

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського
«Харківський авіаційний інститут»

Факультет програмної інженерії та бізнесу

Кафедра інженерії програмного забезпечення

Пояснювальна записка до дипломної роботи

магістра
(освітній ступінь)

на тему «Експериментальне дослідження методів розпізнавання образів в
задачах ідентифікації особистості на відеозображенні»

ХАІ.603.667п2.121.166369.200

Виконав: студент б курсу групи № 667п2
Напрямок підготовки 121 Інженерія програмного
забезпечення

(код та найменування)

Освітня програма Хмарні обчислення
та Інтернет речей

Самарський А. Д.

(прізвище й ініціали студента)

Керівник: Данова М. О.

(прізвище й ініціали)

Рецензент: Ільїна І. В.

(прізвище й ініціали)

Харків - 2020

Міністерство світи і науки України
Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського
«Харківський авіаційний інститут»

Факультет програмної інженерії та бізнесу
(повне найменування)

Кафедра інженерії програмного забезпечення
(повне найменування)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 121 – інженерія програмного забезпечення
(код та найменування)

Освітня програма хмарні обчислення та Інтернет речей
(найменування)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

І. Б. Туркін

(підпис)

(ініціали та прізвище)

“ ”

2020 року

З А В Д А Н Н Я
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Самарському Андрію Дмитровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дипломної роботи Експериментальне дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні
керівник дипломного проекту Данова Марія Олександрівна, к.т.н., доцент
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Університету № _____ від “ ” _____ 2020 року

2. Термін подання студентом роботи 20.11.2020р.

3. Вихідні дані до роботи програмна система виявлення та розпізнавання облич у відеопотоці в режимі реального часу

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) огляд та аналіз предметної області з технологій інтелектуального відеоаналізу; експериментальне дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні; обробка та аналіз результатів експериментального дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні.

5. Перелік графічного матеріалу РПЗ – стор. 70, рисунків – 34 шт., таблиць – 6 шт., презентація – 23 слайди.

6. Консультанти розділів роботи

| Розділ | Прізвище, ініціали та посада консультанта | Підпис, дата | |
|--------|-------------------------------------------|----------------|------------------|
| | | завдання видав | завдання прийняв |
| 1 | Данова М.О., доцент каф. 603 | | |
| 2 | Данова М.О., доцент каф. 603 | | |
| 3 | Данова М.О., доцент каф. 603 | | |

Нормоконтроль _____ В. А. Постернакова _____ « ____ » _____ 20__ р.
 (підпис) (ініціали та прізвище)

7. Дата видачі завдання « ____ » _____ 20__ р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № з/п | Назва етапів дипломної роботи | Строк виконання етапів проекту | Примітка |
|-------|------------------------------------------------------|--------------------------------|----------|
| 1 | Отримання і затвердження теми диплому | 01.09.2019 | |
| 2 | Аналіз предметної області | 03.09.2019 | |
| 3 | Постановка задачі | 30.09.2019 | |
| 4 | Проведення теоретичних досліджень | 12.11.2019 | |
| 5 | Планування експериментальних досліджень | 04.06.2020 | |
| 6 | Проведення експериментальних досліджень | 03.09.2020 | |
| 7 | Підготовка пояснювальної записки | 20.10.2020 | |
| 8 | Оформлення пояснювальної записки до дипломної роботи | 01.12.2020 | |
| 9 | Передзахист дипломної роботи | 05.12.2020 | |
| 10 | Захист дипломної роботи | 18.12.2020 | |

Студент _____ Самарський А.Д.
 (підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник проекту _____ Данова М.О.
 (підпис) (прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломної роботи містить 70 стор., 34 рис., 21 джерело посилань.

Об'єкт дослідження – процес розпізнавання образів.

Предмет дослідження – методи розпізнавання образів щодо ідентифікації особистості на відеозображенні.

Метою роботи є підвищення ефективності ідентифікації особистості на відеозображенні в режимі реального часу шляхом експериментального дослідження методів розпізнавання облич у відеопотоках за рахунок розробки системи розпізнавання облич.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі: провести огляд та аналіз предметної області з технологій інтелектуального відеоаналізу; провести експериментальне дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні; провести обробку та аналіз результатів експериментального дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні.

Наукова новизна. Удосконалено метод розпізнавання облич на відеозображенні, якій на відміну від існуючих використовує комбінацію методів виявлення та розпізнавання облич у відеопотоці в режимі реального часу, що дозволяє підвищити ідентифікацію особистості на відеозображенні та знизити витрат пам'яті при розпізнаванні.

Практична значимість отриманих результатів. В результаті роботи розроблено систему розпізнавання облич, що може бути використана для контролю доступу й ідентифікації особистості.

**РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОСОБИСТОСТІ,
ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ ВІДЕОАНАЛІЗ**

ABSTRACT

Explanatory note to the master's thesis contains 70 pp., 34 fig., 1 app., 21 sources.

The object of study - the process of pattern recognition.

The subject of research - methods of pattern recognition for personality identification on video.

The aim of the work is to increase the efficiency of identification of a person in a video image in real time by experimental study of methods of face recognition in video streams by developing a face recognition system.

To achieve this goal it is necessary to solve the following tasks: to review and analyze the subject area of intelligent video analysis technologies; to conduct an experimental study of methods of pattern recognition in the tasks of personality identification on video; to process and analyze the results of experimental research of image recognition methods in the tasks of personality identification on video.

Scientific novelty. Improved the method of face recognition in video, which, unlike existing ones, uses a combination of methods for detecting and recognizing faces in the video stream in real time, which allows to increase the identification of video images and reduce memory costs for recognition.

The practical significance of the results obtained. As a result, a face recognition system has been developed that can be used to control access and identify individuals.

FACE RECOGNITION, PERSONALITY IDENTIFICATION, SOFTWARE,
INTELLECTUAL VIDEO ANALYSIS

ЗМІСТ

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ | 8 |
| ВСТУП..... | 9 |
| 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ «технології інтелектуального відеоаналізу». ПОСТАНОВКА МЕТИ Й ЗАВДАНЬ ДОСЛІДЖЕННЯ | 12 |
| 1.1 Огляд та аналіз методів виявлення облич | 12 |
| 1.2 Огляд та аналіз методів розпізнавання облич | 23 |
| 1.2.1 Методи, засновані на значеннях яскравості пікселів | 23 |
| 1.2.2 Методи, засновані на характерних точках..... | 27 |
| 1.3 Постановка мети й завдань дослідження..... | 29 |
| 1.4 Висновки по розділу 1 | 32 |
| 2 ПЛАНУВАННЯ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні | 33 |
| 2.1 Виявлення облич методом Віоли-Джонса | 33 |
| 2.1.1 Виявлення облич методом Віоли-Джонса | 33 |
| 2.1.2 Ознаки Хаара | 34 |
| 2.2 Фільтр Гауса | 37 |
| 2.3 ЛБШ перетворення..... | 39 |
| 2.3.1 Класичний метод..... | 39 |
| 2.3.2. Рівномірні ЛБШ..... | 41 |
| 2.3.3 Центральні-симетричні ЛБШ..... | 42 |
| 2.4 Маска значимих областей зображення | 43 |
| 2.5 Метод найближчого сусіда..... | 45 |
| 2.6 Планування експериментальних досліджень | 46 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| | 7 |
| 2.6 Висновки по розділу 2 | 48 |
| 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні..... | 50 |
| 3.1 Результат дослідження ефективності розпізнавання..... | 50 |
| 3.2 Інструментарій розробки програмного забезпечення | 52 |
| 3.3 Аналіз потоків даних | 53 |
| 3.4 Опис класів..... | 55 |
| 3.4.1 RecognizedFace | 56 |
| 3.4.3 FaceDetector..... | 57 |
| 3.4.4 FaceClass..... | 58 |
| 3.4.5 MainWindow..... | 59 |
| 3.5 Опис інтерфейсу системи | 67 |
| 3.6 Тестування розробленої системи..... | 73 |
| 3.6.1 Тестування класифікатора облич | 73 |
| 3.6.2 Порівняння швидкості роботи ЛБШ операторів | 74 |
| 3.7 Висновки по розділу 3 | 76 |
| ВИСНОВКИ..... | 78 |
| ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ | 79 |

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

ААМ (Active Appearance Models) – активні моделі зовнішнього вигляду.

АСМ (Active Shape Models) – активні моделі форми.

ЛБШ – локальні бінарні шаблони.

ВСТУП

В останній час широкого розповсюдження отримує відеоаналітика - технологія, яка використовує методи комп'ютерного зору для автоматизованого збору різної інформації на основі послідовності кадрів, які отримуються з відеокамер в реальному часі чи з відеозаписів. Дана технологія може застосовуватись у відеоспостереженні, системах безпеки, торгівлі, транспорті.

По оцінкам компанії MarketsandMarkets [1] в найближчі роки ринок відеоаналітики продовжить активно рости, а до 2020 складе 3971 мільйонів доларів. Даний напрямок активно розвивається.

Одною із задач, які вирішує відеоаналітика, є розпізнавання обличчя у відеопотоках. Рішення даної задачі в першу чергу має безпосереднє застосування в системах контролю доступу і ідентифікації особистості.

Одна з причин підвищеної уваги до біометричних технологій являється існування великої кількості соціальних і комерційних додатків, де можливі рішення названої проблеми будуть сприйняті досить успішно. Наприклад, зображення обличчя отриманих з відеокамер зовнішнього спостереження, являється сьогодні важливим елементом документальної бази при розслідування злочинів, спостереження і розслідуванні кримінальних подій (автоматичне спостереження за підозрюваними, пошук людей, активне відеоспостереження при надзвичайних подіях і т. д.), а також в банківській сфері (банкоматах, системах віддаленого управління рахунком), ідентифікація людей по обличчю застосовується в системах контролю засвідченої особистості (паспортів, водійських прав, імміграційних карт), інформаційній безпеці (доступ до ЕВМ і окремим програмам, базам даних, криптографічним додаткам, медичним відомостям, глобальної мережі Інтернет, системам електронної торгівлі).

Традиційні системи ідентифікації потребують знання пароля, наявність ключа, ідентифікаційної карточки, чи іншого ідентифікаційного предмета, який можна забути чи згубити. На відміну від них, біометричні системи засновуються на унікальних біометричних характеристиках людини, які важко підробити і які

однозначно визначать конкретну людину. До таких характеристик відносяться відбитки пальців, форма долоні, райдужна оболонка, зображення сітчатки ока, індивідуальні характеристики обличчя.

Незважаючи на безліч досліджень в цій області, які проводяться по всьому світу протягом останніх десятиліть, так і не було розроблено методів, що дозволяють надійно виявляти й розпізнавати обличчя людини за будь-яких умов.

Очікується, що ідентифікація людини по зображенню його обличчя буде найбільш використовуваною біометричною технологією. Оскільки для цього не потрібно спеціальне обладнання, не потрібний фізичний контакт з пристроями, не потрібно спеціально зупинятися і чекати опрацювання системи. Для певної якості роботи достатньо застосувати веб камеру. Звичайно одної веб-камери буде недостатньо, потрібна програма, яка оброблятиме отримані зображення та вирішуватиме згідно заданого методу та методу роботи. Метод роботи таких систем часто повторяється, а ось методи зазвичай суттєво відрізняються. На даний час відомо та використовуються велика кількість методів та їх модифікацій. Поширеними є методи та їх похідні такі як метод Віоли-Джонса, еластичних графів, головних компонент, методи принцип яких базується на геометричному методі розпізнавання, методи засновані на нейронних мережах, такі як метод прихованої Маркової моделі, метод згорткової нейронної мережі, метод локальних бінарних шаблонів та ін.

Кожен із методів має свої переваги та недоліки, які проявляються в тих чи інших ситуаціях, що призводить до непередбачуваних випадків «пропустити чужого чи відмова у доступі для свого». Фактори, що впливають на якість роботи методів зазвичай одні і ті ж, та все ж таки кожен із методів має свою стійкість до певних із них. Такими факторами являється рівень та кут освітлення, відстань від камери, стан міміки чи здоров'я людини, настрої, кут нахилу обличчя, кут самого обличчя відносно камери, вікові зміни, наявність бороди чи вуса та ін. Існуючі методи дозволяють вирішити ці задачі з неприйнятною затримкою у часі

Об'єкт дослідження – процес розпізнавання образів.

Предмет дослідження – методи розпізнавання образів щодо ідентифікації особистості на відеозображенні.

Метою роботи є підвищення ефективності ідентифікації особистості на відеозображенні в режимі реального часу шляхом експериментального дослідження методів розпізнавання облич у відеопотоках за рахунок розробки системи розпізнавання облич.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

- провести огляд та аналіз предметної області з технологій інтелектуального відеоаналізу;
- провести експериментальне дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні;
- провести обробку та аналіз результатів експериментального дослідження методів розпізнавання образів в задачах ідентифікації особистості на відеозображенні.

Наукова новизна. Удосконалено метод розпізнавання облич на відеозображенні, якій на відміну від існуючих використовує комбінацію методів виявлення та розпізнавання облич у відеопотоці в режимі реального часу, що дозволяє підвищити ідентифікацію особистості на відеозображенні та знизити витрат пам'яті при розпізнаванні.

Практична значимість отриманих результатів. В результаті роботи розроблено систему розпізнавання облич, що може бути використана для контролю доступу й ідентифікації особистості.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ «ТЕХНОЛОГІЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВІДЕОАНАЛІЗУ». ПОСТАНОВКА МЕТИ Й ЗАВДАНЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

Технології інтелектуального відеоаналізу (ТІВ) використовують для швидкої і якісної обробки відеоданих. ТІВ розвивається за двома основними технологіями - це трекінг і ідентифікація. На базі правил, закладених в алгоритм відеоаналізу, будується весь функціонал системи, який вкрай необхідний для побудови сучасних систем відеоспостереження. Трекінг - алгоритм обробки шукає в кадрі рух, визначає і класифікує об'єкт, що рухається, описує його характеристики (розмір, колір, швидкість). Варіацій трекінгу (відеодетектора) може бути досить багато. Ідентифікація - це розпізнавання образу (що перед нами, в якому вигляді) по відеозображенню, поділ за класами або конкретним шаблонами і порівняння із заздалегідь підготовленою базою еталонних зображень. Найпопулярнішими з них є - розпізнавання обличь і розпізнавання автомобільних номерів.

Розпізнавання обличь в кадрах відеопотоку можна умовно розділити на два етапи. Перший етап - виявлення облич в кадрі. Другий етап - безпосередньо розпізнавання знайдених обличь.

1.1 Огляд та аналіз методів виявлення обличь

Виявлення обличчя означає побудову деякого набору правил, яким повинен відповідати фрагмент зображення, для того, щоб бути визнаним людським обличчям, наприклад: особа симетрична, риси обличчя (очі, ніс, рот) відрізняються від шкіри по яскравості, риси обличчя розташовані цілком певним чином. Також сюди можна віднести виявлення за допомогою шаблонів, заданих розробником. Виявлення обличчя за допомогою шаблону полягає в перевірці кожної з областей зображення на відповідність заданому шаблону.

З усього різноманіття існуючих методів виявлення обличчя можна виділити декілька актуальних методів [2], які заслуговують уваги. Розглянемо особливості, переваги і недоліки кожного з них.

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

Основні принципи, на яких заснований метод, подані нижче.

- Інтегральне представлення зображення. Це дає змогу швидко обчислювати необхідні об'єкти. Інтегральне представлення зображення - матриця, яка співпадає по розмірам з розмірами вхідного зображення в пікселях. Кожний елемент матриці представляє собою суму інтенсивності всіх пікселів, які знаходяться лівіше і вище даного елемента.

Використовуються ознаки, подібні до ознак Хаара [3], за допомогою яких виконується пошук потрібного об'єкта (в даному контексті, особливостей обличчя).

Вибір ознак здійснюється з використанням методу *бустингу*. Бустинг (від англ. - покращення, підсилення) - процедура послідовної побудови композиції методів машинного навчання, коли кожний наступний метод намагається компенсувати недоліки композиції всіх попередніх методів.

Класифікатор представляє собою функцію, яка визначає належність деякого досліджуваного об'єкта до певного класу. Класифікатор, який отримує на вхід ознаки, дає відповідь «істина» чи «брехня», дозволяє здійснювати виявлення.

В процесі виявлення використовуються каскади ознак. В основі такої ідеї лежить побудова послідовності класифікаторів, яка називається каскадом: кожний наступний прагне врахувати помилки попереднього.

Для зображень використовується метод на основі скануючого вікна: виконується сканування зображень вікном пошуку, після чого до кожного положення застосовується класифікатор.

Переваги:

- метод являється найпопулярнішим і широко розповсюдженим методом виявлення облич;
- висока швидкість виявлення облич за рахунок використання каскадного класифікатора;
- висока точність знаходження з дуже низьким відсотком помилкових спрацювань, порівняно з точністю виявлення у повільніших методах.

Недоліки:

- необхідна велика навчальна вибірка і багато часу на навчання;
- обмеження на положення обличчя при знаходженні.

AdaBoost (Adaptive Boosting) - це метод підсилення класифікаторів шляхом об'єднання їх в «комітет». Вперше був запропонований Йоавом Фройндом і Робертом Шапіре в 1999 році [7]. Цей метод може використовуватись в поєднанні з декількома методами класифікації для покращення їх ефективності. Даний метод являється адаптивним в тому сенсі, що кожний наступний комітет класифікаторів будується по об'єктам, невірно класифікованим попередніми комітетами. Частіше всього використовується в поєднанні з іншими методами класифікації для їх підсилення (наприклад, як було описано раніше, в методі Віоли-Джонса).

Працює *AdaBoost* наступним чином. Кожну ознаку застосовується до кожного зображення. Відбираються ознаки з найменшою кількістю помилок.

Спочатку тестовим зображення присвоюється однакова вага, після кожної невірної класифікації вага зображень збільшується. Цей процес проходить до тих пір, поки не досягнута потрібна точність, або досягнутий певний коефіцієнт помилок, або відібрана певна кількість ознак.

