

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Факультет Автоматизації і комп'ютерних систем

Кафедра Інформаційних систем

«До захисту в ЕК»

Декан факультету

(підпис)

Форсюк А.В.

(прізвище та ініціали)

« » _____ 2021 р.

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

(підпис)

Чумаченко С.М.

(прізвище та ініціали)

« » _____ 2021 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТРА

Зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»

(код та назва спеціальності)

освітньо-професійної програми Інформаційні управляючі системи та технології

на тему: Створення інтелектуальної системи розпізнавання образів для пропускної системи НУХТ

Виконав: здобувач 6 курсу, групи ІС-2-4М

Шандов Ростислав Андрійович

(прізвище, ім'я, по батькові повністю)

(підпис)

Керівник Сільвестров Антон Миколайович

(прізвище, ім'я та по батькові повністю)

(підпис)

Консультанти

Рецензент

Засвідчую, що в цій кваліфікаційній роботі немає запозичень із праць інших авторів без відповідних посилань.

Здобувач _____

(підпис)

Київ – 2021 р.

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Інститут (факультет) Автоматизації і комп'ютерних систем

Кафедра Інформаційних систем

Освітній ступінь магістр

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»
(код і назва)

Освітньо-професійна програма Інформаційні управляючі системи та технології
(назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Інформаційних систем

Чумаченко С. М.

“ ” _____ 2021 року

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧА

Шандов Ростислав Андрійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Створення інтелектуальної системи розпізнавання образів для пропускової системи НУХТ

керівник роботи Сільвестров А.М. професор, доктор технічних наук,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом закладу вищої освіти від “18” листопада 2020 року № 953-кС

2. Строк подання здобувачем роботи 18.01.2021

3. Вихідні дані до роботи інформація про організацію роботи системи розпізнавання образів, наукові статті щодо аналізу і прогнозування показників, положення, Системи управління якістю. Керівництво щодо поліпшення безпеки

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Розділ 1. Основні поняття теорії розпізнавання образів, Розділ 2. Алгоритм розпізнавання образів на основі методу Віоли-Джонса, Розділ 3. Програмна реалізація системи розпізнавання образів

5. Перелік графічного матеріалу Функціональна та концептуальна моделі, ілюстрація інтерфейсу інформаційної системи, ілюстрації всіх можливостей інформаційної системи, ілюстрації існуючих систем та їх можливостей

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Сільвестров А.М. професор, доктор технічних наук _____	10.11.2020	18.01.2021
2	Сільвестров А.М. професор, доктор технічних наук _____	10.11.2020	18.01.2021
3	Сільвестров А.М. професор, доктор технічних наук _____	10.11.2020	18.01.2021

7. Дата видачі завдання 10.11.2020 року _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів виконання кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Дослідження та аналіз предметної області. Постановка задачі дослідження.	24.11.2020	виконано
2	Оформлення першого розділу магістерської роботи.	01.12.2020	виконано
3	Дослідження наукових методів та аналізів аналізу і прогнозування даних.	08.12.2020	виконано
4	Оформлення другого розділу магістерської роботи.	16.12.2020	виконано
5	Створення інформаційної системи підтримки інтелектуального аналізу даних.	24.12.2020	виконано
6	Оформлення третього розділу.	01.01.2021	виконано
7	Оформлення автореферату.	11.01.2021	виконано
8	Оформлення презентації.	15.01.2021	виконано

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

Шандов Р.А. _____
(прізвище та ініціали)

Сільвестров А.М. _____
(прізвище та ініціали)

Анотація

Дана дипломна робота присвячена розробці інтелектуальної системи розпізнавання образів для пропускної системи НУХТ.

Загальний об'єм: 62 сторінки, 5 таблиць, 30 малюнків, 3 додатки, список джерел із 13 найменувань.

Об'єктом дослідження є аналіз системи розпізнавання образів для пропускної системи НУХТ.

Предметом дослідження є теоретичні та аналітичні аспекти системи розпізнавання образів для пропускної системи НУХТ.

Мета роботи - є розробка методів розпізнавання і побудова інформаційно-пошукових систем спеціального застосування, що забезпечують автоматичну ідентифікацію особистості людини в реальному масштабі часу по зображенню його особи.

Досягнення поставленої в роботі мети диктує необхідність вирішення низки таких основних завдань:

- розробка «швидких» алгоритмів розпізнавання і виділення основних характеристик зображення людського обличчя, що забезпечують високу достовірність ідентифікації об'єкта пошуку;

- розробка алгоритму зберігання і кодування допоміжної інформації, що характеризує об'єкт пошуку, що забезпечує прийнятні об'ємно-часові показники функціонування системи;

- розробка досвідченого зразка, що реалізує перераховані вище алгоритми з метою перевірки на практиці правильності зроблених в даній роботі теоретичних висновків.

Ключові слова: аналіз, система розпізнавання, образи, обличчя, методи, програмне забезпечення.

Summary

This thesis is devoted to the development of an intelligent image recognition system for the NUHT throughput system.

Total volume: 62 pages, 5 tables, 30 figures, 3 appendices, list of sources from 13 names.

The object of the study is the analysis of the image recognition system for the NUHT throughput system.

The subject of research is the theoretical and analytical aspects of the image recognition system for the NUHT throughput system.

The purpose of the work - is to develop methods of recognition and construction of information retrieval systems of special application, providing automatic identification of a person in real time on the image of his face.

Achieving the goal set in the work dictates the need to solve a number of the following main tasks:

- development of "fast" algorithms for recognition and selection of the main characteristics of the image of the human face, providing high reliability of identification of the search object;

- development of an algorithm for storing and encoding auxiliary information that characterizes the object of search, which provides acceptable volume and time performance of the system;

- development of a prototype that implements the above algorithms in order to verify in practice the correctness of the theoretical conclusions made in this work.

