,cv::Scalar(255,255,255));
    cv::Point centr;
    centr.x = (rect.width/2);
    centr.y = (rect.height/2);
    int procentLR = rect.width/7;
    int procentTD = rect.height/3;
    cv::ellipse(mat,centr,cv::Size((rect.width/2-procentLR),(rect.width/2+procentTD)), 0,
    0, 360, cv::Scalar(0, 0, 0), -1); cv::bitwise_not(mat,mat);
    return mat;
}

```

(обов'язково)

Протоколу перевірки кваліфікаційної роботи на наявність запозичень

ПРОТОКОЛ
ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ НА НАЯВНІСТЬ
ТЕКСТОВИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ

Назва роботи: Розробка модуля аутентифікації WEB сервісу на основі розпізнавання зображень обличчя

Тип роботи: магістерська кваліфікаційна робота

Підрозділ: кафедра автоматизація та інтелектуальних інформаційних технологій, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації

Показники звіту подібності Unicheck

Оригінальність 90.5% Схожість 9.5%

Аналіз звіту подібності (відмітити потрібне):

■ 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 роботи і відсутності самостійності її автора. Роботу направити на розгляд експертної комісії кафедри

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

Особа, відповідальна за перевірку _____

(підпис)

Роман МАСЛІЙ

(прізвище, ініціали)

Ознайомлені з повним звітом подібності, який був згенерований системою Unicheck щодо роботи.

Автор роботи _____

(підпис)

Богдан МАР'ЯНЧИК

(прізвище, ініціали)

Керівник роботи _____

(підпис)

Роман МАСЛІЙ

(прізвище, ініціали)