Після даної операції кількість ознак значно скоротилась, але в фотографіях, в багатьох випадках, обличчя займає маленьку область, і щоб не запускати всі ознаки, які не потрібні для даної області, ввели поняття каскад класифікатор. Тепер ознаки групуються по стадіям. Перші стадії містять малу кількість ознак, в кожній наступній стадії їх кількість буде збільшуватись. Область, яка пройшла всі стадії, являється обличчям.

Переваги:

- метод підлаштовується під проблемні елементи навчальної вибірки, теоретично метод досягає нульової помилки навчання за кінцеве число ітерацій;
- висока швидкість роботи;
- простота реалізацією.

Недоліки:

- метод чутливий до шумів і викидам даних;
- потрібно багато часу на навчання, яке залежить від кількості класифікаторів і розміру навчальної вибірки.

SNoW (Sparse Network of Winnows)[5] - метод виявлення облич, який представляє собою двошарову мережу, вхідний шар якої складається з вузлів, кожний з яких відповідає деякій характеристиці вхідного зображення, вихідний в свою чергу складається всього з двох вузлів, кожний з яких відповідає розпізнавальним класам зображення (генерує 1 при наявності деякої особливості та 0 у разі її відсутності на зображення), вихідний же складається всього з двох вузлів, кожен з яких відповідає розпізнаваним класам зображень («обличчя», «не обличчя»)[5]. В якості ознак в даному методі використовуються SMQT (Successive Mean Quantization Transform) ознаки, прапори рівності певним величинам середнього значення і дисперсії в кожному з прямокутних фрагментів зображення розміром 1x1, 2x2, 4x4 і 10x10 (усі зображення мають розмір 20x20 пікселів). Це дає простів ознак розмірності 135424. При проведенні класифікації на вхідні вузли подається інформація про присутність певних характеристик в оброблюваному зображенні. Вузли вихідного шару обчислюють лінійну комбінацію сигналів, які генеруються вхідними вузлами. Коефіцієнти лінійної комбінації задаються вагами між вхідними вузлами. Дані перетворення дозволяють вилучити з локальної області зображення складову, яка не залежить від освітленості. Воно полягає в квантуванні області зображення з порогом квантування рівним середньому значенню пікселів, які входять в цю область[6].

SNoW спеціально розроблено для випадків класифікації, коли потенційне число характеристик об'єктів, важливих для класифікації може бути дуже

велике, але невідомо заздалегідь. Розріджена архітектура мережі дозволяє використовувати величезну кількість властивостей зображення в якості вхідних даних, оскільки в процесі тренування всі несуттєві характеристики відкидаються, і не уповільнюють зрештою, функціонування класифікатора[30].

При перевищенні заданого порогу, приймається рішення про наявність обличчя на зображенні.

Переваги:

- використовувані ознаки не чутливі до змін освітленості в локальних областях зображення;
- висока швидкість за рахунок просіювання компонент вектору ознак;
- висока точність виявлення.

Недолік - метод чутливий до шумів і викидам даних.

Нейромережеві методи включають в себе цілий клас методів.

Основна ідея - послідовність перетворень сигналу паралельно працюючими функціональними елементами, нейронами. Сутність процесу навчання таких мереж зводиться до зменшення середньоквадратичної помилки. Системи виявлення об'єктів на зображенні, засновані на нейронних мережах, використовують ієрархічну структуру. Спочатку вектор ознак оброблюється грубою мережею з високим рівнем помилок другого роду, далі, якщо вектор не був класифікованим як не об'єкт, рішення корегується більш точною та повільнішою мережею[7].

Перевага - висока точність виявлення при правильному налаштуванні параметрів мережі.

Недоліки:

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

– досить тривала процедура навчання.

Багатошарові нейронні мережі.

Архітектура багатошарової нейронної мережі (БНМ) складається з послідовно з'єднаних шарів, де нейрон кожного шару своїми входами пов'язаний з усіма нейронами попереднього шару, а виходами - наступного. Нейронна мережа з двома вирішальними шарами може з будь якою точністю апроксимувати будь яку багатовимірну функцію.

Нейронна мережа (НМ) з одним вирішальним шаром здатна формувати лінійні розділяючі поверхні, що сильно звужують коло завдань, які вони вирішують, зокрема, така мережа не зможе вирішити завдання типу "виключає або". Нейронна мережа з нелінійної функцією активації і двома вирішальними шарами дозволяє формувати будь-які опуклі області в просторі рішень, а з трьома вирішальними шарами - області будь-якої складності, в тому числі і неопуклої. При цьому багатошарова нейронна мережа не втрачає своєї узагальнюючої здатності. Навчаються БНМ за допомогою методу зворотного поширення помилки, що є методом градієнтного спуску в просторі ваг з метою мінімізації сумарної помилки мережі. При цьому помилки (точніше, величини корекції ваг) поширюються в зворотному напрямку від входів до виходів, крізь ваги, що з'єднують нейрони. Найпростіше застосування одношарової НМ (так званою автоасоціативною пам'яттю) полягає в навчанні мережі відновлюванні зображень, які подаються на вхід. Подаючи на вхід тестове зображення і обчислюючи якість реконструйованого зображення, можна оцінити, наскільки мережа розпізнала вхідне зображення. Позитивні властивості цього методу полягають в тому, що мережа може відновлювати спотворені і зашумлені зображення, але для більш серйозних цілей він не підходить. БНМ також використовується для безпосередньої класифікації зображень -

на вхід подається або саме зображення в будь-якому вигляді, або набір раніше витягнутих ключових характеристик зображення, на виході нейрон з максимальною активністю вказує приналежність до розпізнаного класу.

Нейрон з максимальною активністю вказує приналежність до розпізнаного класу. Якщо ця активність нижче деякого порогу, то рахується, що наданий образ не належить до одному з відомих класів. Процес навчання встановлює відповідність наданих на вхід образів з приналежністю до вказаного класу. Це називається «навчання з учителем». У застосування до розпізнавання людини по зображенню обличчя таких підхід добре застосовувати для задачі контролю доступу невеликої групи облич. Він забезпечує безпосереднє порівняння мережею самих обрізав, але зі збільшенням класів час навчання і роботи мережі збільшується експоненціально, і тому, для таких задач, як пошук людини у великій базі даних потребує виявлення компактного набору ключових характеристик, на основі яких можна проводити пошук.

В частості, БНМ можуть використовуватись для класифікації облич на основі таких характеристик, як відстань між деякими специфічними частинами обличчя(ніс, рот, очі). Також використовуються гібридні системи, наприклад об'єднання з марківською моделлю. В класичній БНМ міжшарові нейронні об'єднання повнозв'язні, і зображення представлене у вигляді одновимірного вектору, хоча воно двовимірне.

Архітектура згорткової нейронної мережі (ЗНМ) направлена на подолання цих недостатків. У ній використовується локальні рецепторні поля (забезпечує локальну двовимірну зв'язність нейронів), загальні ваги (забезпечують детектування деяких рис в будь якому місці зображення) і ієрархічна організація з просторовими підвибірками.

Згорткові нейронні мережі забезпечують часткову стійкість до змін масштабу, зміщення, поворотів, спотворення. Архітектура ЗНМ складається з багатьох шарів, кожний з яких має декілька площин, причому нейрони наступного шару з'язані лише з невеликою кількістю нейронів попереднього шару з околиці локальної області. Ваги в кожній точці одної площини однакові (згорткові шари). За згортковим шаром слідує шар, який зменшує його розмірність шляхом локального усереднення. Потім знову згортковий шар, і так далі. Таким чином досягається ієрархічна організація. Останні шари витягують

найбільш загальні властивості, менше залежать від спотворень зображення. Навчаються ЗНМ стандартним методом оберненого розповсюдження помилки.

У порівнянні з БНМ, ЗНМ має істотні переваги як по швидкості, так і по надійності класифікації. Корисною властивістю ЗНМ є те, що характеристики, які формуються на виходах верхніх шарів ієрархії, можуть бути застосовані для класифікації найближчого сусіда, причому ЗНМ може успішно вилучати такі характеристики і для образів, які відсутні в навчальному наборі.

Нейронна мережа Хопфілда.

Метод навчання мережі Хопфілда істотно відрізняється від класичних методів навчання персептронів тим, що замість послідовного наближення до потрібного стану з обчисленням помилок, всі коефіцієнти вагової матриці розраховуються по одній формулі, за один цикл, після чого мережа одразу готова до роботи. НМ Хопфілда являється одношаровою і повнозв'язною (зв'язки нейронів на самих себе відсутні), її виходи зв'язані з входами.

У відмінності від БНМ, НМ Хопфілда є релаксаційною - тобто будучи встановленою в деяке початкове положення функціонує до тих пір, поки не досягне стабільного стану, яке і буде являтися її вихідним значенням.

Обмеження методу:

- образи, які запам'ятовуються не повинні бути дуже схожими один на одного;
- зображення не має бути зміщене або повернуте відносно його вихідного стану.

Для подолання цих недоліків розглядаються різні модифікації класичної нейронної мережі Хопфілда. Мережа Хопфілда з ортогональним перетворенням дозволяє відновити сильно скорельовані образи за рахунок перетворення в їх вихідну множину до дуальної множини векторів. Таким чином, виходить нейронна мережа, яка може запам'ятовувати деяку кількість векторів, і при подачі на вхід будь якого вектору, можна визначити, на який із запам'ятованих він схожий найбільше.

Прихована марківська модель — статистична модель, що імітує роботу процесу, схожого на марківський процес з невідомими параметрами. Згідно моделі ставиться задача знаходження невідомих параметрів на основі інших параметрів, за якими ведеться спостереження. Отримані параметри можуть бути використані в подальшому аналізі для розпізнавання обличь.

З точки зору розпізнавання - зображення це двомірний дискретний сигнал. Важливу роль в побудові моделі зображення грає вектор спостереження. Для того, щоб уникнути розбіжностей в описах, зазвичай використовують прямокутне вікно для розпізнавання. Щоб не втрачати області даних, прямокутні вікна мають перекривати одне інше. Значення для перекривання, як і області розпізнавання підбираються експериментально. Після зняття блоку виконують його перетворення в цифровий блок за одним з двох методів [33]:

- Карунена-Лоева (КЛП);
- дискретне косинусне перетворення (ДКП).

Support vector machine[8] - метод опорних векторів є машинним методом, який навчається на прикладах та використовується для класифікації об'єктів.

В основі методу опорних векторів лежить математична сутність - метод максимізації деякої математичної функції відносно наявного набору даних.

Метод застосовується для зниження розмірності простору ознак, не приводячи до істотної втрати інформативності тренувального набору об'єктів. Застосування методу головних компонент до набору векторів лінійного простору, дозволяє перейти до такого базису простору, що основна дисперсія набору буде спрямована уздовж декількох перших осей базису, званих головними осями. Натягнутий на отримані таким чином головні осі підпростір є оптимальним серед усіх просторів у тому сенсі, що найкращим чином змальовує тренувальний набір. Це набір методів схожих з методами виду «навчання з учителем», що використовується для задач класифікації та регресійного аналізу. Цей метод належить до сімейства класифікаторів.

Метод опорних векторів заснований на тому, що шукається лінійний поділ класів. Мета тренування більшості класифікаторів - мінімізувати помилку

класифікації на тренувальному наборі (звану емпіричним ризиком). На відміну від них, за допомогою методу опорних векторів можна побудувати класифікатор, мінімізуючий верхню оцінку очікуваної помилки класифікації (у тому числі і для невідомих об'єктів, що не входили в тренувальний набір).

Застосування методу опорних векторів до задачі виявлення особи полягає у пошуку гіперплощин в просторі ознак, що відокремлює клас зображень обличчя від зображень «не обличчя». Можливість лінійного поділу таких складних класів, як зображення обличчя та «не обличчя» є малоюмовірною. Одна класифікація за допомогою опорних векторів дозволяє використовувати апарат ядерних функцій для неявного проектування векторів-ознак у простір потенційно більш високої розмірності (ще вище, ніж простір зображень), в якому класи можуть виявитися лінійно розподіленими. Неявне проектування за допомогою ядерних функцій не призводить до ускладнення обчислень, що дозволяє успішно використовувати лінійний класифікатор для лінійно нероздільних класів [31,32].

У результаті роботи системи виділення осіб можуть виникати два типи помилок: не виділення обличчя та хибне виявлення (виділення об'єкта, який обличчям не являється). У зв'язку з наявністю двох типів помилок, існує два основних параметри, що характеризують ефективність роботи методів виявлення обличчя: рівень виявлення, що показує відсоток виявлених обличчя, і рівень невірної виділення, рівний загальному числу помилкових виявлень на всьому тестовому наборі.

Суть методу полягає в знаходженні гіперплощини, що розділяє два класи. При цьому з усіх можливих гіперплощин, які поділяють два класи, необхідно вибрати таку гіперплощину, відстань до якої від кожного класу була максимальною. Ця гіперплощина називається максимальною розділовою гіперплощиною, а відповідний їй лінійний класифікатор називається максимальною розділовим класифікатором [8].

Переваги:

- дуже висока стійкість до перенавчання.

– можливість зменшення чутливості до шуму за рахунок зниження точності, однак пошук оптимального відношення даних параметрів потребує точного налаштування.

– Висока швидкість роботи в порівнянні з нейронними мережами.

Недоліки:

– точність роботи метода поступається таким методам як AdaBoost і SNoW.

Одне і те ж обличчя, виділене різними методами, має різний розмір. Так метод на базі бустинга виділяє обличчя повністю, захоплюючи лоб, підборіддя та щоки. Методи на базі Snow та опорних векторів виділяють тільки очі, ніс і рот, причому метод на базі опорних векторів виділяє обличчя вузьким вікном. Ці відмінності викликані тим, що в процесі створення методів використовувалися різні набори навчальних зображень для побудови класифікатора.

Порівняння точності знаходжень і розміру помилки другого роду при використанні описаних методів представлено в табл. 1[9].

Таблиця 1.1 - Порівняння ефективності методів виявлення облич

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

Як видно з представлених даних, найкращим за показниками відсотка вірних виявлень і помилки другого роду є метод AdaBoost. Тому при створенні системи розпізнавання осіб в відеопотоках будемо використовувати метод Віюли-Джонса, заснований на даному методі.

Крім переваг в точності виявлення, даний метод має високу швидкість роботи, що робить його найбільш підходящим для виявлення осіб в реальному часі.

1.2 Огляд та аналіз методів розпізнавання облич

Методи розпізнавання осіб можна розділити на дві підгрупи. Перша підгрупа - це методи, засновані на значеннях пікселів, і методи, засновані на характерних точках[10]. Розглянемо основні методи кожної з цих підгруп.

1.2.1 Методи, засновані на значеннях яскравості пікселів

Назва даної групи методів означає, що для розпізнавання виявлених облич використовується тільки колір чи яскравість пікселів на зображеннях. Найпростішим схожим методом є порівняння, в якому мірою схожості є відстань між векторами яскравості пікселів зображень. Однак даний метод абсолютно не стійкий до змін освітленості, положення обличчя, масштабування. Більш того, такий підхід має високу обчислювальну складність і абсолютно не придатний для розпізнавання в реальному часі. Тому, дуже часто використовуються методи, які використовують перехід векторного опису зображень в простору з меншою розмірністю, в яких порівняння набагато ефективніше. [10]

Eigenfaces - метод, запропонований в 1991 році Метью Терком і Алексом Пентланд [11], який здобув широку популярність в якості першого успішного методу розпізнавання осіб. Основною ідеєю методу є застосування методу головних компонент для знаходження векторів, найкращим чином описують зображення осіб. Використовуючи цей метод можна виявити різні зміни в навчальній вибірці зображень облич і описати цю зміну в базисі декількох ортогональних векторів, які називаються власними (eigenface). Обличчя, мають корисну властивість: зображення, яке відповідає кожному вектору має форму обличчя. Обчислення головних компонент зводиться до обчисленню власних

векторів і власних значень коваріантної матриці, яка розраховується із зображення. Отриманий один раз на навчальній вибірці зображень облич набір власних векторів використовується для кодування всіх інших зображень осіб, які представляються зваженої комбінацією цих власних векторів. Використовуючи обмежену кількість власних векторів можна отримати стислу апроксимацію вхідному зображенню особи, яку потім можна зберігати в базі даних у вигляді вектору коефіцієнтів, який служить одночасно ключем пошуку в базі даних осіб [11]. Сума головних компонент помножених на відповідні власні вектори являється реконструкцією зображення.

Для кожного зображення обличчя обчислюється його головні компоненти. Зазвичай це від 5 до 200 головних компонент. Процес розпізнавання ґрунтується на порівнянні головних компонент невідомого зображення з компонентами всіх відомих зображень.

При цьому робиться припущення, що зображення облич, які відповідають одній людині, згруповані в кластери у власному просторі. З бази даних вибираються зображення-кандидати, які мають найменшу відстань від вхідного зображення.

Метод власних облич потребує для свого застосування ідеалізування умов таких як, єдині параметри освітленості, нейтральний вираз обличчя, відсутність завад в якості окулярів і бороди. При недотриманні цих умов головні компоненти не будуть відображати міжкласові варіації. Наприклад, при різних умовах освітленості метод власних облич майже не застосовується, оскільки перші головні компоненти переважно відображають зміни освітленості, і порівняння видає зображення, яке має схожий рівень освітленості. При дотриманні ідеалізованих умов точності розпізнавання з використанням методу досягає більше 90%.

Обчислення набору власних векторів відрізняється високою трудомісткістю. Один із способів - верстка зображень по стрічках та стовпчикам; в такій формі представлення зображення має на порядок менший розмір,

обчислення і розпізнавання проходить швидше, але відновити початкове зображення неможливо.

Метод головних компонент добре зарекомендував себе в практичних додатках. Однак, в тих випадках, коли на зображенні особи присутні значні зміни в освітленості або виразі обличчя, ефективність методу значно падає.