Key words: analysis, recognition system, images, faces, methods, software.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ТЕОРІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ	9
1.1 Процеси розпізнавання образів.....	9
1.1.1 Розпізнавання образів людиною.....	9
1.1.2 Експеримент А.Л. Ярбуса.....	10
1.1.3 Розпізнавання осіб машиною.....	12
1.2 Методи розпізнавання обличчя.....	15
1.3 Оцінка ефективності систем розпізнавання.....	21
РОЗДІЛ 2: АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ НА ОСНОВІ МЕТОДА ВІОЛИ ДЖОНСА	24
2.1 Основні принципи.....	24
2.2 Принцип скануючого вікна.....	25
2.3 Інтегральне представлення зображень.....	26
2.4 Ознаки Хаара.....	27
2.5 Перевірка вікна.....	28
2.6 Модель машинного навчання.....	29
2.7 Навчання класифікатора в методі Віоли-Джонса.....	30
2.8 Застосовуваний в алгоритмі бустінг.....	31
2.9 Каскадна модель розробляється алгоритму.....	35
2.10 Підсумкове уявлення алгоритму.....	37
РОЗДІЛ 3: ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСІБ	42
3.1 Основний модуль.....	42
3.2 Тестування розробленої програми.....	48
3.3 Обґрунтування економічної ефективності системи розпізнавання осіб..	
ВИСНОВКИ	56
СПИСКИ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	58
ДОДАТОК А	59
ДОДАТОК Б	60
ДОДАТОК В	61

ВСТУП

Розвиток сучасних комп'ютерних технологій відбувається в експоненційному масштабі. Вже неможливо уявити наше життя без комп'ютера і мережі Інтернет. В даний час дуже активно розвивається і змінюється така наукова дисципліна як комп'ютерний зір. Комп'ютерний зір (computer vision) - сукупність програмно-технічних засобів, забезпечують зчитування інформації в цифровій формі відеозображень, їх обробку і видачу результату в формі, придатній для його практичного використання в реальному масштабі часу.

На сьогоднішній день немає загальноприйнятої формулювання проблеми комп'ютерного зору. А що навіть ще важливіше, немає стандартного формулювання того, як повинна вирішуватися проблема комп'ютерного зору. Замість цього, існує велика кількість методів, що дозволяють вирішувати різні, завдання комп'ютерного зору, де методи часто залежать від завдань і рідко можуть бути узагальнені для широкого кола застосування. Багато методів та програм все ще знаходяться в стадії фундаментальних досліджень, але поступово все більша кількість методів знаходить застосування в комерційних продуктах, де вони часто складають частину більшої системи, яка може вирішувати складні завдання.

У більшості практичних застосувань комп'ютерного зору комп'ютери попередньо запрограмовані для вирішення окремих задач, однак, методи, засновані на знаннях, стають все більш загальними.

Розпізнавання образів вважається сферою, що використовує різноманітні методи отримання інформації з відео потоку, і в основному, базуються на статистичному підході. Істотна частина цієї області присвячена фактичним використанням цих методів.

На сьогоднішній день алгоритм Віоли-Джонса є самим затребуваним зважаючи на свою високу швидкість роботи і високої точності спрацьовування.

Мета і завдання дослідження

Основною метою цієї роботи є розробка методів розпізнавання і побудова інформаційно-пошукових систем спеціального застосування, що забезпечують автоматичну ідентифікацію особистості людини в реальному масштабі часу по зображенню його особи.

Досягнення поставленої в роботі мети диктує необхідність вирішення низки таких основних завдань:

- розробка «швидких» алгоритмів розпізнавання і виділення основних характеристик зображення людського обличчя, що забезпечують високу достовірність ідентифікації об'єкта пошуку;

- розробка алгоритму зберігання і кодування допоміжної інформації, що характеризує об'єкт пошуку, що забезпечує прийнятні об'ємно-часові показники функціонування системи;

- розробка досвідченого зразка, що реалізує перераховані вище алгоритми з метою перевірки на практиці правильності зроблених в даній роботі теоретичних висновків.

У процесі дослідження використано загальнонаукові і спеціальні методи, такі як: абстрактно-логічний метод – для уточнення теоретичних понять досліджуваної категорії, методи аналізу – для виявлення ефективності ділової активності підприємства та для виявлення зовнішніх та внутрішніх факторів, що безпосередньо впливають на появу кризових явищ, на основі SWOT- та PEST- аналізу ідентифіковано загрози й можливості, сильні і слабкі сторони досліджуваного підприємства щодо прояву в них кризових ситуацій та їх адаптаційної здатності. У роботі також використано графічний та табличний прийоми для подання результатів дослідження.

РОЗДІЛ 1. ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ТЕОРІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

1.1 Процеси розпізнавання образів

1.1.1 Розпізнавання образів людиною

Людина здатна ідентифікувати об'єкти навколишнього світу протягом десятків мілісекунд. Така висока швидкість розпізнавання предметів можлива тому, що наш мозок постійно створює припущення стосовно того, що знаходиться в полі зору, і порівнює ці прогнози з тими, що надходить ззовні.

Існує три основних етапи в процесі розпізнавання людських обличч:

- 1) визначення фізичних характеристик особи, на які ми дивимося;
- 2) визначення особистості людини, в ході якого ми розуміємо, чи знайома нам та чи інша людина;
- 3) ми розпізнаємо людину, але все ще не знаємо, чи відомо нам його ім'я.

Дослідники виявили, що на кожному етапі активуються певні ділянки мозку.

Розпізнавання осіб, як відзначають психологи, - це процес, більше пов'язаний з когнітивною стороною сприйняття. Справа в тому, що, по суті, розпізнавання осіб, відбувається наступним чином: мозок постійно порівнює те, що бачить, з тим, що зберігається в його довготривалої пам'яті. Як не дивно, майже всі алгоритми розпізнавання конкретних осіб, вже закладених в їх основу, працюють саме так.

Наприклад, коли ми будемо дивитися на такий об'єкт, як годинник, ми визнаємо його за рахунок порівняння того, що ми бачимо, і тих характеристик, які притаманні ментальному образу годинника. Хоча не всі годинники однакові і деякі копії цього об'єкта можуть відрізнитися від ментального прототипу, у кожного годинника є набір властивих тільки йому ключових характеристик, таких як хвилинна і годинна стрілка, циферблат, які і допомагають нам

розпізнавати його. Потім образ об'єкта класифікується і зберігається в пам'яті під певною категорією. Чим більше різновидів годинників запам'ятав наш мозок, тим простіше йому буде розпізнати новий об'єкт.

Класифікація об'єкта - це етап, на якому, як правило, процес розпізнавання добігає кінця, але в разі розпізнавання осіб - це тільки початок. Якщо годинник досить визнати по годинами, то людське обличчя недостатньо просто визнати людським обличчям. Практично відразу ж ми визначаємо стать і вік людини, його расу і навіть те, подобається він нам чи ні. Крім того, ми тут же визначаємо, чи знайома нам ця особа. Якщо людина нам знайома, ми тут же починаємо отримувати з цього інформацію, як і алгоритм розпізнавання осіб. Цей алгоритм може визначити конкретну людину, після чого видати доступ до інформації, відправити сигнал в кримінальні служби, в залежності від того, для чого створений.

1.1.2 Експеримент А.Л. Ярбуса

Перш за все розглянемо вкрай цікаві психофізичні аспекти сприйняття особи, зокрема, питання про те, а як взагалі людина сприймає або розпізнає обличчя.

Тут нам допоможуть класичні експерименти А. Л. Ярбуса, основна особливість яких - незалежність вирішення питання про роль рухів очей в зоровому сприйнятті від вирішення питання про регулювання самих рухів очей і їх детермінації. Відомо, що рухи ока є вкрай складною картиною його активності і складаються, як мінімум, з декількох форм рухів: ністагм, окремі саккади, інверсійні ністагм, синусоїдальні коливання низькою.

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

Певною мірою ці спостереження підкріплюють теорію нейронних ансамблів, згідно з якою для реалізації здатності до сприйняття необхідний досвід: той чи інший образ сприймається в результаті комбінацій окремих

слідів в мозку, що утворилися там раніше засвоєним елементам. Ці дані узгоджуються і з іншими, здавалося б, протилежними теоріями сприйняття, згідно з якими образ відразу, без будь-якого попереднього досвіду сприймається як ціле, без будь-якого синтезу з окремих частин, завдяки здатності сприймати «форму», «цілісність» і «організацію» .

З цих і інших експериментальних даних випливає важливий висновок: при сприйнятті зображення на перший план виступає незалежна поведінка окремих частин фігури, тобто виділення груп структурних елементів або організованих структур.

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

Просторове константне сприйняття формується в результаті спеціальної діяльності зорової системи, яка може поділитися на п'ять основних етапів:

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

Основна роль руху очей полягає в переміщенні осі зору так, щоб зображення пильно розглядалось, (або частини об'єкта) завжди виявлялись в центральній частині сітківки, в зоні найкращого зору фовеа. Саме в цій зоні є найбільша щільність кольорочутливих рецепторів. Тут же розташовуються рецептивні поля тонічних коркових нейронів, що аналізують форму і т.п.

Один і той же об'єкт спочатку виявляється, первинно обробляється периферією з передачею отриманої інформації в мозок по «швидкому» каналу, а потім, після стрибка, він досліджується більш детально (якщо це необхідно)

шляхом розміщення зображення в зоні фовеа. Детальна інформація в цьому випадку передається в мозок вже по повільному каналу. При фіксації якої-небудь ділянки зображення, зорова системи обробляє не тільки цю ділянку, проектує на фовеа, але і отримує з периферії інформацію, необхідну для розрахунку наступного стрибка.

Проте цей процес не настільки очевидний. Справа в тому, що очі фіксують основні фрагменти слабоконтрастних зображень, які зазвичай розглядаються як інформативні ознаки опису зображення і які в подальшому використовуються в формальних логічних твердженнях.

Особливості сприйняття слабоконтрастних зображень зоровим трактом людини полягають також в тому, що в процесі пізнання мозок виступає як активна розпізнавальна система (з перевіркою правильності рішень). Етапами розпізнання при цьому можуть бути: виділення ознак, попередній аналіз, висування гіпотези, перевірка гіпотези - звірення зображень з еталоном, узятим з пам'яті. Тому принцип активного розпізнання, повинен закладатися на етапі первинного проектування систем кібернетичного бачення слабоконтрастних об'єктів, зокрема при розпізнаванні людських обличь.

1.1.3 Розпізнавання осіб машиною

Завдання ідентифікації і розпізнавання осіб - це одна з перших практичних завдань, яка стимулювала становлення і розвиток теорії розпізнавання та ідентифікації об'єктів.

Інтерес до процедур, які лежать в основі процесу впізнання і розпізнавання осіб, завжди був значним, особливо в зв'язку зі зростаючими практичними потребами: охоронні системи, верифікація, криміналістична експертиза, телеконференції і т.п. Незважаючи на ясність того життєвого факту, що людина добре ідентифікує обличчя людей, зовсім не очевидно, як навчити ЕОМ проводити цю процедуру, в тому числі як декодувати і зберігати цифрові зображення осіб. Ще менш ясними є оцінки схожості осіб, включаючи їх

комплексну обробку. Можна виділити кілька напрямків досліджень проблеми розпізнавання осіб:

- 1) нейропсихологічні моделі;
- 2) нейрофізіологічні моделі;
- 3) інформаційно - процесуальні моделі;
- 4) комп'ютерні моделі розпізнавання.

Для вирішення задачі розпізнавання осіб були запропоновані різні методики, серед яких можна виділити підходи, засновані на нейронних мережах, на розкладанні Карунена - Лоева, на алгебраїчних моментах, лініях однакової інтенсивності, еластичних (деформуються) стандартах порівняння.

Геометричне порівняння, засноване на визначенні елементів особи - елементи особи: очі, ніс, рот, підборіддя і ін. Особа може бути розпізнана, навіть коли індивідуальні елементи особи видно недостатньо. Ідея підходу полягає в знаходженні відносного положення і власних характеристик окремих елементів особи. Було показано, що якщо навіть елементи особи витягуються вручну, то комп'ютерне розпізнавання дає дуже хороші результати.

Еталонне порівняння побудовано на ідеї, що зображення, представлене у вигляді масиву байтів - величин інтенсивності, порівнюється в підходящій метриці з еталоном - цілим обличчям. Існують кілька шляхів підготовки еталонів і їх уявлення. Кілька еталонів використовуються для розпізнавання з різних ракурсів.

Заслуговує на увагу підхід, коли особа представляється у вигляді набору малих різних еталонів. Кращим і більш комплексним підходом є шлях у використанні єдиного зразка спільно з точною апріорною моделлю, яка дозволяє оцінити трансформацію основної особи, при зміні ракурсу спостереження. Деформована модель потім використовується в побудові метрики порівняння еталонних осіб. Дана ідея є основою методики деформуються еталонів.

Цікавим є схема розпізнавання на нейронних мережах. Зокрема, використання мережі гіпербазисних функцій в синтезі векторів ознак Елементи

особи для розпізнавання 3D об'єктів з довільного ракурсу. В цьому випадку входами мережі є параметри елементи особи, в тому числі їх позиція на зображенні. Гіпербазисна функціональна мережа має входи як амплітуди градієнтів для кожного пікселя і як центри відповідних еталонів різних центрів при різних зсувах, що нагадує описану раніше схему порівняння еталонів елементів особи. Це може відповідати лінійній класифікації гаусовських функціях кореляційних коефіцієнтів натомість методу максимуму на коефіцієнти кореляції.

Модель деформованого еталона.

Деформовані еталони визначаються параметрами, що задаються апріорними знаннями про очікувану формі елементів особи і які визначаються чисельно в процесі навчання при контурному дешифруванні.

Еталони досить гнучкі при зміні їх розмірів і інших заданих параметрів, при цьому їх можна чисельно порівнювати, а отримані значення параметрів можна використовувати для опису конкретного елемента особи.