Ідея методу складається з представлення зображення обличчя у вигляді набору векторів головних компонент зображень, так званих

Переваги:

- простоту реалізації,
- придатність для розпізнавання в реальному часі
- можливість компактно зберігати великі об'єми даних. [10]
- швидке розпізнавання

Недоліки:

- обчислювання набору власних векторів вирізняється високою трудомісткістю.
- відсутність таких перешкод, як окуляри або борода.
- повинна бути проведена якісна попередня обробка, що приводить зображення до стандартних умов.
- зображення повинні бути отримані в близьких умовах освітленості, однаковому ракурсі.
- навчання проходить один раз, при додаванні нових облич в базу, прийдеться будувати простів з власних векторів заново.

Недоліки викликані тим, що найбільш важливі власні вектори в більшій мірі описують особливості освітлення, ніж характеристики облич, оскільки спочатку метод головних компонент вибирає підпростір з метою апроксимації даних, а не їх класифікації [10].

Fisherfaces - метод, в якому на відміну від методу eigenfaces використовується лінійний дискримінантний аналіз, а саме лінійний дискримінант Фішера. Дія методу заснована на пошуку проекції даних, при якій класи зображень облич максимально роздільні. При використанні методу

головних компонент проводиться максимізація розкиду даних по всій базі облич. Ця відмінність дозволяє вирішити проблему високої чутливості до змін освітлення [12].

Метод головних компонент, який являється основою методу Eigefaces, знаходить лінійну комбінацію ознак, яка максимізує загальну дисперсію даних. Це доволі сильний спосіб представлення даних, але він не враховує класи об'єктів, і може бути втрачено багато відмінної інформації через відкидання компонент, які не пройшли базис. Наприклад, коли в базі є фотографія з різним освітленням, і оскільки відомо, що компоненти, визначені за допомогою методу головних компонент, не завжди містять в собі всю відмінну інформацію, тому зразки різних класів змішались один з одним, і подальша класифікація стає неможливою. Цю проблему рішає метод лінійного дискримінантного аналізу, який є основою методу Fisherfaces.

Лінійний дискримінантний аналіз - метод статистики машинного навчання, який застосовується для пошуку лінійних комбінацій ознак, які найкращим чином розділяють два чи більше класи об'єктів чи подій (тобто об'єкти одного і того ж класу мають шукатись, як можна ближче один до одного в просторі, і при цьому відбувається максимізація відстані між класами.

Даний метод краще розпізнає при різному освітленні, чим EigenFaces, тільки навчання має відбуватись також при різних умовах освітленості.

Переваги:

- за рахунок множини фотографій кожної персони метод виходить стійким до змін умов освітленості.

Недоліки:

- відсутність інваріантності щодо афінних перетворень.

Локальні бінарні шаблони (надалі ЛБШ - Local Binary Pattern) - простий і ефективний оператор перетворення зображень, вперше запропонований в 1996 році для класифікації текстур. [13] Однак, пізніше знайшов застосування і для розпізнавання осіб. [14]

Даний оператор використовує значення яскравостей околиці кожного пікселя зображення і за допомогою функції присвоює кожному пікселю значення, яке описує його околиці. Далі отримане зображення розділяється на підобласті, для кожної з яких розраховується гистограма. Гистограми конкатенуються і порівнюються за допомогою методів машинного навчання. У класичному варіанті використовується метод найближчого сусіда. [14]

Переваги цього методу полягають в простоті реалізації і високої швидкості роботи, яку можна збільшити, використовуючи різні модифікації методу. При цьому метод показує високі результати при розпізнаванні облич і стійкий до монотонних змін освітлення. Все це робить його оптимальним для розпізнавання облич в системах обробки в реальному часі.

1.2.2 Методи, засновані на характерних точках

Дана група методів, на відміну від попередньої, використовує характерні точки і їх координати на зображенні, а не оцінює яскравість пікселів. Такими характерними точками можуть бути, наприклад, центри очей, положення носа, лінія брів, рота і т. д. [10]. До даного класу методів відносяться активні моделі зовнішнього вигляду і активні моделі форми.

Активні моделі зовнішнього вигляду (Active Appearance Models, AAM) - це статистичні моделі зображень, які шляхом різного роду деформацій можуть бути підігнані під реальне зображення. Даний тип моделей в двовимірному варіанті було запропоновано Тімом Кутсом і Крісом Тейлором в 1998 році. [15] Активна модель зовнішнього вигляду містить два типи параметрів: параметри, пов'язані з формою (параметри форми), і параметри, пов'язані зі статистичною моделлю пікселів зображення або текстурою (параметри зовнішнього вигляду). Перед використанням модель повинна бути навчена на безлічі заздалегідь розмічених зображень. Розмітка зображень виробляється вручну. Завдяки використанню активної моделі наявність перешкод, як, наприклад, вуса, система в частині випадків зможе дати відповідь, оскільки відхилення значень на окремих точках

може не впливати на загальну відповідь системи. Спочатку здійснюється локалізація обличчя за допомогою маски обличчя. Потім виконується трекінг обличчя, використовуючи знайдену позицію та розмір за допомогою активного контуру моделі та відповідно із цієї моделі отримуються ключові точки.

Активні моделі форми (Active Shape Models, ASM) враховують статистичні зв'язки у взаємному розташуванні антропометричних точок. На кожному зображенні вибірки експерт розмічає розташування антропометричних точок. Для того щоб привести координати на всіх зображеннях до єдиної системи зазвичай виконується т. зв. узагальнений Прокрустом аналіз, в результаті якого всі точки приводяться до одного масштабу і центруються. Далі для всього набору образів обчислюється середня форма і матриця коваріації. На основі матриці коваріації обчислюються власні вектори, які потім сортуються в порядку спадання відповідних їм власних значень. Локалізації ASM моделі на новому, що не входить в навчальну вибірку зображенні здійснюється в процесі рішення оптимізаційної задачі [16].

Однак варто зазначити, що подібні моделі спочатку призначені не для розпізнавання, а для точної локалізації характерних точок на зображеннях облич. Їх локалізація дозволить виконати процедуру вирівнювання облич вибірки і приведення їх до однієї системи координат для більш точного розпізнавання іншими методами. Зазвичай для цих цілей використовується невелика кількість точок, що дозволяє прискорити продуктивність. Для задач розпізнавання, навпаки, потрібна велика кількість характерних точок, що збільшить точність класифікації і знизити швидкість роботи системи [17].

В результаті аналізу можна відзначити, що оптимальним методом для обробки в реальному часі є метод з використанням локальних бінарних шаблонів. У наступних розділах даний метод буде описаний більш детально, а також буде наведено дослідження продуктивності різних модифікацій методу, яке дозволить виявити найкращу для вирішення поставленого завдання модифікацію з точки зору співвідношення швидкості роботи і точності класифікації.

1.3 Постановка мети й завдань дослідження

Обробка кадрів відеопотоку розроблюваною системою повинна включати два основних етапи. Перший етап - виявлення осіб методом Віоли-Джонса.

Другий етап - розпізнавання знайдених осіб за допомогою гістограм локальних бінарних шаблонів і методу найближчого сусіда. Однак продуктивність даних методів істотно залежить від таких факторів як освітлення, положення особи і т. д.. Тому, доцільно відразу описати умови застосування системи, що розробляється, в яких може бути забезпечена її коректна робота:

- допустимо тільки монотонне зміна освітлення, навчальна та тестова вибірка повинна зніматися в однакових умовах освітлення;
- використовується фронтальне, або близькі до нього положення осіб, нейтральний вираз обличчя в зображеннях;
- особи не перекриваються іншими об'єктами;
- також доцільно відразу описати необхідний функціонал, що розробляється;
- обробка відеопотоку з підключеною до комп'ютера камери в реальному часі;
- можливість налаштування параметрів роботи використовуваних для виявлення і розпізнавання методів;
- виведення інформації про обличчя, що розпізнається, що включає міру належності до певного класу, графічне відображення гістограми і ЛБШ представлення обличчя, що відслідковується;
- можливість навчання і додавання класів осіб з використанням камери через інтерфейс програми.

Крім етапів виявлення і розпізнавання доцільно використовувати проміжні етапи обробки знайдених осіб. Застосування фільтра Гауса після виявлення осіб допоможе знизити вплив шумів при розпізнаванні. Також є сенс застосувати

маску значущих областей до локалізованим і перетвореним оператором ЛБШ зображенням осіб, яка дозволить прибрати вплив при розпізнаванні кутових областей зображення, що містять задній план.

В результаті загальний метод ідентифікації особистості повинен містити наступні кроки: виявлення осіб в кадрі, обробка знайдених осіб фільтром Гауса, застосування ЛБШ трансформації до знайдених осіб з подальшим застосуванням маски значущих областей, розрахунок гістограм знайдених осіб, класифікація осіб по гістограмі методом найближчого сусіда. В результаті буде отримано список знайдених облич з їх характеристиками і координатами прямокутних областей кадру, в яких вони знаходяться.

Узагальнена блок-схема схема методу обробки кадрів розробляється системою представлена на (рис. 1.1).

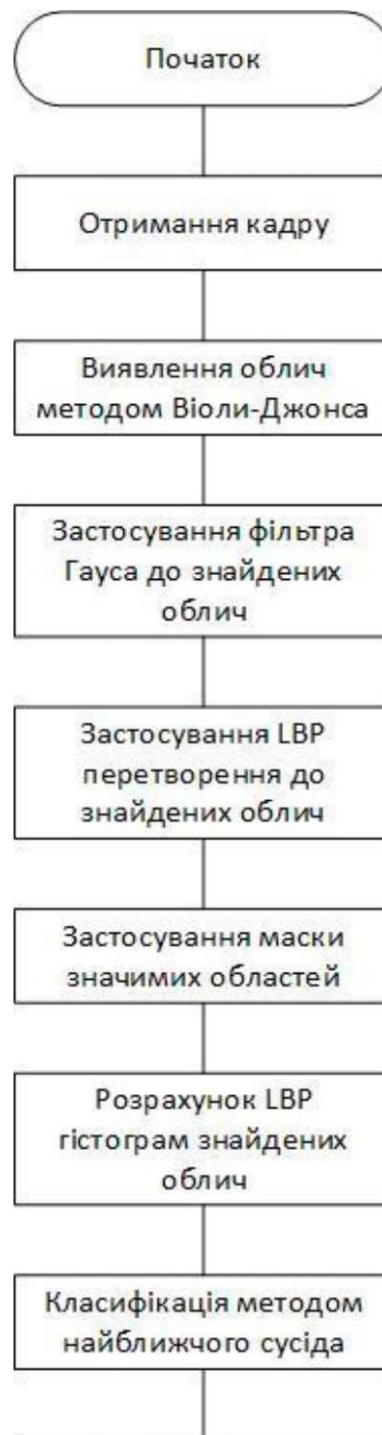


Рисунок 1.1 - Узагальнена схема методу обробки кадрів відеопотоку

Процедура навчання проводиться аналогічним чином. Знайдене в кадрі обличчя послідовно обробляється відповідно до описаного методу, розраховані гістограми осіб навчальної вибірки кожного класу зберігаються. Розпізнавання

проводиться на основі пошуку мінімальної відстані між гистограмою вхідного зображення особи і гистограм, що зберігаються базі.

1.4 Висновки з розділу 1

В першому розділі, на основі аналізу методів виявлення обличь, порівняння їх переваг і недоліків зроблено постановку мети й завдань дослідження. Обґрунтовано вибір методу Віоли-Джонса в якості методу виявлення обличь.

На основі аналізу методів розпізнавання обличь, порівняння їх переваг і недоліків, обґрунтовано вибір методу локальних бінарних шаблонів в якості методу розпізнавання обличь, що має бути покладений в основу розроблюваної системи. Описано функціональні вимоги до розроблюваної системи. Описано узагальнений метод обробки кадрів відеопотоку.

2 ПЛАНУВАННЯ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ В ЗАДАЧАХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИСТОСТІ НА ВІДЕОЗОБРАЖЕННІ

2.1 Виявлення обличчя методом Віоли-Джонса

Як відмічалось раніше, даний метод був розроблений та представлений Полом Віолою і Майклом Джонсом в 2001 році[3]. Однак і по цей день, даним методом являється одним із основних методів пошуку об'єктів на зображенні в реальному часі.

Виділимо основні принципи, на яких основана робота даного методу:

- інтегральне представлення зображень;
- пошук обличчя за допомогою ознак Хаара;
- каскадна класифікація з застосування бустингу.

2.1.1 Виявлення обличчя методом Віоли-Джонса

Для розрахунку яскравості прямокутної області зображення використовується інтегральне представлення [18]. Дане представлення часто застосовується і в багатьох розроблених методах комп'ютерного зору. Інтегральне представлення дозволяє швидко розрахувати загальну яскравість довільного прямокутника на заданому зображенні, при чому час розрахунку не залежить від площі прямокутника.

Інтегральне представлення зображення являє собою матрицю, розміри якої співпадають з розмірами вхідного зображення. У кожному елементі такої матриці зберігається сума інтенсивностей таких пікселів, які знаходяться лівіше і вище даного елемента. Елементи матриці розраховуються у відповідності з наступною формулою:

$$I(x, y) = \sum_{X < x, y < y} i(x', y),$$

де $I(x, y)$ - значення точки (x, y) інтегрального зображення; $i(x, y)$ - значення інтенсивності вхідного зображення.

Застосування інтегрального представлення зображення дозволяє обчислювати ознаки однакового виду, але з різними геометричними параметрами, за однаковий час, так як розрахунок матриці інтегрального представлення займає лінійний час, пропорціональне числу пікселів у зображенні.

2.1.2 Ознаки Хаара

Ознакою f об'єкта a називають відображення $f: A \rightarrow Df$ де Df - множина допустимих значень ознаки. Якщо заданий набір векторів f_1, \dots, f_n , тоді вектор $x = (f_1(a), \dots, f_n(a))$ називається ознаковим описом об'єкта $a \in A$ [19].

Вперше використання для виявлення об'єктів ознак заснованих на вейвлетах Хаара, було запропоноване в роботі Папагоргиу в 1998 році [20]. Віола і Джонс адаптували цю ідею в своїй роботі і отримали прямокутні ознаки, названі ознаками Хаара [3]. Зовнішній вид ознак можна побачити на рис. 2.1.

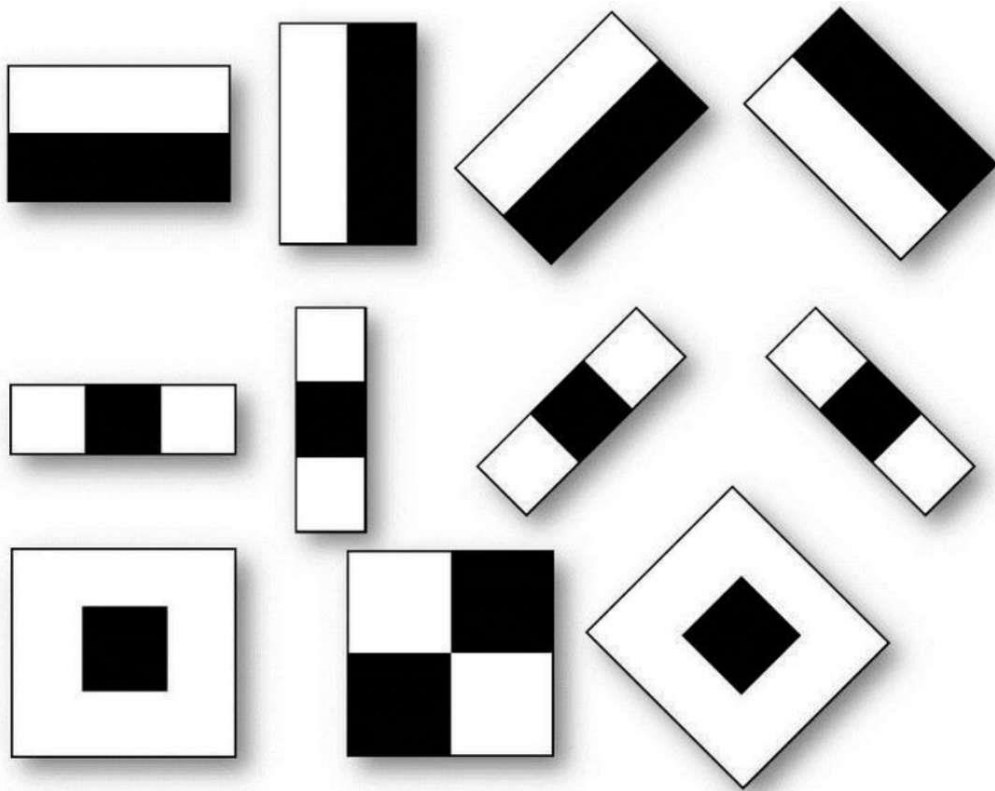


Рисунок 2.1 - Ознаки Хаара

У розширеному методі Віоли-Джонса, представленому в бібліотеці комп'ютерного зору OpenCV, і використовуваному у розроблюваній системі, використовується також додаткові ознаки, представлені на (рис. 2.2).

Результатом обчислення такою ознакою 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 облич виконується за допомогою так званого скануючого вікна, розміри якого в оригінальному методі складають 24×24 пікселя. Вікно рухається по зображенню з кроком в 1 піксель і для кожного його положення обчислюються ознаки Хаара з різним масштабом і положенням у вікні. При цьому саме сканування проводиться так само і для різних масштабів скануючого вікна. Знайдені ознаки передаються класифікатору, який визначають по їх

значенням, чи являється область зображенням, яка відноситься до вікну, обличчям чи ні.

2.1.3 Каскадна класифікація

Каскадна структура класифікатора дозволяє пришвидшити виявлення облич, фокусуючи роботу на найбільш цікавих областях зображення. Каскад надає собою структурну організацію слабких класифікаторів, навчених з застосуванням процедури бустингу. Таким чином при малих обчислювальних витратах можна на ранніх етапах розпізнавання відкинути зображення, з великою долею імовірності, які не містять шуканий об'єкт (в даному випадку обличчя). Приклад каскадною структури класифікаторів представлений на (рис. 2.2).