Деформовані еталони взаємодіють з поточним цифровим зображенням в динамічному режимі. Енергетична функція визначається набором компонентів, які притягують еталон до зображення елемента особи на основі характеристик графіків зрізів інтенсивності, таких як максимуми і мінімуми, країв і самих значень інтенсивності. Мінімум енергетичної функції відповідає кращому вибору для даного зображення. Зазвичай формуються еталони, що використовують для виявлення очей і рота.

До початку пошуку елементів особи необхідно задати яскравості кордону, які можна було б використовувати для ідентифікації елементів особи від інших фрагментів особи і грубий контур кожного елемента особи як початковий контур для подальших ітерацій. Зазвичай використовують масштабний просторовий фільтр, для обчислення гістограми і визначення нульових яскравостей на різних масштабах, і метод грубої оцінки контуру для грубого визначення положення контуру об'єкта. Винятком є тільки грубий контур обличчя, який менше ніж його точний контур.

Після того як отримано грубий контур, відбувається знаходження фізичного контуру на кожному елементі особи. Загальноприйняті детектори країв не дозволяють точно визначити контури очей або рота, виходячи тільки з локального набору країв. Справа в тому, що звичайні детектори країв не дозволяють синтезувати локальну інформацію в цілісний глобальний контур об'єкта. Тому проектування детектора очей засновано на методі деформованого еталона, який задається набором параметрів, що визначаються апріорною інформацією про очікувану форму і використовуваним в процесі навчання. Ці еталони досить гнучкі і змінюють свої розміри і форму шляхом варіації їх значень параметрів, так як еталон взаємодіє із зображенням. Отримані значення величин параметрів опису зразка використовуються для опису конкретного елемента особи.

1.2 Методи розпізнавання обличь

По суті, роботу будь-якого алгоритму розпізнавання можна описати діаграмою на малюнку 1.1:

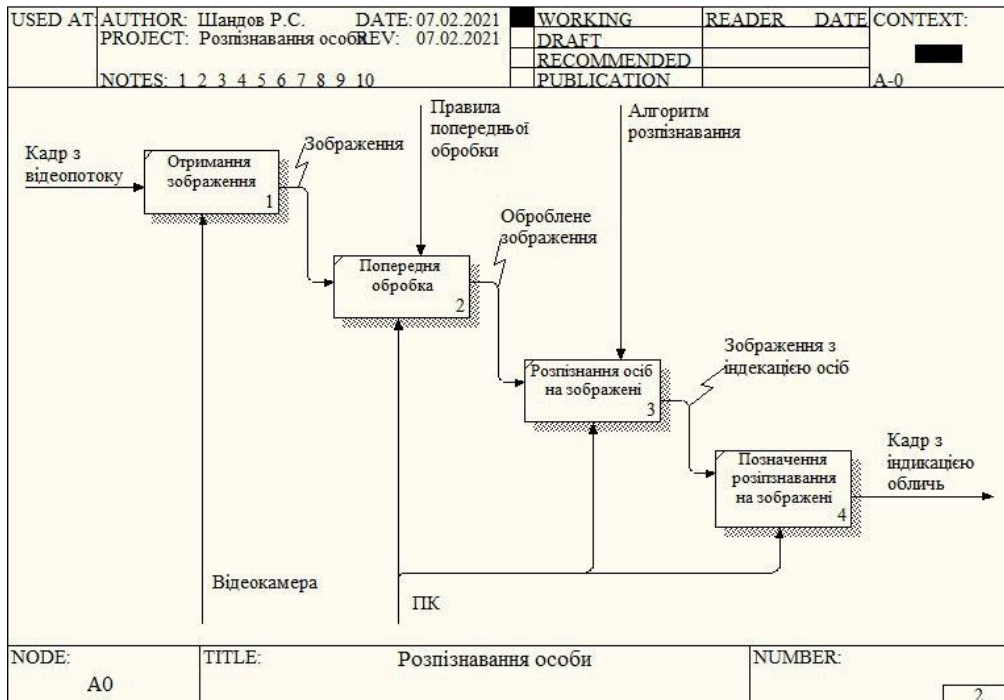


Рис. 1.1. Алгоритм розпізнавання обличь

Контекстна діаграма представлена в додатку А.

Існуючі алгоритми виявлення осіб можна розбити на чотири категорії:

- емпіричний метод;
- метод характерних симетричних ознак;
- розпізнавання за допомогою шаблонів, заданих розробником;
- метод виявлення за зовнішніми ознаками, якими навчаються системи.

Емпіричний підхід базується на «знаннях зверху-вниз» (Knowledge based top-down methods) передбачає реалізацію алгоритму, що реалізує певний набір правил, яким повинен відповідати ділянка зображення, щоб можна було визнати це обличчям людини.

Створення таких правил є спробою формалізувати емпіричні знання про те, як саме має виглядати обличчя людини на зображеннях. У підсумку по ним визначається: є особа на ділянці зображення чи ні.

Найпростіші правила:

- присутня значна різниця в яскравості між центральною частиною і верхньою частиною особи;
- яскравість і колір центральній частині особи є однорідним;
- різко відрізняються за яскравістю щодо іншої частини особи, два симетрично розташованих ока, ніс і рот.

Для згладжування перешкод застосовується метод сильного зменшення зображення який піддає зображення зменшенню в розмірах. Це також зменшує обчислювальні операції (рисунок 1.2). Метод сприяє більш простому виявленню зони рівномірного розподілу яскравості (зона передбачуваного знаходження особи), щоб в подальшому виконати перевірку на наявність областей всередині які сильно відрізняються по яскравості: саме такі області можна з різною часткою ймовірності віднести до «особі».



Рис. 1.2 - Метод Yang & Huang

Метод побудови гістограм (Рис. 1.3). В областях-кандидатах відбувається пошук рис обличчя. При отриманні гістограми певної форми можна визначити ймовірність наявності осіб.

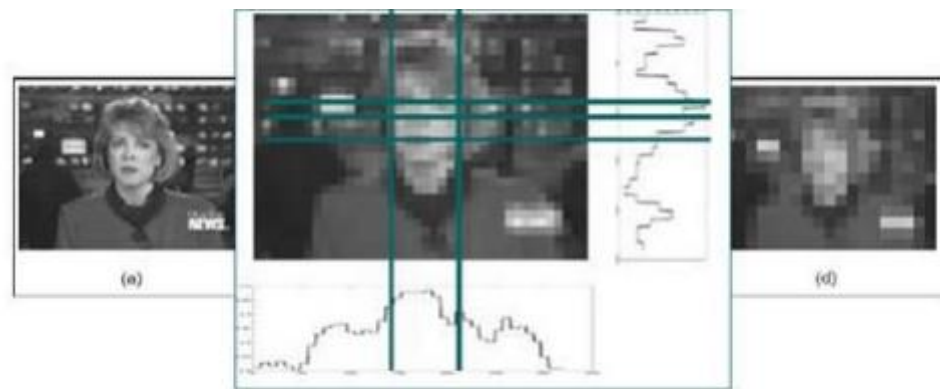


Рис. 1.3 - Метод Kotropoulos & Pita

Даний підхід використовувався на зорі розвитку комп'ютерного зору через малі вимоги до обчислювальної потужності процесора для обробки зображення.

Описані методи мають непогані показники по визначенню осіб на зображеннях на однорідному фоні. Їх легко реалізувати за допомогою машинного коду, що дозволило розробити безліч подібних алгоритмів.

Недоліком є їх абсолютна непридатність при наявності складного заднього фону і чутливість до нахилу і повороту голови.

Методи характерних симетричних ознак, що базуються на знаннях знизу-вгору (Feature invariant approaches) утворюють другу групу методів визначення об'єктів. Тут видно інший підхід до проблеми: не відбувається формалізації, які

протікають в людському мозку процесів, в явному вигляді. Прихильники цього підходу намагаються знайти інваріантні особливості, виявити неявні закономірності та властивості об'єктів, незалежно від кута нахилу і положення.

Основні етапи алгоритмів цієї групи методів:

- виявлення: кордону особи, форма, яскравість, текстура, колір;
- детектування на зображенні явних ознак особи: очей, носа, рота;
- об'єднання всіх знайдених інваріантних ознак і їх верифікація.

У складних сценах передбачається пошук правильних геометричних розташувань форм особи. Для цього застосовується гауссовський похідний фільтр з безліччю різних масштабів і орієнтацій. Слідом, випадковим перебором виконується пошук відповідностей виявлених рис обличчя, їх взаємне розташування.

Метод угруповання ознак з застосуванням другої похідної гауссовського фільтра для пошуку цікавих області зображення (Рис. 1.4). Після цього групуються краї навколо кожної такої області за допомогою порогового фільтра.

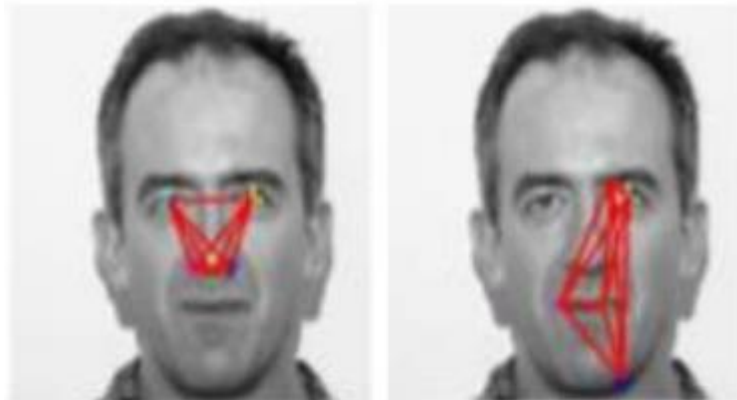


Рис. 1.4 - Вірні і випадкові спрацьовування

Для комбінування знайдених ознак використовується оцінка за допомогою байєсівської мережі. Відбувається вибірка рис обличчя. У цій групі методів є ряд недоліків. Великий вплив має складний задній фон зображення, при якому можуть виникати проблеми з виявленням. При невеликому

захарашені особи іншими об'єктами, виникненні шумів відсоток достовірного розпізнавання також сильно падає. Основа розглянутих підходів - Емпірика, є одночасно їх сильною і слабкою стороною. В даному випадку виявлення об'єктів на зображенні відноситься до завдань високої складності через наступні фактори: велика мінливість об'єкта розпізнавання, залежність від освітлення, умов зйомки.

Застосування емпіричних правил дозволяє звести задачу розпізнавання об'єктів на зображенні до певної кількості відносно простих перевірок. Однак ці методи першої категорії поки дуже далекі по ефективності від вже давно успішно функціонуючого інструменту - людського зору, оскільки дослідники, які вирішили займатися цим, стикаються з низкою серйозних труднощів. По-перше, процеси, що протікають в людському мозку далеко не повністю вивчені, і набір емпіричних знань, який на даний момент доступні на свідомому рівні, далеко не вичерпує весь спектр підсвідомих інструментів. По-друге, неможливо перенести неформальний людський досвід в набір певних правил, тому що в ряді випадків це може привести до великої кількості помилкових спрацьовувань, або навпаки - виявлення взагалі не відбудеться.

Розпізнавання за допомогою шаблонів, заданих розробником (Template Matching Methods). Шаблони задають якийсь стандартний образ зображення особи, наприклад, шляхом опису властивостей окремих областей особи і їх можливого взаємного розташування. Виявлення особи за допомогою шаблону полягає в перевірці кожної з областей зображення на відповідність заданим шаблоном. Особливості підходу:

- два види шаблонів:

- а) не деформуються;

- б) деформуються;

- шаблони заздалегідь запрограмовані, не навчаємо;

- використовується кореляція для знаходження особи на зображенні.

Метод детектування особи за допомогою тривимірних форм передбачає використання шаблонів у вигляді пар відносин яскравин в двох областях. Для

детекції обличчя потрібно проскакувати всі зображення на порівняння із заданим шаблоном. Причому робити це необхідно з різним масштабом (рисунок 1.5).

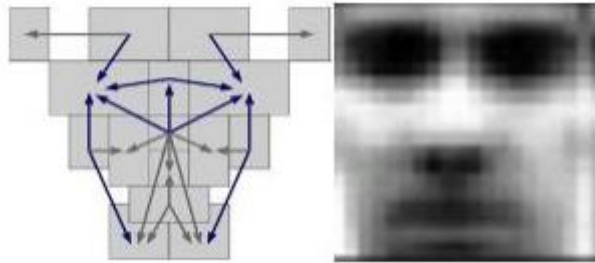


Рис. 1.5 - Метод детектування особи за допомогою тривимірних форм

Моделі розподілу опорних точок є статистичними моделями, які представляють об'єкти, форми яких можуть змінюватися.

Їх корисна особливість для методу - здатність виділити форму змінних об'єктів в межах навчального набору з невеликою кількістю параметрів форми. Ця компактна і точна параметризація може використовуватися для розробки ефективних систем класифікації.