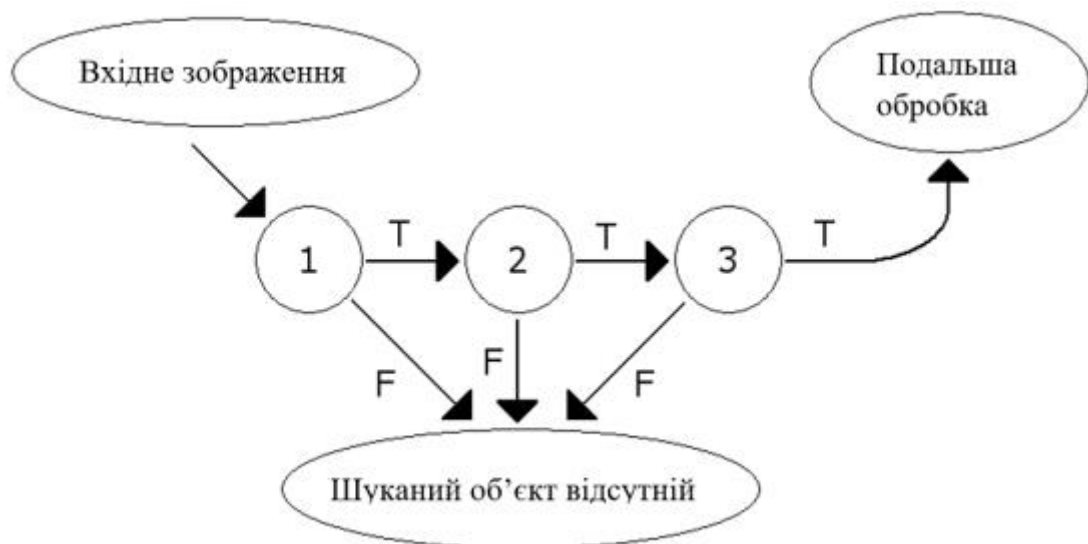


Рисунок 2.2 – Каскадний класифікатор

Кожний рівень каскаду навчається за допомогою раніше згаданого методу AdaBoost[3]. Кількість особливостей, використаних в ньому, збільшуватись до тих пір, поки виявлення цільового об'єкта і помилки першого роду не досягнуть заданого значення. Рівні визначаються шляхом тестування поточний детектора на множині, що перевіряється. Якщо загальна помилка першого роду

для всього об'єкта ще не досягнута, то в каскад додається ще один шар. Від'ємна множина для навчання наступних шарів визначається шляхом збору всіх хибних виявлень при використанні поточного каскаду.

У результаті класифікації буде отриманий набір областей зображення, які містять шуканий об'єкт. Потім виключаються вкладені повторення при виявленні одного і того ж об'єкта, які викликані масштабуванням скануючого вікна.

Для подальшої обробки знайдені обличчя переводяться в градації сірого і масштабуються до розміру 128*128 пікселів.

2.2 Фільтр Гауса

З ціллю усунення шумів на зображеннях обличч використовуюється фільтр Гауса. Фільтр Гауса - це фільтр розмиття зображення, який використовує нормальне розподілення для обчислення перетворення, яке застосовується до кожного пікселя зображення. Нормальне розподілення для двох вимірів описується формулою [21]:

$$G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)}$$

Дана формула задає поверхню, яка має вигляд концентрованих окружностей з нормальним розподіленням від центральної точки. Пікселі, де розподілення відмінне від нуля використовується для побудови матриці згортки, яка застосовується до вхідного зображення. Значення пікселя приймає найбільшу вагу (має найвище Гаусове значення), і сусідні пікселі приймають менші ваги, в залежності від відстані до них.

Приклад роботи розмиття по Гаусу для одномірного масиву можна побачити на (рис. 2.3).



Рисунок 2.3 - Розмиття по Гаусу на одновірному масиві

Таким чином, розмиття по Гаусу дозволяє нам позбутися від не бажаних шумів на зображеннях, що зведе до мінімуму їх вплив при подальшій класифікації облич. Результат застосування фільтра Гауса до цілого зображення продемонстрована на (рис. 2.4).

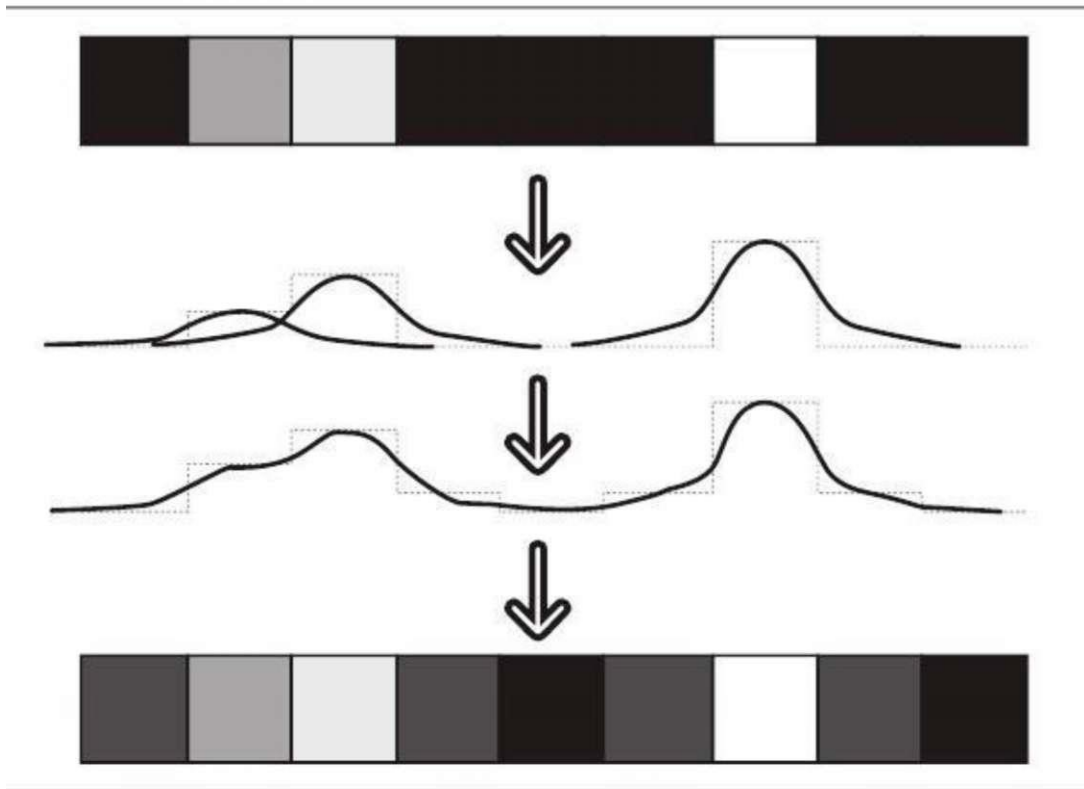


Рисунок 2.4 - Результат застосування фільтра Гауса

2.3 ЛБШ перетворення

2.3.1 Класичний метод

ЛБШ оператор вперше був запропонований в 1996 році для класифікації текстур[13]. Однак, пізніше знайшов застосування і для розпізнавання обличч[14]. Суть оператора ґрунтується в застосування до пікселів зображення граничного перетворення, в якому значення яскравості у пікселя, що обробляється, порівнюється зі значенням яскравості пікселів його околиці. Результат порівняння кожного пікселя околиці з пікселем, що оброблюється конкатенується у двійкове число.

У класичному варіанті використовується квадратна околиця 3×3 пікселя. Приклад розрахунку ЛБШ перетворення для такої околиці наведено на (рис. 2.5).

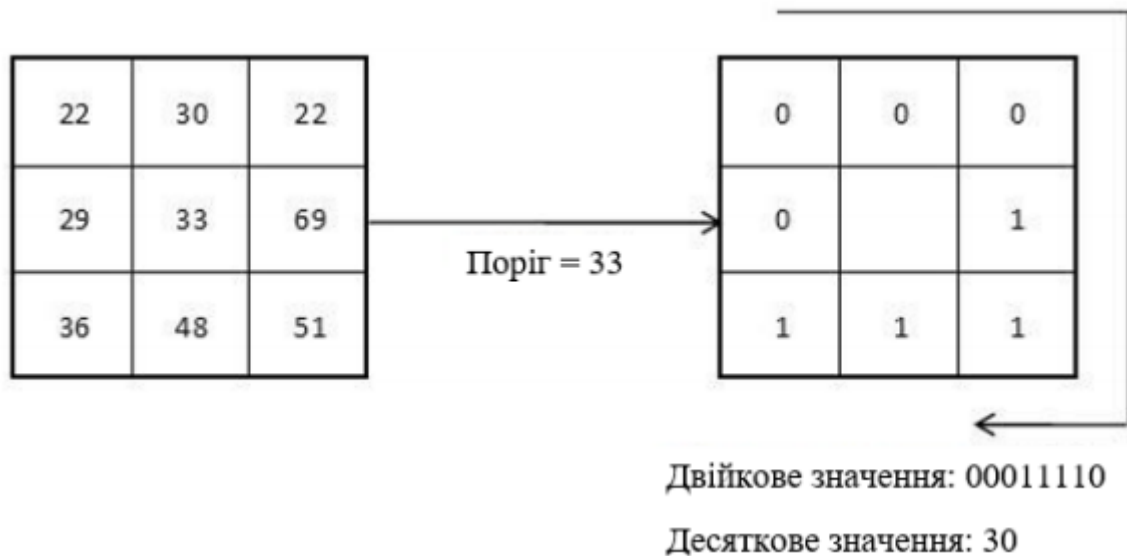


Рисунок 2.5 - Класичний ЛБШ оператор

Після застосування ЛБШ оператора, зображення ділиться на прямокутні області, для кожної з яких розраховується гістограми, які описуються наскільки часто зустрічаються в даній області пікселі різної яскравості. Значення елементів ЛБШ гістограми можуть бути описані наступною формулою:

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

де $f(x,y)$ - значення яскравості пікселя ЛБШ зображення з координатам (x,y) ; n - кількість різних значень яскравостей пікселів; $I\{A\}=1$, якщо A - істина, інакше $I\{A\}=0$.

Отримані гістограми нормалізуються, конкатенуються і використовуються в подальшому в якості ознак класифікації. В оригінальному дослідженні для класифікації використовується метод найближчого сусіда, який детально буде описаний в наступних розділах. Приклад розбиття зображення на прямокутні області і формування гістограм можна побачити на (рис. 2.6)

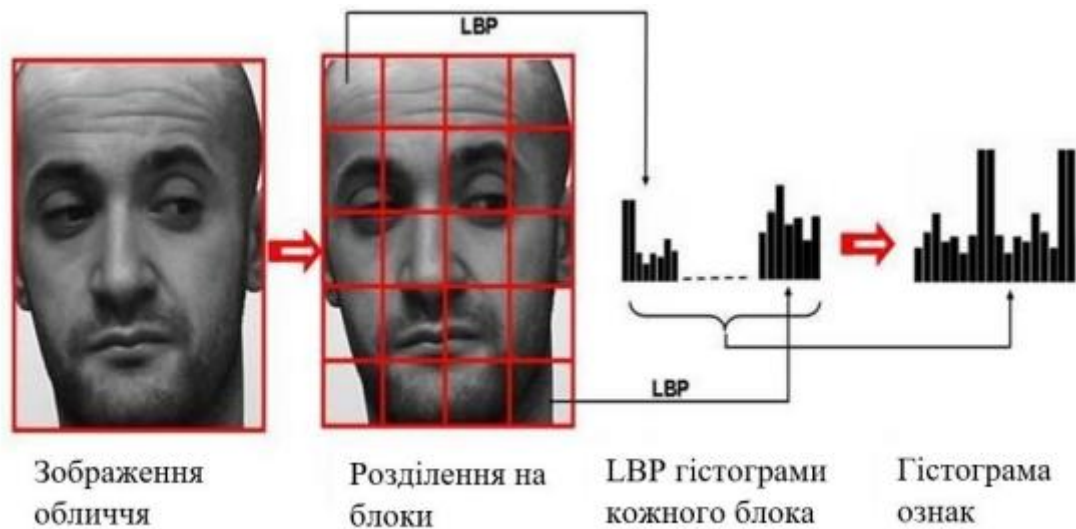


Рисунок 2.6 - Розбиття зображення на прямокутні області формування гістограми

В результаті виходить опис зображення обличчя на трьох рівнях локалізації. При цьому такий опис не залежить від монотонних змін освітлення.

2.3.2. Рівномірні ЛБШ

Подальші дослідження локальних бінарних шаблонів показали, що суттєву інформацію про форму об'єктів на зображенні несе тільки частина з них[21]. Такі локальні бінарні шаблони були названі рівномірними.

До даного виду ЛБШ відносяться ті шаблони, двійковий код яких містить не більше двох переходів між нулем та одиницею. Вони описуються лише важливі локальні особливості зображення, такі як кінці ліній, грані, плями. Приклади рівномірних ЛБШ представлені на (рис. 2.7).

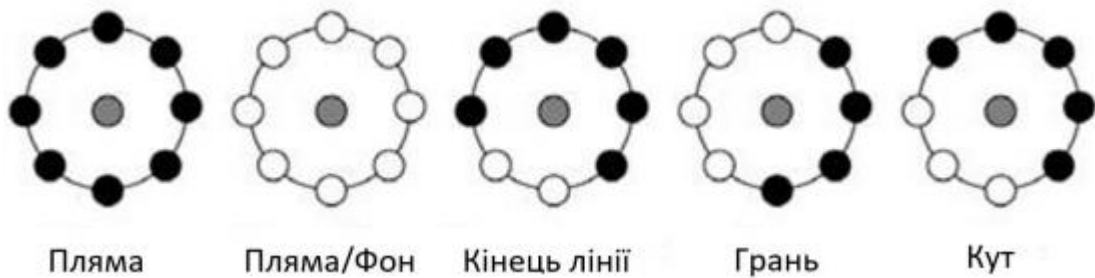


Рисунок 2.7 – Рівномірні ЛБШ

Всього налічується 58 рівномірних ЛБШ. В результаті виходить 59-мірна гістограма ознак (додатковий розряд відводиться для підрахунку всіх нерівномірних ЛБШ), у відмінності від 256-мірної гістограми в оригінальному методі. Таке скорочення розмірності дозволяє знизити витрати пам'яті і суттєво збільшити швидкість класифікації, при цьому покращивши її показники за рахунок використання тільки важливих ознак.

2.3.3 Центральньо-симетричні ЛБШ

Дана модифікація методу розрахунку локальних бінарних шаблонів дозволяє ще сильніше скоротити витрати пам'яті і обчислювальну складність класифікації. Суть модифікації оснований на тому, що в якості граничного значення для кожного пікселя околиці приймається не значення яскравості центрального пікселя околиця, а значення яскравості протилежного відносно центра околиці пікселя [23]. Порівняння розрахунку класичного ЛБШ і центральньо-симетричного ЛБШ наведено на (рис. 2.8).

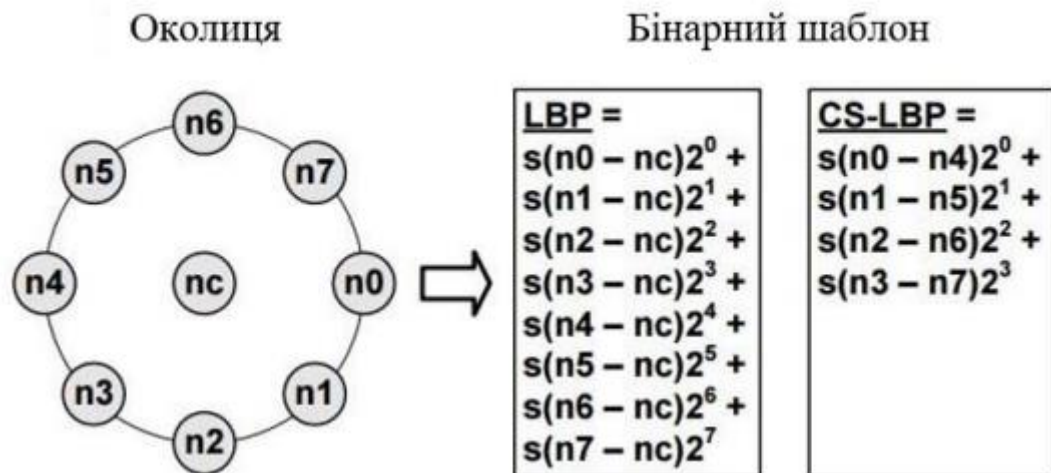


Рисунок 2.9 –Розрахунок значення звичайного і центральносиметричного ЛБШ (CS-ЛБШ)

Як бачимо, в даному методі число розрядів значень перетворень пікселів скорочується до чотирьох. Відповідно розмірність гістограми ознак зменшується до $2^4 = 16$. В результаті отримуємо ще більшу економію пам'яті і збільшення швидкості класифікації чим при використанні рівномірних ЛБШ. Ці переваги роблять дану модифікацію методу ідеальним вибором для класифікації в реальному часі.

Однак подібне скорочення розмірності гістограми ознак може негативно вплинути на точність класифікації. Відповідно при виборі ознак класифікації необхідно знайти компроміс між швидкістю роботи і точністю. Дослідженню продуктивності вищеописаних методів присвячений окремий розділ цієї роботи.

2.4 Маска значимих областей зображення

Зображення облич, які отримуються після процедури виявлення, мають квадратну форму. Однак обличчя займає не весь простір зображення. Тому логічно було б виключити вплив на рішення класифікатора областей зображення, в яких немає обличчя.

Простим способом рішення такої проблеми є застосування маски значимих областей зображення. Така маска представляє собою зображення однакового розміру з вхідним зображенням. Пікселі ненульової яскравості в масці відповідає значимим областям. В нашому випадку значимою областю є овальна область в центрі зображення, яка відповідає обличчю.

Значення пікселів результуючого зображення можна визначити за формулою:

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

де $I(x, y)$ - значення яскравості пікселя оброблюваного зображення; $M(x, y)$ - значення яскравості пікселя маски значимих областей.

При рішенні задачі класифікації з використанням локальних бінарних шаблонів маску значимих областей доцільно застосувати після виконання ЛБШ перетворення і перед розрахунком гістограм. Таким чином, всі незначимі пікселі зображення на гістограмі будуть згруповані в одне значення. Приклад застосування маски значимих областей до зображення, обробленого ЛБШ оператором, наведено на (рис 2.10).