Серед достоїнств розпізнавання за допомогою шаблонів можна виділити відносну простоту реалізації і хороші результати спрацьовування для зображень з нескладним заднім фоном. Основний недолік цього методу - необхідність калібрування шаблону поблизу із зображенням обличчя. Доцільність методу не вважається високою через складність обчислення шаблонів для різних поворотів особи і ракурсів.

Зазвичай пошук осіб на зображеннях за допомогою методів, заснованих на побудові математичної моделі зображення особи, полягає в повному переборі всіх прямокутних фрагментів зображення всіляких розмірів і проведення перевірки кожного з фрагментів на наявність особи.

Оскільки схема повного перебору володіє такими безумовними недоліками, як надмірність і велика обчислювальна складність, авторами застосовуються різні методи скорочення кількості розглянутих фрагментів.

Основні принципи методів:

- Схоластика: кожен сканується вікном і представляється векторами цінності.
- Блокова структура: зображення розбивається на пересічні або непересічні ділянки (рисунок 1.6) різних масштабів і проводиться оцінка за допомогою алгоритмів оцінки ваг векторів.



Рис. 1.6 - Приклади розбивки зображення на ділянки

Для навчання алгоритмів потрібна бібліотека підготовлених зображень обличчя і «не осіб», будь-яких інших зображень.

Варто зазначити що найважливішим завданням є виділити сильні класифікатори. Саме вони будуть мати найвищий пріоритет для перевірки знайдених ознак в зображенні. Кількість слабших класифікаторів варто зменшувати за рахунок схожості один на одного, а також видаленні класифікаторів, що виникли за рахунок шумових викидів.

1.3 Оцінка ефективності систем розпізнавання

Між спеціалізованими і аматорськими системами розпізнавання існує велика різниця. Аматорські - виглядають красивіше, дорожче, і до них пред'являються більш низькі вимоги. Також, за рахунок того, що в разі допущених помилок даними системами, наслідки зазвичай незначні, їх вартість набагато нижча за вартість професійних систем, вимоги до яких пред'являються серйозніше.

Для прикладу можна взяти технологію розпізнавання осіб на фотографіях в соціальних мережах, і професійну систему, призначену для пошуку розшукуваних людей. Перша система працює з фотографіями, на яких люди

зазвичай дивляться в об'єктив, а друга - з людьми, знятими в громадському місці, які не дивляться в камери відеоспостереження, а іноді навіть спеціально від них ховаються. Також варто зауважити, що якщо перша система припуститься помилки, то нічого страшного не станеться, а от якщо система пошуку розшукуваних людей буде допускати багато помилок, то це серйозний недолік, так як будь-який з пропущених людей може виявитися злодієм, вбивцею або навіть терористом.

Тому при виборі системи важливо правильно визначити не тільки мету, але і критерії для оцінки ефективності цієї системи. А це значить визначити пристосованість системи до роботи в певних умовах і різні пороги допустимих помилок. В даний час для оцінки ефективності систем розпізнавання виділяють 2 основні параметри. У біометрії їх називають Коефіцієнтом помилкового допуску (FAR - False Acceptance Rate) і Коефіцієнтом помилкової відмови (False Rejection Rate - FRR). Коефіцієнт помилкової відмови показує ймовірність того, як часто особи, бувають помилково відкинуті, або іншими словами - система не знайшла в базі «свою» людину. Чим цей коефіцієнт менше, тим вище точність розпізнавання.

Коефіцієнт помилкового допуску - це навпаки, ймовірність того, як часто система помилково визнає справжність.

Існують ще один коефіцієнт, що дозволяє порівнювати біометричні системи - коефіцієнт EER (рівний рівень помилок). Це коефіцієнт, при якому обидві помилки (помилка прийома і помилка відхилення) еквівалентні. Чим нижче коефіцієнт EER, тим вище точність біометричної системи.

На малюнку 1.7 показані взаємозв'язку характеристик FAR, FRR і EER.

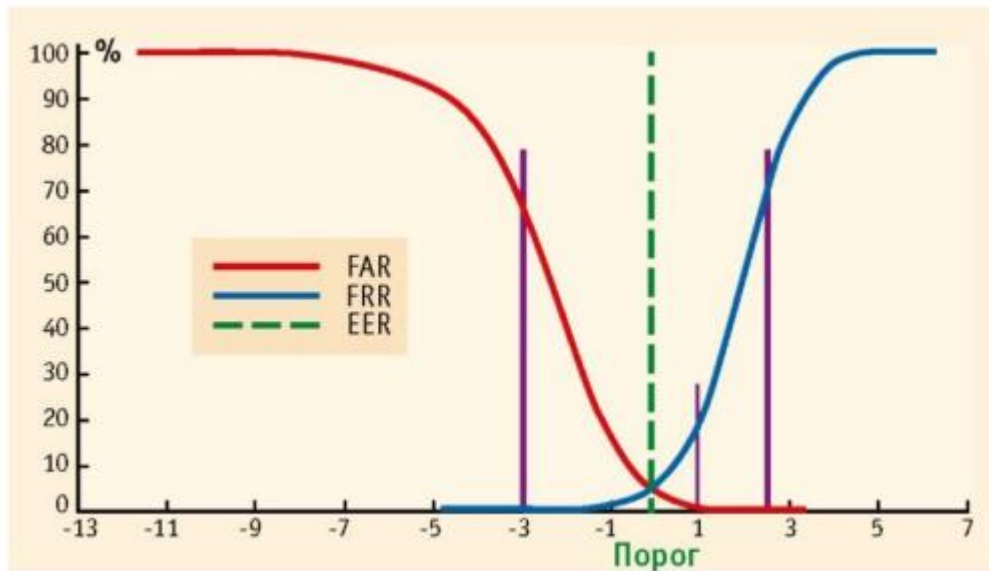


Рис. 1.7 - Характеристики біометричних систем

Для порівняння систем і візуалізації залежності між помилками використовують графік ROC (Receiver Operating Characteristic).

Крива ROC визначає, наскільки зразок повинен бути близький до шаблону, щоб система могла вважати це збігом. При регулюванні порогів помилок, варто не забувати, що величини FAR і FRR взаємодоповнюючі і якщо зменшити, то буде менше помилкових розбіжностей, але більше помилкових прийомів.

Висновки до розділу 1

Таким чином можна зробити наступні висновки з розглянутих основних теоретичних понять створення системи розпізнавання осіб:

- Розглянуті основні теоретичні поняття
- Розглянуті методи для розпізнавання осіб та їх характеристика
- Зроблена оцінка ефективності систем розпізнавання

РОЗДІЛ 2: АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ НА ОСНОВІ МЕТОДА ВІОЛИ ДЖОНСА

2.1 Основні принципи

Метод був розроблений в 2001 році Полом Віолою і Майклом Джонсом і до сих пір є основним для пошуку об'єктів на зображенні в реальному часі.

Основні принципи, на яких базується метод:

- використання зображень в інтегральному уявленні, що дозволяє обчислювати швидко необхідні об'єкти;
- використовуються ознаки Хаара, за якими відбувається пошук потрібного об'єкта (в даному випадку, особи і його рис);
- використовується бустінг (від англ. Boost - поліпшення, посилення) для вибору найбільш підходящих ознак для шуканого об'єкта на даній частині зображення;
- всі ознаки, що надходять на вхід класифікатора, дають результат «вірно» або «не вірно»;
- використовуються каскади ознак для швидкого відкидання вікон, де не знайдено особа.

Результати пошуку дуже швидкі, хоча самонавчання класифікаторів відбувається вкрай повільно. Тому цей метод був обраний для розпізнавання об'єктів на зображенні. Метод Віоли-Джонса на сьогоднішній день є одним з кращих по співвідношенню показників ефективність розпізнавання / швидкість роботи. Також детектор має дуже низьку ймовірність помилкового спрацьовування. Алгоритм добре виконує роботу і розпізнає риси обличчя навіть під невеликим кутом, приблизно до 30 градусів. Якщо кут нахилу має більше значення, відсоток виявлень різко падає. У стандартній реалізації при відсутності потрібного класифікатора це не дозволяє детектувати повернене обличчя людини під довільним кутом, що сильно ускладнює використання

цього алгоритму в виробничих системах з урахуванням зростаючих потреб. Потрібен докладний розбір принципів, на яких базується алгоритм Віоли-Джонса. У загальному вигляді даний метод шукає осіб і риси обличчя за загальним принципом скануючого вікна.

2.2 Принцип скануючого вікна

Принцип скануючого вікна в загальному вигляді робить виявлення особи на зображенні таким чином:

1) Є зображення з шуканими об'єктами. воно представлено двовимірною матрицею пікселів $w * h$, де кожен має значення:

- від 0 до 255, якщо це чорно-біле зображення;

- від 0 до 255^3 , якщо це кольорове зображення (палітра R, G, B).

2) Як результат своєї роботи, алгоритм повинен визначити риси осіб і позначити їх. Пошук проводиться в активній області зображення за допомогою прямокутних ознак Хаара, які і описують знайдену особу і її риси:

$$\text{rectangle}_i = \{x, y, w, h, a\}, \quad (2.1)$$

де x, y - координати центру i -го прямокутника;

w - ширина;

h - висота;

a - кут нахилу прямокутника до вертикальної осі зображення.

Інакше кажучи, стосовно до малюнків і фотографій використовується метод скануючого вікна (scanning window): кожен фрагмент зображення сканується вікном. При кожному переміщенні вікна для кожного положення застосовуються класифікатори. Система навчання класифікаторів повністю автоматизована і не вимагає втручання людини, тому цей підхід працює швидко. Завдання пошуку і знаходження осіб на зображенні за допомогою даного методу часто виявляється черговим кроком на шляху до розпізнавання характерних рис, наприклад, верифікації людини по розпізнаній особі або розпізнаній міміці обличчя

2.3 Інтегральне представлення зображень

Для виконання будь-яких дій з даними використовується інтегральне представлення зображень за методом Віюлі-Джонса. Також таке уявлення можна зустріти і в інших методах, таких як SURF, вейвлет-перетворення і багатьох інших. Інтегральне уявлення швидко дозволяє розрахувати загальну яскравість довільного прямокутника на даному зображенні. Причому час розрахунку завжди константний.

Інтегральне представлення зображення - це матриця, яка збігається за розмірами з вихідним зображенням. Кожен її елемент зберігає суму інтенсивностей всіх пікселів, що знаходяться лівіше і вище даного елемента. Елементи матриці розраховуються за такою формулою:

$$L(x, y) = \sum_{i=0, j=0}^{i \leq x, j \leq y} I(i, j), \quad (2.2)$$

де $I(i, j)$ - яскравість пікселя вихідного зображення.

Кожен елемент матриці L являє собою суму пікселів в прямокутнику від $(0,0)$ до (x, y) , тобто значення кожного пікселя (x, y) дорівнює сумі значень усіх пікселів лівіше і вище даного пікселя (x, y) . Розрахунок матриці виконує лінійний час, який пропорційний числу пікселів в зображенні, тому інтегральне зображення прораховується за один прохід.

Розрахунок матриці можливий за формулою 2.3:

$$L(x, y) = I(x, y) - L(x-1, y-1) + L(x, y-1) + L(x-1, y). \quad (2.3)$$

За такою інтегральною матрицею можна швидко обчислити суму пікселів довільного прямокутника і довільної площі.

Нехай в прямокутнику ABCD (Рис. 2.1) є цікавий для нас об'єкт D:

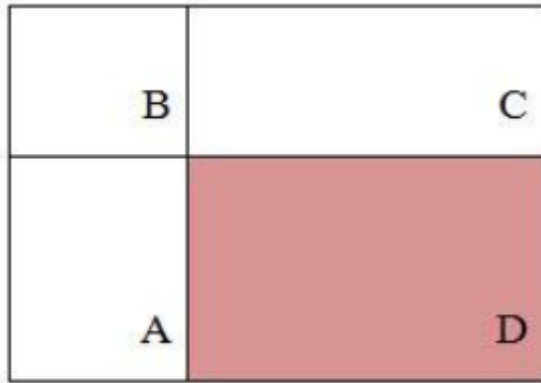


Рис. 2.1 - Прямокутник ABCD

З малюнка зрозуміло, що суму усередині прямокутника можна виразити через суми і різниці суміжних прямокутників за формулою 2.4:

$$S(ABCD) = L(A) + L(C) - L(B) - L(D). \quad (2.4)$$

Ця формула використовується для обчислення суми пікселів прямокутника.

2.4 Ознаки Хаара

Ознака - відображення $f: X \Rightarrow D_f$, де D_f - безліч допустимих значень ознаки. Якщо задані ознаки f_1, \dots, f_n , тоді вектор ознак $x = (f_1(x), \dots, f_n(x))$ називається ознаковим описом об'єкта $x \in X$. Ознаковий опис допустимо ототожнювати з самими об'єктами. При цьому множину $X = D_{f_1} * \dots * D_{f_n}$ називають простором ознак.

Ознаки поділяються на такі типи в залежності від безлічі D_f :

- бінарна ознака, $D_f = \{0,1\}$;
- номінальна ознака: D_f - кінцева множина;
- порядкова ознака: D_f - кінцева впорядкована множина;
- кількісна ознака: D_f - множина дійсних чисел.