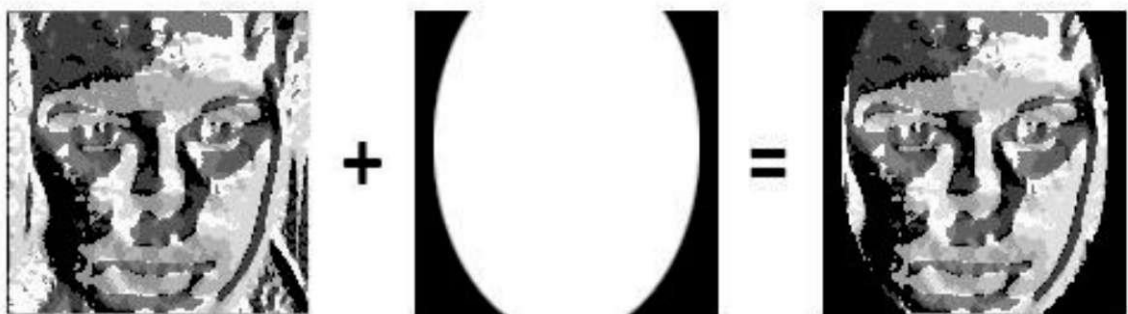


Рисунок 2.10 - Застосування маски значимих областей.

2.5 Метод найближчого сусіда

Отримані ЛБШ гістограми класифікуються методом найближчого сусіда, як і в оригінальному дослідженні ЛБШ стосовно до задачі розпізнавання облич[14]. Метод найближчого сусіда є простим методом класифікації, суть якого полягає в тому, що об'єкт належить до того класу, до елемента якого він найближче знаходиться. Наприклад, на (рис. 2.11) коло зеленого кольору відповідно до цього методом повинне бути класифіковане як червоний трикутник.

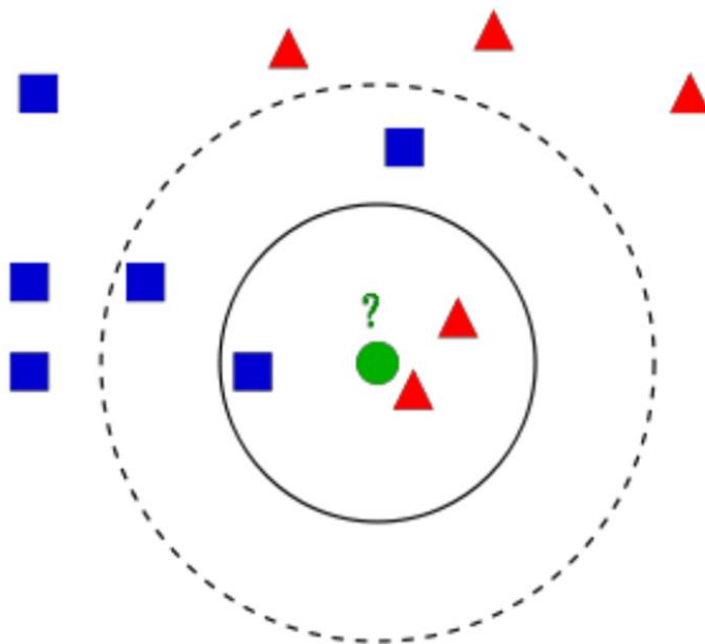


Рисунок 2.11 – Метод найближчого сусіда

Метод, в якому об'єкт відносять до класу, до якого відносяться більшість його сусідів в околиці заданого розміру, використовується для покращення результатів. Однак дослідження, проведене в рамках даної роботи, показало, що при рішенні задачі класифікації осіб такий підхід негативно впливає на роботу класифікатора.

Математично метод можна описати таким чином. На першому кроці визначається елемент x_s навчальної вибірки з N елементів, який найближче до представленого образу x , тобто:

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

На другому кроці перевіряється умова належності до класу: якщо $x_s \in \text{Class}_i$, то тоді рахується, що $x \in \text{Class}_i$ [26].

Даний метод застосовують в тому випадку, коли ціна помилки неправильної класифікації є велика, а помилки даних невеликі. Основним недоліком методу найближчого сусіда є його чутливість до значень окремих (можливо помилкових) даних. Незважаючи на це, метод показує високу ефективність при застосуванні в широкому спектрі завдань класифікації [24].

Особливу увагу також заслуговує питання вибору метрики, яка визначає відстань між гістограмами. Для досягнення максимальної точності класифікації необхідно вибрати ту метрику, яка найбільш адекватно б відображала відмінності між гістограмами зображень різних класів. В оригінальному дослідженні [14] застосовується так звана відстань Chi-Square, яка розраховується по наступній формулі.

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

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

2.6 Планування експериментальних досліджень

З точки зору швидкодії ідеальним вибором в якості ознак класифікації при розробці системи розпізнавання в реальному часі є центрально-симетричні локальні бінарні шаблони. Проте, перед застосуванням даного методу в розроблюваній системі є сенс переконатися в тому, що він не сильно програє більш повільним варіаціям ЛБШ в точності класифікації.

Для вирішення даного завдання всі три описаних раніше методу розрахунку ЛБШ гістограм були протестовані на двох різних наборах даних. При цьому також оцінювався найкращий варіант розбиття класифікованих зображень на локальні області. В якості методу класифікації використовувався метод найближчого сусіда. Створені в процесі дослідження реалізації ЛБШ перетворень і методу найближчого сусіда в подальшому були застосовані при розробці системи розпізнавання осіб в відеопотоках, а також при тестуванні швидкості роботи цієї системи з використанням різних варіацій ЛБШ перетворення.

Перший набір даних, використаний для тестування - це база зображень облич лабораторії Кембриджського Університету[25]. Вона містить зображення 40 осіб, по 10 зображень на кожного. Освітлення на даних зображеннях не змінюється, однак присутні варіації в положенні особи при зйомці. Зображення одного з осіб даної бази представлені на (рис. 2.12).



Рисунок 2.12 - Зображення з бази даних Кембриджського університету

В якості навчальної та тестової вибірки використовувалося по 5 зображень на кожну особу. Тестова та навчальна вибірка не мали перетинів, проте для отримання результатів на більш великому масиві даних тестова і навчальна вибірки мінялися місцями, і тестування проводилося повторно. Перед обробкою

зображення масштабувалось до розміру 128*128 пікселів. В результаті всього було класифіковано 400 зображень.

Другий набір даних - база зображень обличч лабораторії Йельського університету [26]. Дана база містить зображення 38 людей, по 65 зображень на кожного, включаючи різні зображення з освітленням. З них на тестування було відібрано по 10 зображень на кожну людину. Приклад зображень з другої бази обличч наведений на (рис. 2.13).



Рисунок 2.13 - Зображення на базі даних Йельського університету

Варто відмітити, що в даній базі обличчя кадровані точніше і в більшому масштабі, чим на зображеннях з першого набору даних. Тестування проводилось аналогічно тестування на першому наборі. Всього було класифіковано 380 зображень.

2.6 Висновки з розділу 2

В другому розділі описаний метод виявлення обличч за допомогою метода Віоли-Джонса.

Описаний принцип роботи фільтра Гауса, який застосовується для зменшення впливу шумів на результат класифікації.

Описаний механізм роботи ЛБШ оператора і його різних модифікацій, а також принцип розрахунку ЛБШ гістограм.

Описаний етап застосування маски значимих областей, які дозволяють виключити вплив на розпізнавання областей зображення, які не містять обличчя.

Описана класифікація гістограм методом найближчого сусіда і принцип розрахунку відстаней між гістограмами.

Зроблено планування експериментальних досліджень.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ В ЗАДАЧАХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИСТОСТІ НА ВІДЕОЗОБРАЖЕННІ

3.1 Результат дослідження ефективності розпізнавання

Ефективність розпізнавання для кожного з трьох ЛБШ операторів при тестування на першому наборі тестових даних представлена в (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 - тестування ЛБШ операторів на першому наборі даних

| Розбиття на N. блоки Метод | 1x1 | 2x2 | 3x3 | 4x4 | 5x5 | 6x6 | 7x7 | 8x8 |
|-------------------------------|-----------|-------|-----|-------|-------|--------|-----------|-------|
| ЛБШ | 82,5 % | 91% | 94% | 95,5% | 94% | 93,25% | 92,5 % | 89,3% |
| Uniform ЛБШ | 81% | 93,8% | 97% | 94,5% | 92% | 92% | 92% | 89,5% |
| CS-ЛБШ | 67,8 % | 92,3% | 95% | 94,8% | 94,3% | 93,3% | 90,3 % | 90,3% |

Ефективність розпізнавання для кожного з трьох ЛБШ операторів при тестуванні на другому наборі тестових даних представлена в (табл. 3.2).

Таблиця 3.2 - тестування ЛБШ операторів на другому наборі даних

| Розбиття на блоки Метод | 1x1 | 2x2 | 3x3 | 4x4 | 5x5 | 6x6 | 7x7 | 8x8 |
|----------------------------|-------|------------|-------|-------|-------|-------|-----------|-------|
| ЛБШ | 41,8% | 71,6% | 88,2% | 91,8% | 92,6% | 93,2% | 95,8 % | 96,1% |
| Uniform ЛБШ | 41,3% | 75,26 % | 91,8% | 91,8% | 92,9% | 92,1% | 95% | 94,2% |
| CS-ЛБШ | 20,3% | 61,3% | 84,5% | 89,2% | 89,2% | 91,6% | 92,6 % | 93,9% |

Як видно з отриманих результатів, класичний ЛБШ і Uniform ЛБШ працюють приблизно з одною точністю. Для досягнення точності 90% і більше доцільно використовувати розбиття зображення починаючи від 4x4. Однак варто відмітити, що на першому наборі даних краще всього себе показало розбиття 3x3.

Центрально-симетричний ЛБШ оператор при розбитті зображення на малу кількість блоків уступає іншим локальним бінарним шаблонам. Але при використанні великого числа підобластей його показник точності класифікації відстає від інших ЛБШ в середньому не більше ніж на 3%. При тестуванні на першому наборі даних CS-ЛБШ перевершує інші шаблони на ряді розбиття.

В результаті можна сказати, що центрально-симетричні локальні бінарні шаблони доцільно використовувати в системі розпізнавання облич у відеопотоках, через високу швидкість роботи і показників точності, які майже не поступаються іншим ЛБШ. Порівняння швидкості роботи системи розпізнавання при використанні всіх трьох варіацій ЛБШ буде приведено в розділі, який присвячений тестуванню.

3.2 Інструментарій розробки програмного забезпечення

Розробка системи велась на об'єктно-орієнтованій мові програмування C# в середовищі розробки Microsoft Visual Studio 2017. C# відноситься до сімейства мов з C-подібним синтаксисом, з яких його синтаксис найбільш близький до C++ та Java. Мова має статичну типізацію, підтримує поліморфізм, перегрузку операторів, делегати, атрибути, властивості, загальні типи та методи, ітератори, анонімні функції з підтримкою замикань, LINQ, виключення, коментарі у форматі XML[27].

Наявність механізму «збір мусора» в C# дозволить ефективно організувати роботу з списковими структурами, на яких основана робота системи.

З ціллю полегшення процесу розробки було вирішено використовувати бібліотеку OpenCV. Дана бібліотека розроблена на C/C++, а також має інтерфейси для Python, Java і інших мов, в тому числі і обгортку для .NET мов - EmguCV, яка і була використана у роботі. Підтримує Windows, Linux, Mac OS, iOS і Android. Вона містить методи для обробки, реконструкції і очистки зображень, розпізнаванню образів, захвату відео, спостереженням за об'єктами, калібровки камер і інший. Бібліотека розповсюджується по ліцензії BSD, а значить, може вільно користуватись в академічних цілях і комерційним цілям [28][29].

Наявність великої кількості реалізованих методів комп'ютерного зору, а також великий набір статей теоретичних матеріалів по їх застосуванню роблять бібліотеку OpenCV ідеальним вибором для використання в проектах, присвячених рішенням проблем комп'ютерного зору.

3.3 Аналіз потоків даних

У відповідності з загальним методом обробки кадрів відеопотоку можна скласти діаграму потоків даних розроблюваної системи. Дана діаграма представлена на (рис. 3.1).



Рисунок 3.1 - Діаграма потоків даних системи

Виходячи з діаграми потоків даних, доцільно розробити класи, які відповідають сутностям, які беруть участь у перетворенні даних. До таких сутностей можна віднести детектор облич і ЛБШ перетворювач.

Класифікатор має сенс реалізувати методом головного класу додатка, тому що він буде тісно взаємодіяти зі списками розпізнаних і не розпізнаних облич, які є атрибутами головного класу. Окрім цього, необхідно реалізувати функцію розрахунку гістограм, клас, який описує категорію облич, і клас, який описує розпізнане обличчя.

Детектор облич має реалізувати методи, які описані в підрозділі 2.1 даної роботи. На вхід детектора надходять кадри відеопотоку, на яких він шукає особи. В результаті отримуємо список прямокутних областей кадру, відповідних положенням осіб на ньому. Сам каскадний класифікатор доцільно реалізувати засобами бібліотеки Emgu CV, в якій є його реалізація з набором якісно навчених каскадів. Облікові структури будуть описуватися засобами бібліотеки колекцій мови C#.

ЛБШ перетворювач повинен реалізовувати метод перетворення зображень центральньо-симетричним ЛБШ оператором. На вхід перетворювача будуть подаватися зображення облич. Вихідними даними є перетворені ЛБШ зображення.

Клас головної форми додатка буде містити елементи інтерфейсу програми, а також список розпізнаних і список нерозпізнаних осіб, якими буде оперувати система при обробці кадрів. Крім цього даний клас реалізує функції розрахунку гістограм і графічного відображення результатів роботи системи. Детальний опис елементів інтерфейсу і механізмів для користувача взаємодії з ними будуть описані в розділі, присвяченому розробці інтерфейсу системи.

3.4 Опис класів

В даному підрозділі наведений опис розроблених в ході роботи над проектом класів, які відповідають сутностям, представленим в попередньому підрозділі. UML діаграма класів додатка наведена на (рис. 3.2).

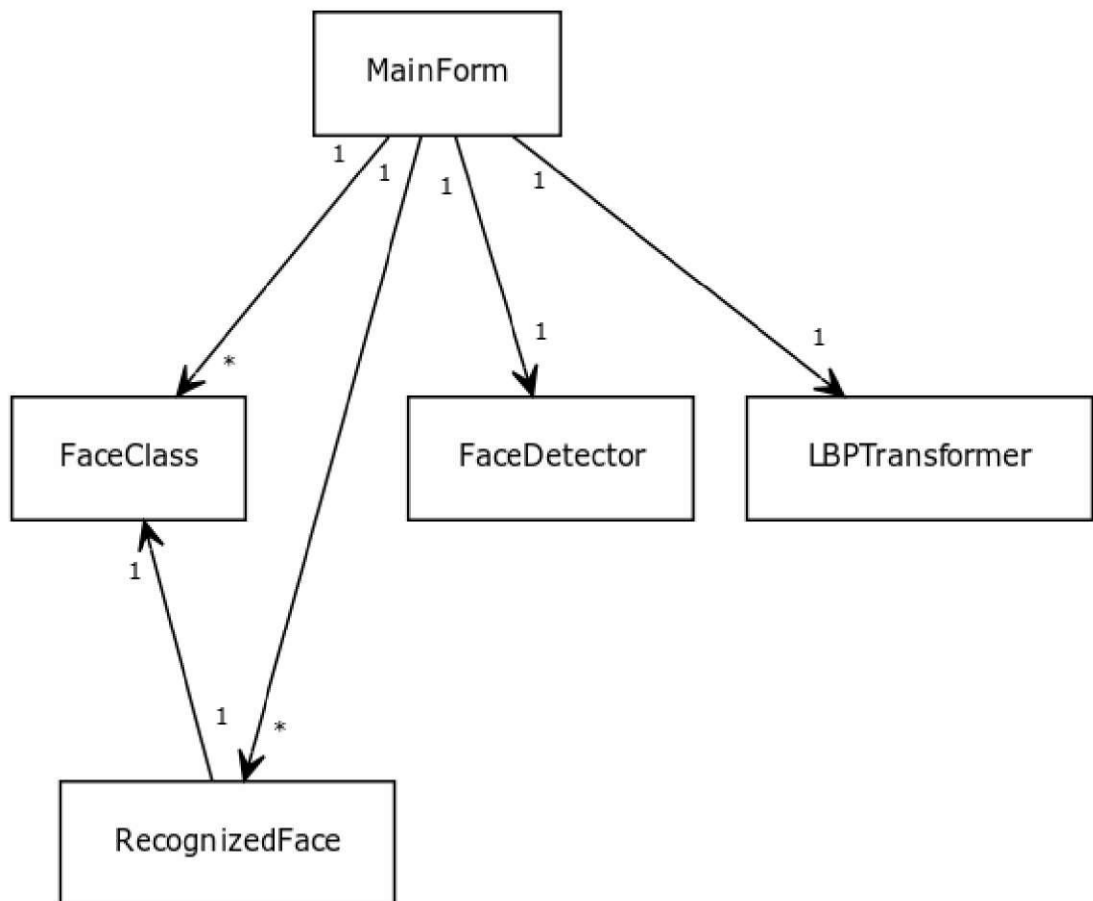


Рисунок 3.2 - UML діаграма класів застосунка

З міркувань компактності, в представленій діаграмі відображені тільки асоціативні зв'язки класів без їх вмісту. Головний клас додатки MainForm містить список класів осіб типу FaceClass і список розпізнаних осіб типу RecognizedFace. Так само він використовує в своїй роботі детектор осіб FaceDetector і ЛБШ перетворювач зображень LBPTransformer. Кожне розпізнане обличчя RecognizedFace при цьому посилається на відповідний йому клас осіб FaceClass.

Вихідний код представлених класів на мові програмування C # з докладними коментарями представлений в додатку до пояснювальної записки.

3.4.1 RecognizedFace

Клас RecognizedFace описує розпізнане класифікатором обличчя. Елементи даного класу зберігаються в обновлюваному списку розпізнаних осіб, на основі даних якого проводиться відображення інформації на формі. Атрибути класу:

private FaceClass _faceClass - клас осіб, до якого належить дане розпізнане обличчя.

private Rectangle _rect - прямокутна область, яка відповідає положенню обличчя в кадрі відеопотоку.

private Mat _histogram - ЛБШ гистограма особи.

private Image <Gray, Byte> _face - зображення обличчя, взяте з оброблюваного в поточний момент кадру відеопотоку.

private Image <Gray, Byte> _lbp - ЛБШ представлення зображення *_face*.

private double _distance - дистанція між ЛБШ гистограмою обличчя і ЛБШ гистограмою найближчого елемента його класу. Методи класу:

public RecognizedFace (FaceClass fc, Rectangle r, Image <Gray, Byte> f, Image <Gray, Byte> l, Mat h, double d) - конструктор класу. В якості параметрів передаються значення, що присвоюються атрибутам створюваного об'єкта.

public void SetFaceClass (FaceClass fc) - присвоює значення параметра атрибуту *_faceClass*.

public void SetRect (Rectangle r) - присвоює значення параметра атрибуту *_rect*.

public void SetHist (Mat h) - присвоює значення параметра атрибуту *_histogram*.

public void SetЛБШ (Image <Gray, Byte> l) - присвоює значення параметра атрибуту *_lbp*.

public void SetFace (Image <Gray, Byte> f) - присвоює значення параметра атрибуту *_face*.

public void SetDist (double d) - присвоює значення параметра атрибуту *_distance*.

public FaceClass GetFaceClass () - повертає значення атрибуту *_faceClass*.

public Rectangle GetRect () - повертає значення атрибуту *_rect*. *public Mat GetHist ()* - повертає значення атрибуту *_histogram*. *public Image <Gray, Byte> GetЛБШ ()* - повертає значення атрибуту *_lbr*.

public Image <Gray, Byte> GetFace () - повертає значення атрибуту *_face*.

public double GetDist () - повертає значення атрибуту *_distance*. 4.3.2

ЛБШTransformer

Клас *ЛБШTransformer* описує CS-ЛБШ перетворювач. Даний клас є статичним класом, який не має атрибутів і містить тільки один метод, який виконує центрально-симетричні ЛБШ перетворення зображення. Буде доповнюватися методами ЛБШ перетворення при подальшому розвитку розробки.

Методи класу:

public static Image<Gray, Byte> CSTransform(Image<Gray, Byte> input) - здійснює ЛБШ перетворення вхідного зображення *input* і повертає перетворене зображення.

3.4.3 FaceDetector

Клас *FaceDetector* описує детектор облич, який використовує в своїй роботі метод Віоли-Джонса.

Атрибути класу:

private CascadeClassifier haar - каскадний класифікатор, за допомогою якого відбувається виявлення облич.

Методи класу:

public FaceDetector() - конструктор класу. Завантажує в атрибут *_haar* навчений каскад розпізнавання облич у вигляді xml файла

public Rectangle[] GetFacesRect(Image<Bgr, Byte> frame, double scaleFactor, int minNeighbors, int sz) - отримує на вхід зображення *frame*, на якому проводиться пошук обличчя, а так само дані для налаштування параметрів виявлення, а саме фактор збільшення скануючого вікна *scaleFactor*, мінімальна кількість вкладених виявлень *minNeighbors* і мінімальний розмір облич *sz*. Повертає список прямокутників, що відповідають положенням облич на зображенні *frame*.

Варто зазначити, що мінімальна кількість вкладених виявлень безпосередньо впливає на точність виявлення облич. Даний параметр задає необхідне для визнання області зображення обличчям кількість спрацьовувань детектора при різних масштабах скануючого вікна, змінює свої розміри відповідно з фактором збільшення *scaleFactor*, в даній області зображення.

Сам процес виявлення облич здійснюється за допомогою функції *CascadeClassifier.DetectMultiScale* бібліотеки *Emgu CV*, яка викликається для каскадного класифікатора *_haar*. Ця функція являє собою реалізацію каскадної класифікації з методу Віоли-Джонса. Їй же і передаються описані вище параметри.

3.4.4 FaceClass

Даний клас описує клас(категорію) облич. Кожний клас облич відповідає конкретній людині.

Атрибути класу:

private Image<Gray, Byte> _img - зображення обличчя, яке використовується разом з назвою класу для зручності ідентифікації і розрізнення класів.

private Mat[] histogram - масив ЛБШ гістограм різних зображень обличчя відповідного класу. Використання не одної, а декількох гістограм, обумовлено особливостям методу найближчого сусіда, тому що при розпізнаванні програма шукає найбільш схожого представника класу з усіх наявних класів.

private String _name - ім'я класу облич.

Методи класу:

public FaceClass(Image<Gray, Byte> faceimg, Mat[] facehist, String facename)

- конструктор класу. В якості параметрів передаються значення, які присвоюються атрибутам створюваного об'єкта.

public Mat[] GetHist() - повертає значення атрибуту *_histogram*. *public*

String GetName() - повертає значення атрибуту *_name*. *public Image<Gray,*

Byte> GetImg() - повертає значення атрибуту *_img*.

3.4.5 MainWindow

Клас *MainWindow* описує головне вікно додатку, а також реалізує головний модуль додатку, який описується в підрозділі 4.2. Атрибути класу:

private FaceDetector detector - детектор облич. *private*

List<FaceClass> faces - список класів облич, які зберігаються в пам'яті на даний момент.

private List<RecognizedFace> recognizedFaces - список

розпізнаних облич в поточному кадрі відеопотоку.

private List<Rectangle> notRecognized - список областей поточного кадру відеопотоку, які містять обличчя, які класифікатор не може віднести до якого-небудь з існуючих класів.

private Image< Gray, Byte> mask - зображення маски значимих областей.

private Image< Gray, Byte>[] currentFaces - зображення облич, зняті користувачем для формування нового класу облич.

private int currentFacesCount - поточне число зображень облич для формування нового класу.

private Rectangle[] _facesRect - список областей поточного кадру відеопотоку, які містять обличчя.

private bool _capturing - прапор, який показує чи виконується в даний момент захват відеопотоку.

private Capture capture - об'єкт, який здійснює захват відеопотоку.

private String videoPath - шлях до відеофайлу. *private Mat frame* - поточний кадр відеопотоку. *private Image<Bgr, Byte> frameImg* - поточний кадр відеопотоку, який необхідний для здійснення ряду операцій, неможливих з використанням типу Mat. Методи класу:

public MainForm() - конструктор класу.

public Mat CalcHistogram(Image<Gray, Byte> image) - повертає гістограму зображення *image*.

private void RecognizeFace(Rectangle rect, Image<Gray, Byte> face, Image<Gray, Byte> lbp, Mat histogram, decimal threshold) - метод, який здійснює розпізнавання облич і формування списків розпізнаних і нерозпізнаних облич. В якості параметрів методу передається зображення обличчя *face*, відповідна йому область кадру *rect*, ЛБШ-зображення обличчя *lbp* і його гістограма *histogram*, а також поріг розпізнавання *threshold*. На основі цих даних і списку класів облич виконується класифікація обличчя методом найближчого сусіда. Блок-схема реалізації методу найближчого сусіда у функції *RecognizeFace* наведена на (рис. 3.3).

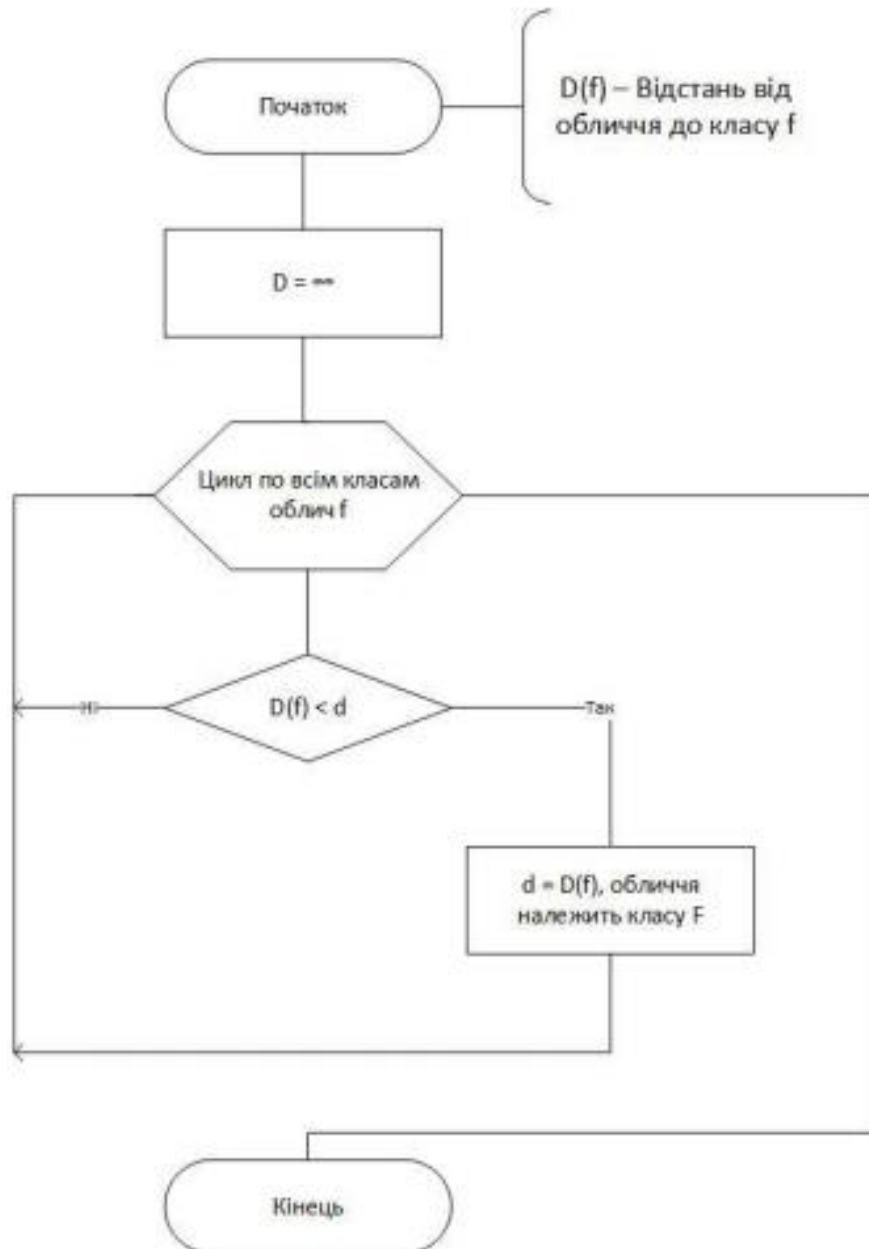


Рисунок 3.3 – Блок-схема реалізації розпізнавання облич методом найближчого сусіда

Після визначення класу обличчя відбувається порівняння відстані до класу з пороговим значенням, у результаті чого обличчя або переходить до списку розпізнаних облич, або до списку нерозпізнаних облич. Блок-схема методу формування списку розпізнаних облич наведена на (рис. 3.4).

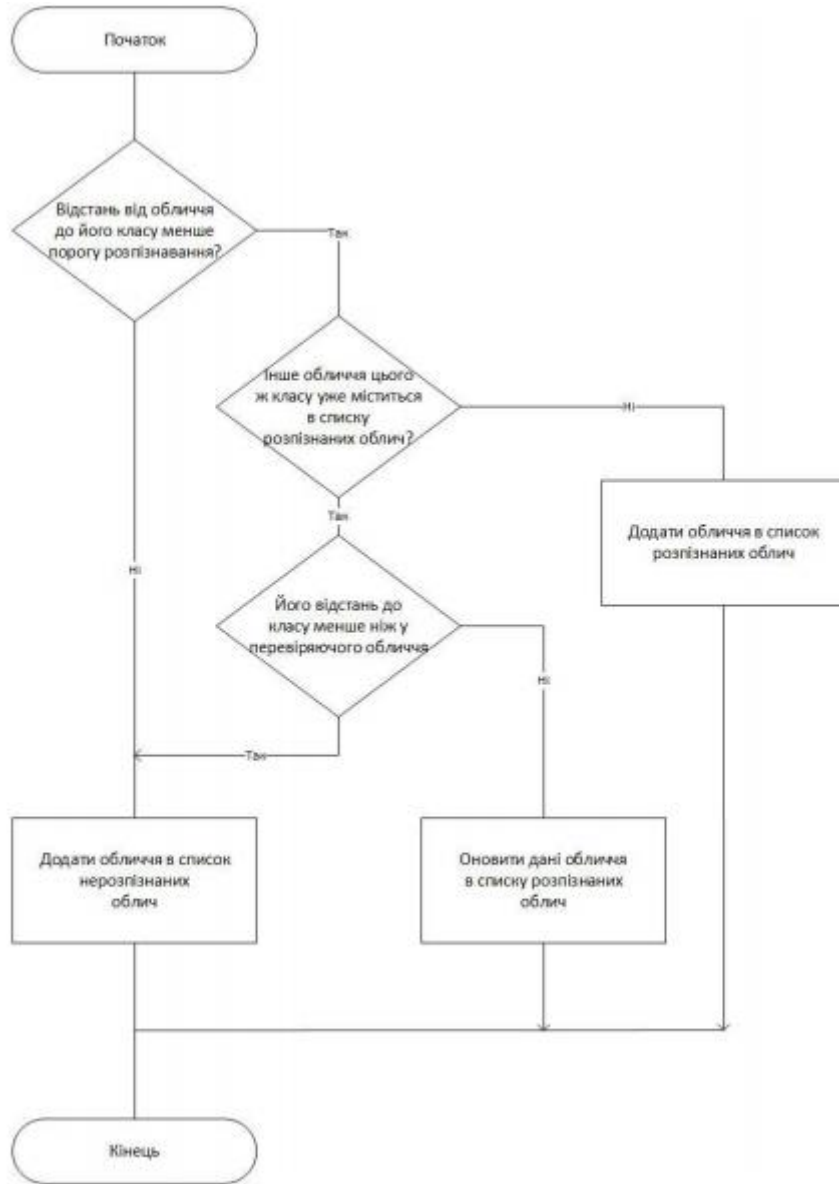


Рисунок 3.4 – Блок-схема методу формування списків розпізнаних та нерозпізнаних облич

`private void ProcessFaces()` - даний метод здійснює обробку знайдених облич у кадрі відеопотоку у відповідності з методом, блок-схема якого наведена на (рис. 3.5).

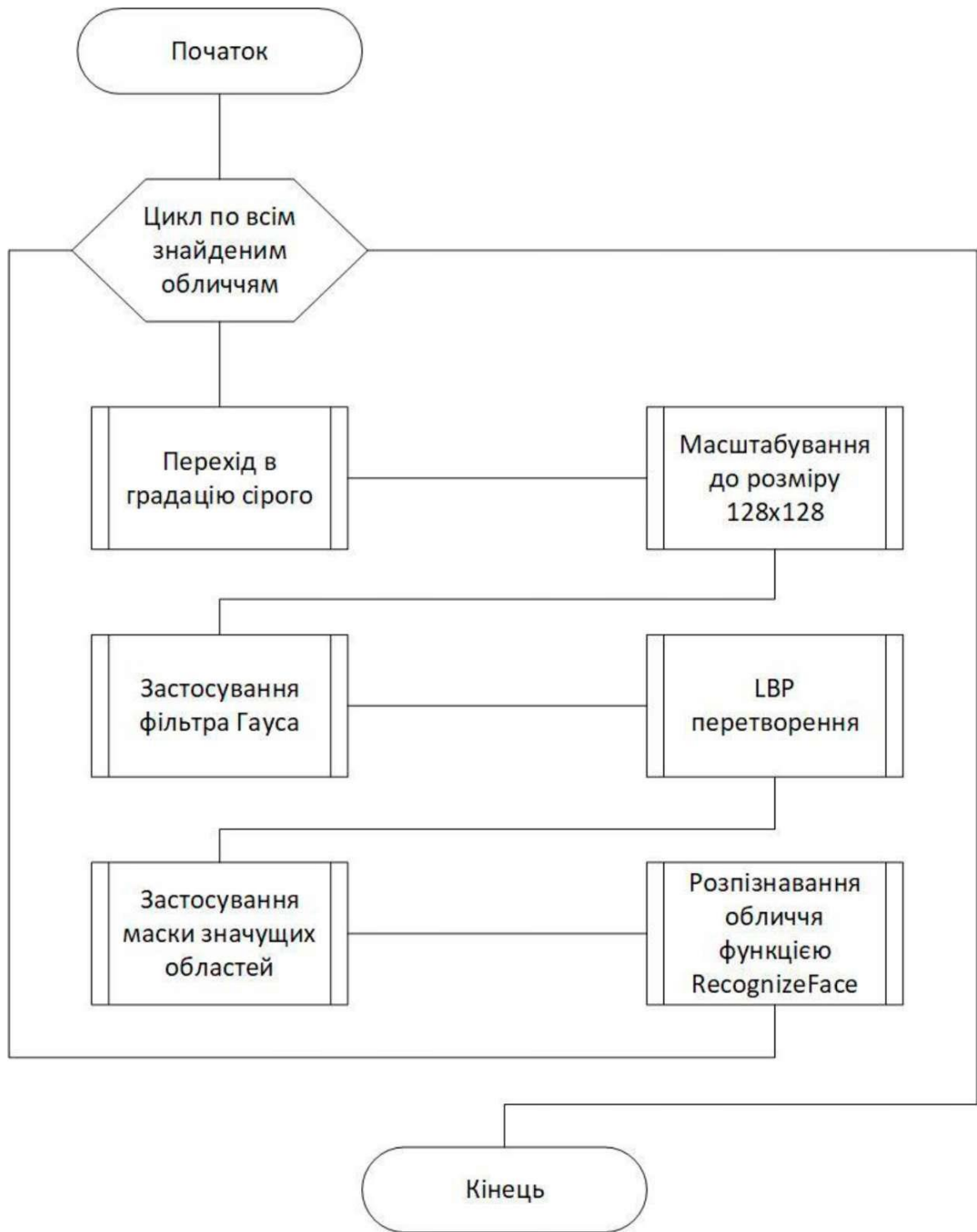


Рисунок 3.5 - Блок-схема методу обробки обстежених обличч

private void ProcessFrame(object sender, EventArgs arg) - функція обробки кадра відеопотоку. Працює в відповідності з методом, блок-схема якого представлена на (рис. 3.6).



Рисунок 3.6 – Блок-схема методу обробки кадрів відеопотоку

private void DrawDetected() - дана функція виконує візуальне виділення облич у кадрах відеопотоку і вивід інформації про вибраного користувача лише на форму у відповідності з методом, представленим на (рис. 3.7).

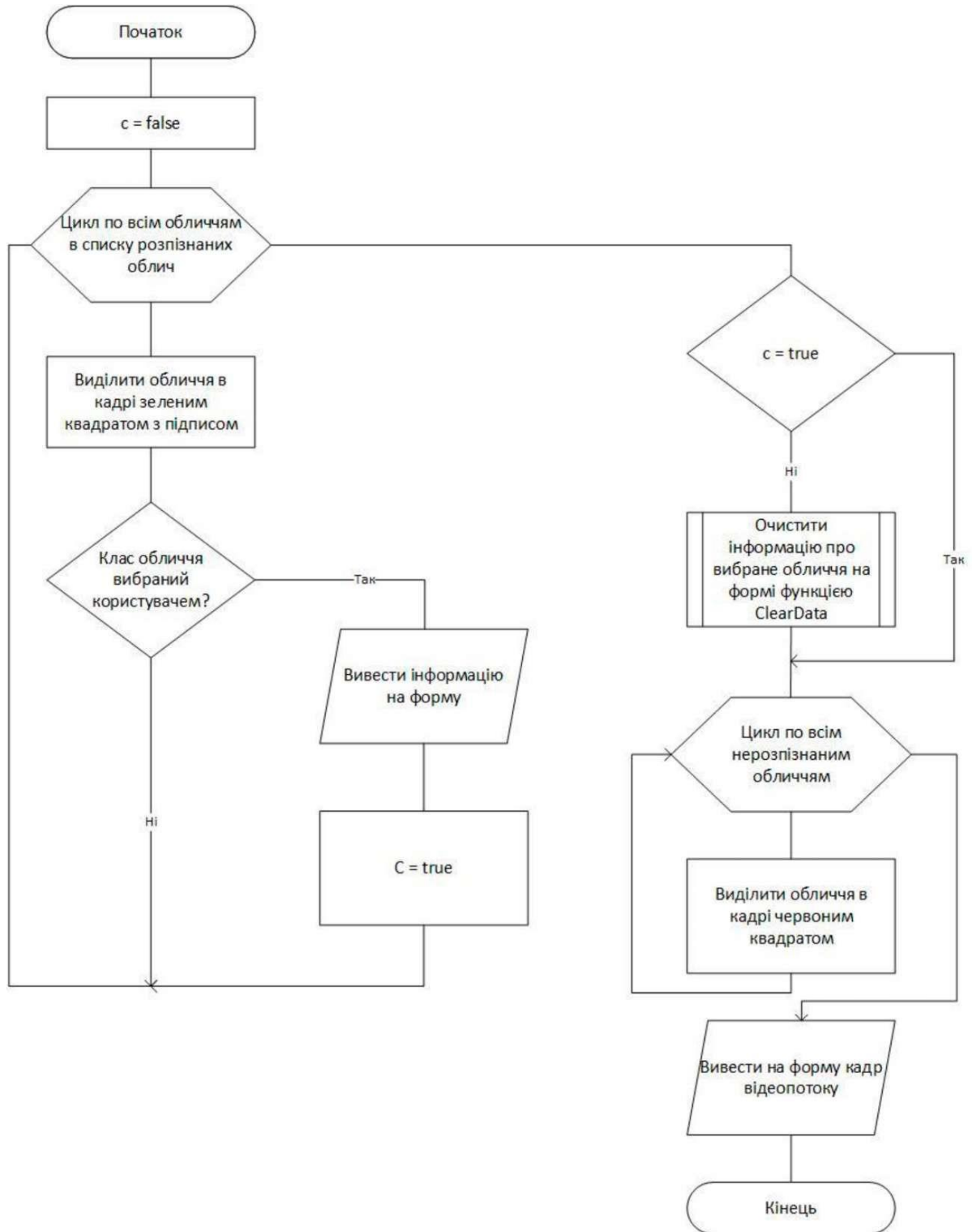


Рисунок 3.7 - Блок-схема методу виводу інформації про обличчя на форму

private void ClearData() - метод видаляє інформацію про обраного користувачем обличчя. Використовується кожний раз при оновленні кадру відеопотоку перед завантаженням інформації про обличчя.

private void DrawHistogram(Mat histogram) - метод малює на спеціальному елементі форми гістограму histogram.

private void openFaceClass(object sender, CancelEventArgs e) - метод завантаження у додаток класу обличчя із зовнішнього файлу.

private void addFaceButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який додає в справжній момент в кадрі обличчя в список зображень, який використовується для формування нового класу облич. Спрацьовує по натисненню кнопки 'Add Face' на формі.

private void addClassButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод додає до списку класів облич новий клас, створений на основі зображень `_currentFaces`. Спрацьовує по натисненню на кнопку 'Add Class' на формі.

private void faceClassesListBox_SelectedIndexChanged(object sender, EventArgs e) - метод, який спрацьовує при зміні обраного класу облич і виводить на форму зображення нового обраного класу.

private void removeFaceButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який видаляє останнє зображення із списку облич, які використовуються для створення нового класу. Спрацьовує по натисненню на кнопку 'Remove Face' на формі.

private void videoButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який запускає зчитування кадрів з відеопотоку.

private void saveFaceClass(object sender, CancelEventArgs e) - метод, який виконує збереження обраного класу облич у файл. Використовує механізм серіалізації.

private void saveClassButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який визивається при натисненні на кнопку 'Save Class'. Відкриває діалогове вікно для збереження файлу.

private void openClassButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який викликається при натисненні на кнопку 'Open Class'. Відкриває діалогове вікно для відкриття файлу.

private void removeClassButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який видаляє обраний клас зі списку. Спрацьовує по натисненню 'Remove' на формі.

private void openVideoButton_Click(object sender, EventArgs e) - метод, який викликається при натисненні на кнопку 'Open File'. Відкриває діалогове вікно вибору відеофайлу.

private void openFileDialog2_FileOk(object sender, CancelEventArgs e) - зберігає шлях до обраного відеофайлу в атрибут *_videoPath*.

3.5 Опис інтерфейсу системи

При розробці інтерфейсу додатку можна обмежитись єдиним головним вікном, яке буде містити в собі активні елементи для налаштування параметрів роботи додатку, і області виводу даних про розпізнані обличчя.

Інтерфейс додатку містить в собі декілька областей: область виводу обробленого відеопотоку з камери, область налаштування параметрів роботи додатку, область роботи з класами і область вивід інформації про обраного користувачем лице. Загальний вигляд форми додаток на (рис. 3.8).

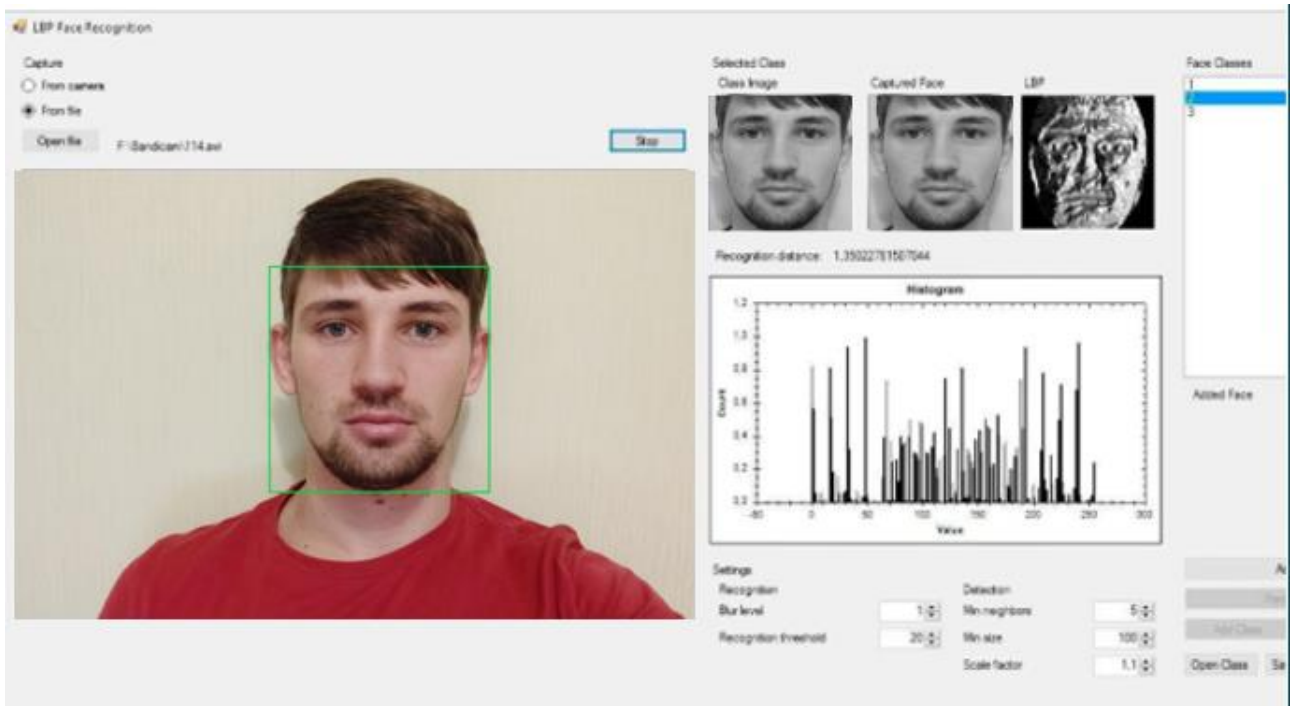


Рисунок 3.8 - Інтерфейс додатку

Розглянемо детальніше різні області інтерфейсу розробленої системи.

Область виводу відеопотоку призначена для відображенні оброблених кадрів. Крім цього, дана область включає кнопки налаштування джерела відеопотоку, кнопки виклику діалогового вікні відкриття відеофайлу, і кнопку, управляючою каналом і зупинкою захвату відеопотоку.

В якості джерела відеопотоку може використовуватись підключена до комп'ютера веб-камера чи відеофайл. Для того, щоб обрати відеофайл-джерело необхідно натиснути кнопку 'Open File'. Після вибору файлу діалоговому вікні і натиснення кнопки 'ОК', шлях до обраного файлу відобразиться на формі. Запуск/зупинка обробки і виводу кадрів з обраного джерела здійснюється шляхом натиснення на кнопки 'Start/Stop'.

Область виводу відеопотоку наведена на (рис. 3.9).

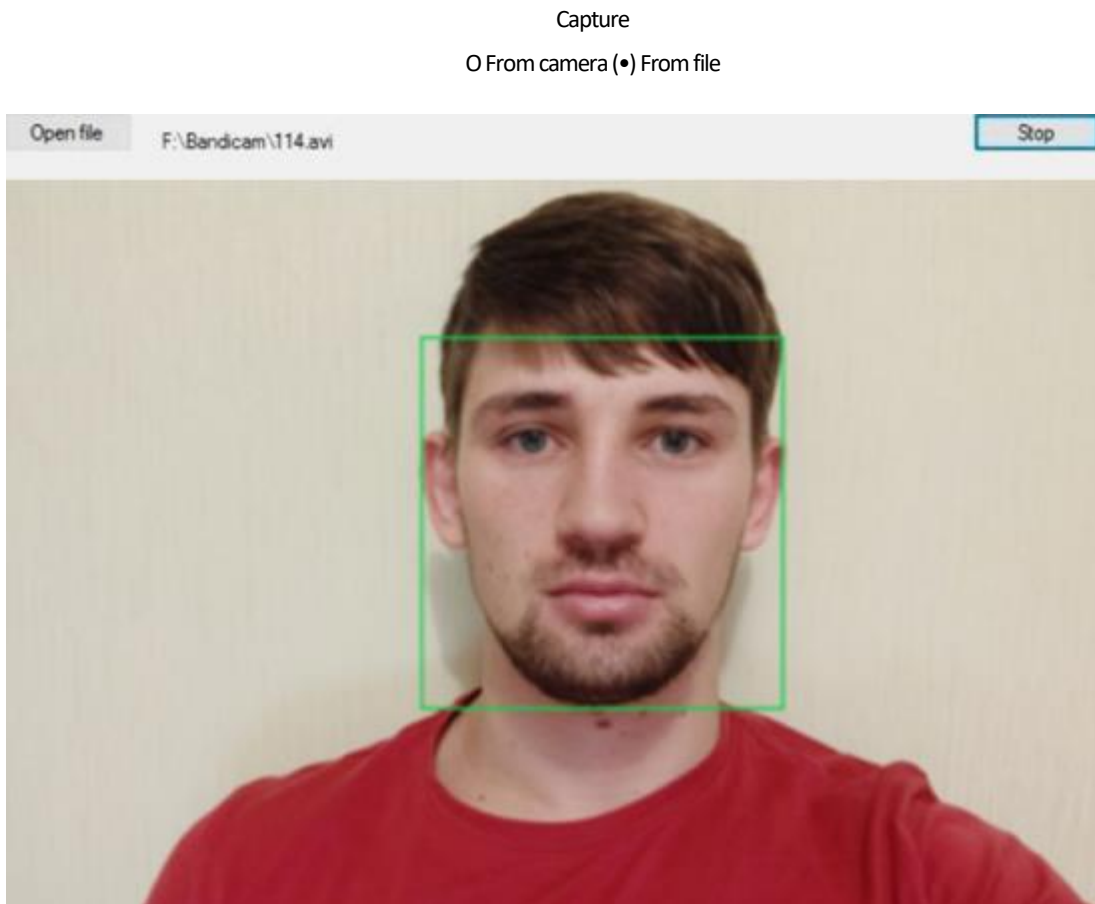


Рисунок 3.9 - Область виводу відеопотоку

Область виводу інформації про обраного користувачем обличчі призначена для відображення даних розпізнаних додатком обличч. Джерелом даних для відображення є обраний користувачем Face Classes клас обличч і розпізнане обличчя, яке відповідає цьому класу.

У даній області форми виводяться зображення обраного класу, прямокутна область поточного кадру, яка відповідає обличчю цього класу, а також ЛБШ перетворення зображення обличчя. Крім цього відображається поточний стан між гістограмою розпізнаного обличчя і гістограмою його класу і графічне представлення гістограми ЛБШ зображення обличчя.

Область виводу інформації про обраного користувачем обличчя наведена на

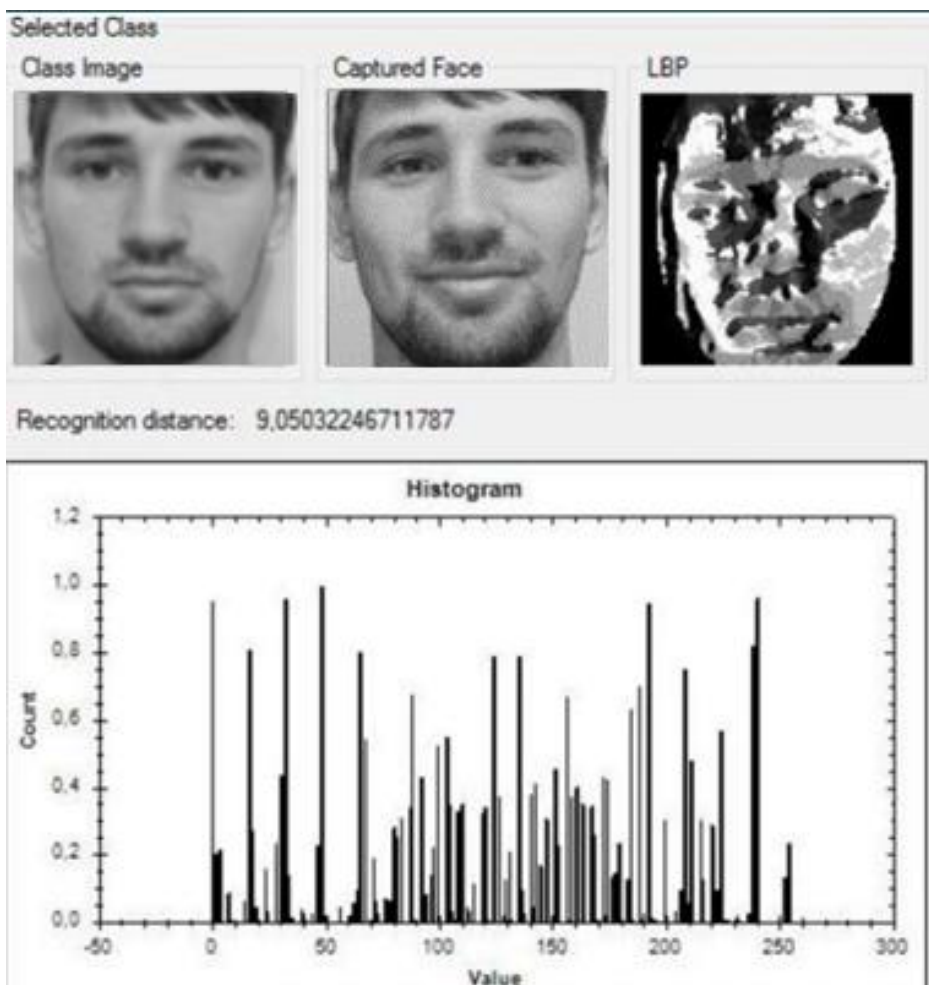


Рисунок 3.10 - Область виводу інформації про обране обличчя

Область налаштувань додатку включає в себе дві групи налаштувань. Перша група - це налаштування роботи розпізнавання облич. До них відноситься рівень розмиття по Гаусу і поріг розпізнавання. Поріг розпізнавання - максимально допустиме для прийняття рішення про приналежність обличчя класу відстані ЛБШ гістограмою обличчя і гістограмою класу.

Друга група налаштувань даної області містить налаштування детектора облич. Значення даних налаштувань передаються методу GetFacesRect детектора облич і були детально описані в попередньому підрозділі.

Область налаштувань роботи додатку наведена на (рис. 3.11).



Рисунок 3.11 - Область налаштувань роботи додатку

Область роботи з класами осіб призначена для роботи зі списком класів осіб, а також формування нових класів. У верхній частині області знаходиться список завантажених в даний момент в програму класів осіб. Користувач може вибирати потрібний йому клас натисканням лівої клавiші миші, і інформація про обраному класі та осіб, йому відповідних, буде відображатися в області виведення інформації.

Нижче розміщені елементи інтерфейсу для формування нового класу облич. Після натиснення на кнопку 'Add Face' в набір зображень для формування класу додаються зображення обличчя, яке присутнє в даний момент в кадрі відеопотоку. За допомогою кнопки 'Remove Face' можна видалити останнє зображення з набору. Як тільки необхідний набір зображень (до 30 включно) буде сформований, необхідно ввести ім'я класу в текстове поле і натиснути кнопку 'Add Class' для створення на основі набору зображень нового класу облич. Створений клас одразу ж відобразиться у списку класів і буде використовуватись при розпізнаванні облич. Окрім цього в даній області також присутні кнопки для відкриття існуючого класу облич із файлу, збереження обраного класу у файл та видалення обраного класу зі списку.

Область роботи з класами обличь представлена на (рис. 3.12).

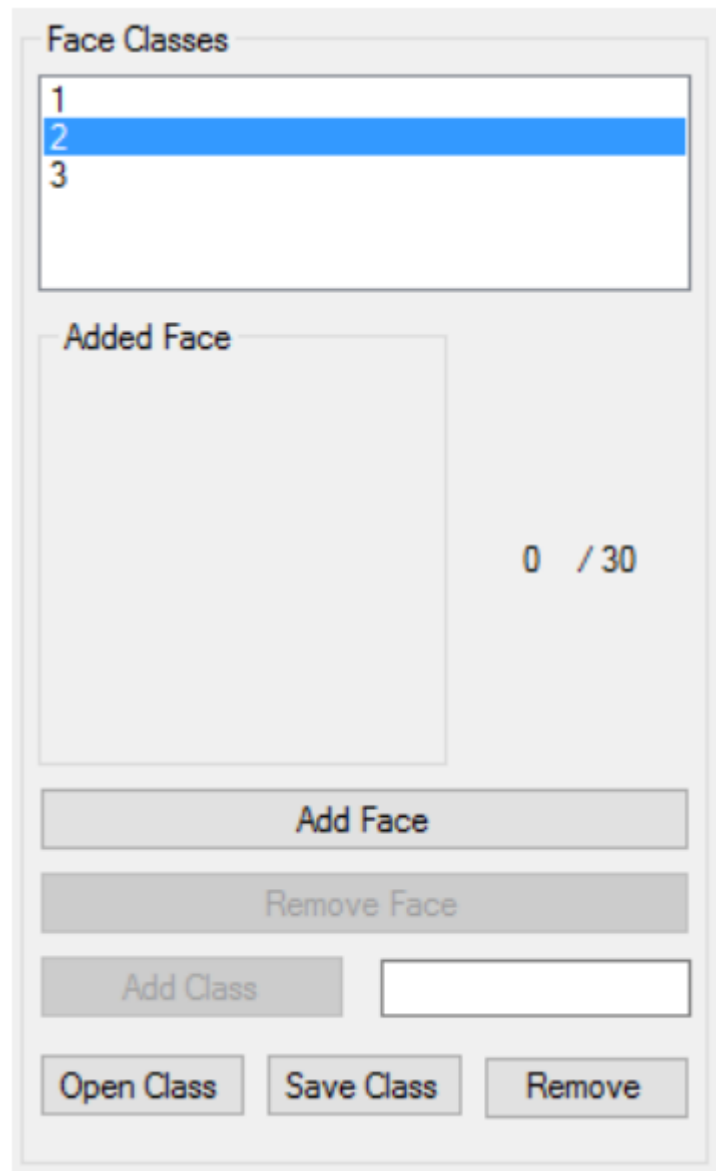


Рисунок 3.12 – Область роботи з класами обличь

Також варто відмітити те, що для запобігання помилок, різні елементи інтерфейсу системи включаються і виключаються в залежності від активності відеопотоку і наявності в ньому зображення обличь.

3.6 Тестування розробленої системи

В даному розділі буде описаний процес тестування реалізованого класифікатора обличь, а також описано порівняльне дослідження швидкості роботи розробленої системи при використанні різних модифікацій ЛБШ оператора.

3.6.1 Тестування класифікатора обличчя

Тестування роботи класифікатора обличь проводились у відповідності з умовами, описаними у розділі, присвяченому аналізу задачі розпізнавання. Захват відеопотоку проводиться при тих же умовах освітлення, що і зйомка зображень навчальної вибірки.

При цьому використовувались різні положення обличчя при зйомці для збільшення процента вірних класифікацій при переміщення обличчя у кадрі.

Всього при тестуванні в програму було завантажено 20 класів облич. Для формування кожного класу використовувалось по 10 зображень. З цих 2 класів обличь 15 було створено з використанням зображень людей з мережі інтернет. Дані класи обличь були необхідні для того, щоб оцінити якість роботи класифікатора на великому масиві даних, а також, щоб провести тестування роботи програми при читанні відеопотока з файлу.

Приклад роботи розробленої системи розпізнавання обличь у відеопотоках представлений на (рис. 3.13).

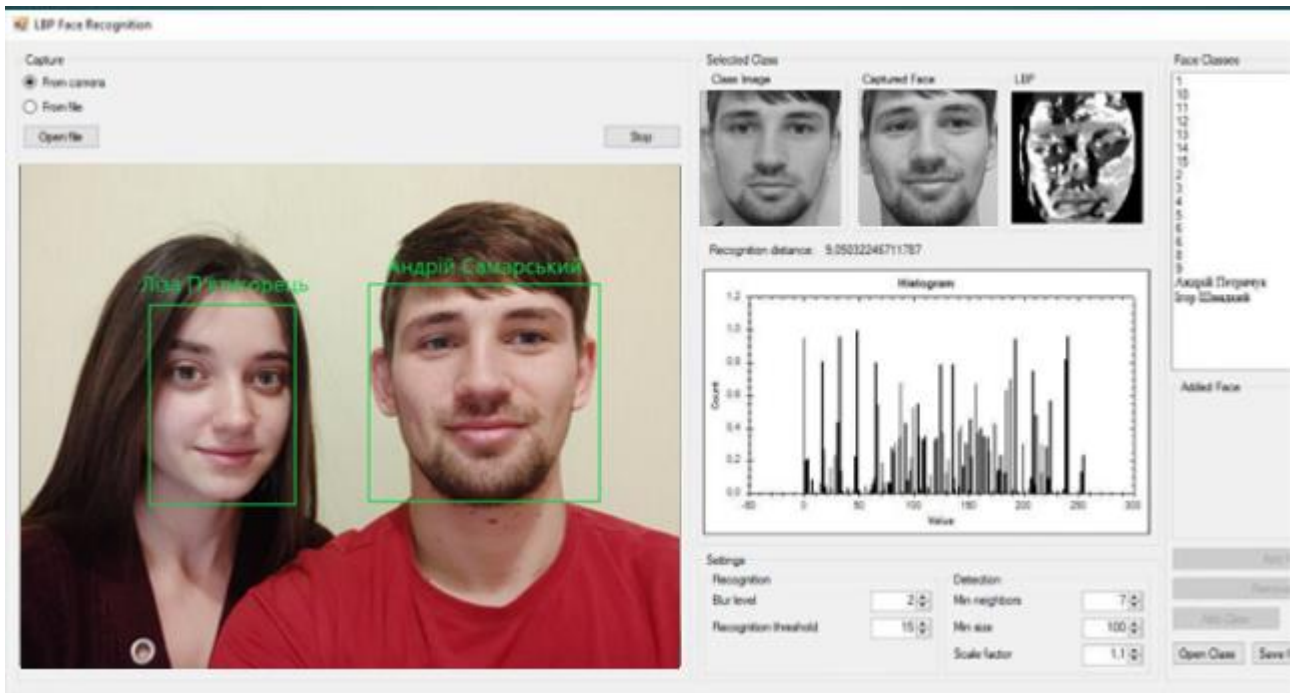


Рисунок 3.13 - Приклад роботи системи розпізнавання обличь

Результати тестування показали, що точність роботи класифікатора при обробці відеопотоку складає більш ніж 90% вірно розпізнаних кадрів, що відповідає результатам, отриманих при порівнянні ЛБШ операторів в розділі 3 даної роботи.

Однак варто відмітити чутливість розробленої системи до сильних немонотонних змін освітлення, а також до змін положення і нахилу розпізнаних обличь, не врахованих при зйомці зображень для формування класів обличь. При недотриманні необхідних умов правильної роботи додатку, точність класифікації знижується.

3.6.2 Порівняння швидкості роботи ЛБШ операторів

Вибір гістограм центрально-симетричних локальних бінарних шаблонів у якості ознак класифікації був обумовлений високою швидкістю роботи і економією пам'яті при незначних втратах точності розпізнавання в

порівнянні з іншими видами ЛБШ операторів. Порівнянню якості їх роботи при класифікації зображень був присвячений 3 розділ даної роботи.

Однак проведене дослідження ніяк не розкриває переваги центрально-симетричних локальних бінарних шаблонів у швидкості роботи. Для точного визначення переваги у продуктивності і швидкості відеопотоку було проведено порівняння швидкості роботи додатку при використанні різних ЛБШ операторів.

Дослідження проводилось для різних ЛБШ операторів при різній кількості гістограм обличь в базі. Швидкість обробки відеопотоку оцінювалась по кількості оброблюваних кадрів в секунду при розпізнавання одного обличчя в кадрі. Результати дослідження наведені в (табл. 3.4).

Таблиця 3.4 - Тестування швидкості роботи різних ЛБШ операторів

| ^ч Гістограм ^ч в базі Метод ^ч | 1000 | 2000 | 3000 | 4000 | 5000 | 6000 | 7000 | 8000 | 9000 | 10000 |
|---------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| ЛБШ | 23 | 18 | 15 | 13 | 12 | 10 | 9 | 8 | 8 | 7 |
| Uniform ЛБШ | 30 | 30 | 30 | 29 | 28 | 25 | 23 | 21 | 20 | 19 |
| CS-ЛБШ | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 |

Тестування проводилось на комп'ютері з процесором Intel Core i5 3 тактовою частотою 3.2 GHz і об'ємом оперативної пам'яті 8 Gb. Розширення кадрів відеопотоку складало 640*480 пікселів. Як видно з результатів тестування, центрально-симетричні локальні бінарні шаблони забезпечують обробку відеопотоку з початковою частотою кадрів 30 кадрів в секунду навіть при наявності 10000 гістограм в базі облич. Інші дві варіації ЛБШ оператора

показують значне погіршення продуктивності при подібному збільшенні числа гістограм у базі.

В результаті можна сказати, що центрально-симетричні локальні бінарні шаблони являються кращим вибором серед ЛБШ операторів для рішення задачі розпізнавання обличь у відеопотоках у реальному часі.

3. 7 Висновки з розділу 3

В третьому розділі проведено експериментальне дослідження ефективності розпізнавання облич при використанні трьох варіантів ЛБШ перетворення: класичного, рівномірного і центрально-симетричного.

Результати досліджень показали, що центрально-симетричний ЛБШ оператор майже не поступається у ефективності облич класичному і рівномірному ЛБШ операторам.

Проаналізовані потоки даних розроблюваного додатку. Складена діаграма потоків додатку.

Спроектвані і описані основні модулі розроблюваного додатку.

Обраний інструментарій, необхідний для розробки додатку, а саме об'єктно-орієнтована мова програмування `C#`, бібліотека комп'ютерного зору `Emgu CV` і середовище розробки `Microsoft Visual Studio 2017`.

Розроблені класи, які відповідають спроектованим модулям і реалізують метод роботи додатку. Приведений детальний опис їх атрибутів і методів.

Розроблений графічний інтерфейс користувача додатку. Описані різні робочі області інтерфейсу.

Проведено тестування роботи розробленої системи і реалізованого класифікатора облич. Отриманий результат більше 90% вірних розпізнавань облич, при цьому зафіксовано погіршення результатів при недотриманні умов, описаних в розділі, присвяченому аналізу задачі.

Проведено порівняння швидкості обробки відеопотоку розроблюваної системи при використанні різних ЛБШ операторів. Результати порівняння

показали, що центрально-симетричні локальні бінарні шаблони є кращий вибором серед ЛБШ операторів для вирішення задачі розпізнавання облич у відеопотоках в реальному часі.

Також зроблений висновок, що оптимальним вибором розбиття зображення на блоки по співвідношенню витрат пам'яті і ефективності розпізнавання являється розбиття 4x4.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання дипломної роботи магістра була розроблена система розпізнавання обличь у відеопотоках на основі метода Віюли-Джонса і локальних бінарних шаблонів. Для виявлення обличь у кадрах відеопотоку був використаний метод Віюли-Джонса. Класифікація виявлених обличь виконувалась методом найближчого сусіда з використанням центрально-симетричних локальних бінарних шаблонів.

Тестування розробленої системи показало результати в приблизно 93% вірних розпізнань обличь при обробці кадрів відеопотоку з веб-камери в реальному часі, що підтвердило ефективність обраного методу.

Окрім цього в ході роботи було проведено дослідження ефективності різних модифікацій локальних бінарних шаблонів стосовно задачі розпізнавання обличь в реальному часі. Було встановлено, що центрально-симетричні шаблони майже не уступають іншим варіантам локальних бінарних шаблонів в якості ознак розпізнавання і при цьому мають вищу швидкість роботи. На основі досліджень зроблено висновок, що гістограми центрально-симетричних локальних бінарних шаблонів є ефективною ознакою для розпізнавання обличь в реальному часі.

Розроблена система може використовуватися при вирішенні різних задач відеоаналітики, і, в першу чергу, має безпосереднє застосування в системах контролю доступу і ідентифікації особистості.

Основними напрямками подальшого розвитку розробленого методу можна назвати покращення роботи класифікатора обличь. Також варто відмітити, що архітектура розробленого додатку дозволяє легко замінювати окремі модулі, що відкривають більше можливості для подальшого розвитку і покращення системи на різних апаратних платформах.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Barni M. Privacy-Preserving Fingercodes Authentication [Електронний ресурс] / Mauro Barni – Режим доступу до ресурсу: http://piurilabs.di.unimi.it/Papers/awmm_2010.pdf
2. Spaun N. 2nd IEEE International Conference on Biometrics Theory Applications and Systems [Електронний ресурс] / Spaun – Режим доступу до ресурсу: https://cse.nd.edu/BTAS_08/
3. Fairhurst M. Seventh International Conference of Document Analysis and Recognition [Електронний ресурс] / Fairhurst – Режим доступу до ресурсу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1227617/keywords#keywords>
4. Schoutien B. Biometrics and their use in e-passports [Електронний ресурс] / Schoutien – Режим доступу до ресурсу: <https://research.tue.nl/en/publications/biometrics-and-their-use-in-e-passports>.
5. ISO/IEC 19785-1 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.iso.org/standard/66179.html>.
6. ISO/IEC 19794-1 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.iso.org/ru/standard/50862.html>.
7. Огляд біометричних методів ідентифікації особистості [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <http://masters.donntu.org/2013/fknt/fomenko/library/article3.htm>.
8. Biometric cryptosystems issues and challenges [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1299169>.
9. Fuzzy Extractors for Minutiae-Based Fingerprint Authentication [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-74549-5_80.
10. Binary feature vector fingerprint representation from minutiae vicinities [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5634488>

11. Нейромережевий захист персональних біометричних даних [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://azon.market/knigi/kompyuternaya-literatura/neyrosetevaya-zaschita-personalnyih-biometricheskih-dannyih---volchihin-vi-mysh2567676?limit=100>
12. Тсутома М. A Case Study for User Identificati [Електронний ресурс] / Матсумото Тсутома – Режим доступу до ресурсу: <http://web.mit.edu/6.857/OldStuff/Fall03/ref/gummy-slides.pdf>.
13. Reuters / [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.reuters.com/video/watch/peace-signs-risk-fingerprint-theft-says-id370920514>
14. Chaos Communication Congress [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.theguardian.com/technology/2014/dec/30/hacker-fakes-german-ministers-fingerprints-using-photos-of-her-hands>.
15. Roy A. MasterPrint: Exploring the Vulnerability of Partial Fingerprint-Based Authentication Systems [Електронний ресурс] / A. Roy, A. Ross, N. Memon – Режим доступу до ресурсу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7893784/authors#authors>.
16. Parsons A. Paying for a pint with your finger: The tech that could kill off cards [Електронний ресурс] / Adam Parsons – Режим доступу до ресурсу: <https://news.sky.com/story/paying-for-a-pint-with-your-finger-the-tech-that-could-kill-off-cards-10780629>.
17. Brewster T. We Broke Into A Bunch Of Android Phones With A 3D-Printed Head [Електронний ресурс] / Thomas Brewster – Режим доступу до ресурсу: <https://www.forbes.com/sites/thomasbrewster/2018/12/13/we-broke-into-a-bunch-of-android-phones-with-a-3d-printed-head/?sh=2a17646c1330>.
18. Hopfield J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [Електронний ресурс] / Hopfield – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC346238>.

19. Wiley J. The Organization of Behavior [Електронний ресурс] / John Wiley – Режим доступу до ресурсу: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/cne.900930310>
20. Ясницький Л. Введення в штучний інтелект [Електронний ресурс] / Л. Ясницький – Режим доступу до ресурсу: https://www.academia-moscow.ru/ftp_share/books/fragments/fragment_17447.pdf
21. Dodis Y. Fuzzy extractors how to generate strong keys from biometrics and other noisy data [Електронний ресурс] / Yevgeniy Dodis – Режим доступу до ресурсу: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-24676-3_31