Природно, бувають прикладні завдання з різнотипними ознаками, для їх вирішення підходять далеко не всі методи.

У стандартному методі Віюлі - Джонса використовуються прямокутні ознаки, вони називаються примітивами Хаара.

У розширеному методі Віюли - Джонса, що використовується в бібліотеці OpenCV використовуються додаткові ознаки (додаток Б).

Обчислюваним значенням цих ознак буде $F = X - Y$, де X - сума значень яскравості точок, що закриваються світлою частиною ознаки, а Y - сума значень яскравості точок, що закриваються темної частиною ознаки. Для їх обчислення використовується поняття інтегрального зображення, розглянуте вище. Ознаки Хаара дають точкове значення перепаду яскравості по осі X і Y відповідно.

2.5 Перевірка вікна

Алгоритм скануючого вікна з ознаками Хаара виглядає наступним чином:

- є досліджуване зображення, вікно сканування на початковій позиції, яке використовує ознаки встановлення;
- на кожному кроці вікно сканування переміщається по зображенню з кроком в 1 піксель (наприклад, розмір вікна може бути $28 * 28$ пікселів);
- при скануванні області у вікні обчислюються близько 200 тис. різних варіантів розташування ознак за рахунок зміни положення і масштабу у вікні сканування;
- сканування здійснюється послідовно при різних масштабах;
- зображення не масштабується, робить це скануюче вікно (змінюється розмір осередку);
- всі ознаки, які були знайдені на ділянці зображення, передаються класифікатором, який виносить рішення.

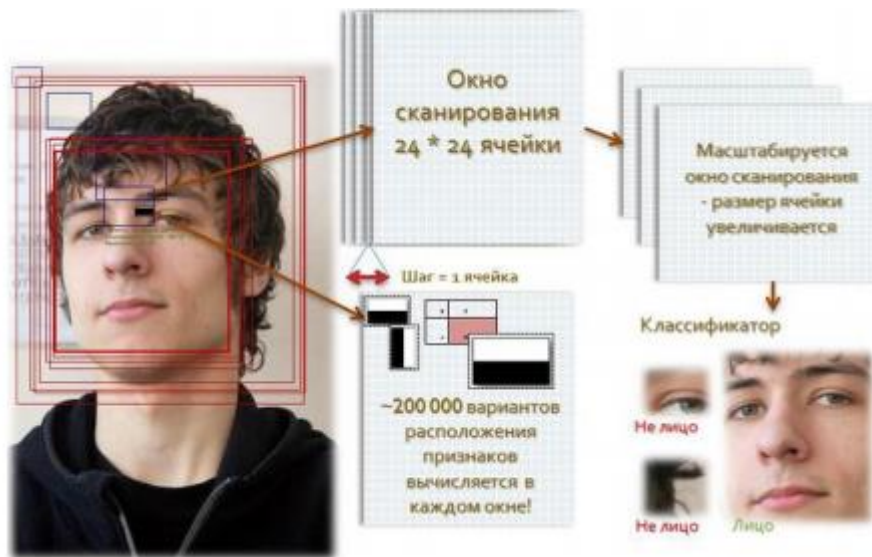


Рис. 2.2 - Візуалізація алгоритму скануючого вікна

Процес пошуку по черзі виробляє обчислення всіх ознак, чого просто неможливо досягти на звичайних домашніх комп'ютерах.

Отже, класифікатору потрібно реагувати на строго певну безліч ознак. Виглядає логічним, що для знаходження осіб класифікатор потрібно навчити визначати ознаки, характерні тільки для них. Це досягається автоматичним навчанням.

2.6 Модель машинного навчання

Машинне навчання - процес отримання автоматичним модулем нових знань. Є визнане визначення даного процесу: машинне навчання - це наука, що вивчає комп'ютерні алгоритми, автоматично стають краще під час роботи. Рис. 2.3 ілюструє процес навчання машини.

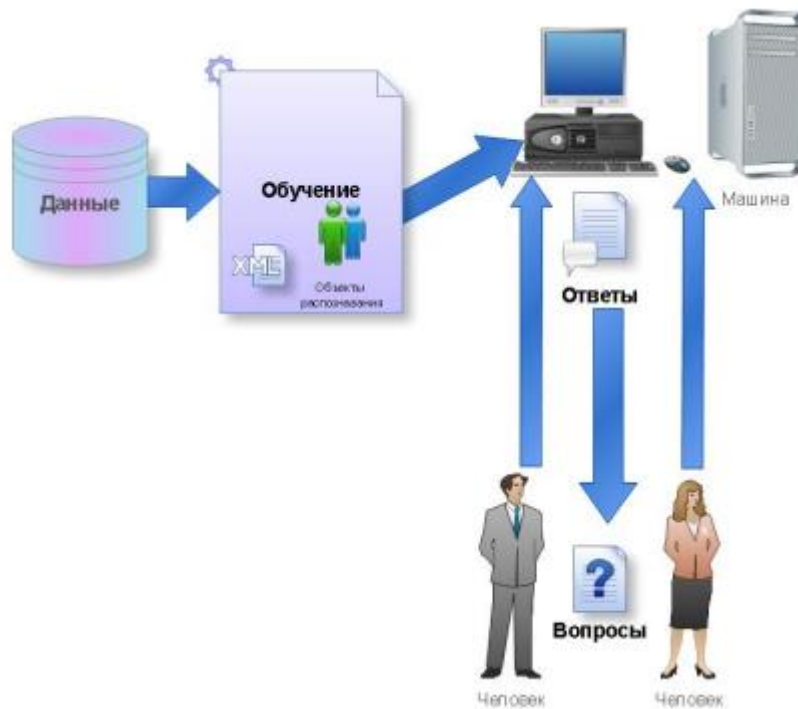


Рис. 2.3 - Модель машинного навчання

Даний процес входить в концепцію і технологію під назвою Data mining (витяг інформації та інтелектуальний аналіз даних), куди входять крім машинного навчання такі дисципліни, як «Теорія баз даних», «Штучний інтелект», «Алгоритмізація», «Розпізнавання образів та інші» .

Машинне навчання в методі Віоли-Джонса вирішує таку задачу як класифікація шляхом навчання каскадного класифікатора.

2.7 Навчання класифікатора в методі Віоли-Джонса

В контексті алгоритму, є множина зображень, які розділені на класи. Вони задаються множиною зображень для певного класу, до якого вони відносяться (наприклад, це може бути клас «фронтальне положення очей»). Така множина називається навчальною вибіркою. Для інших об'єктів не визначена класова приналежність.

Потрібно побудувати алгоритм, який здатний класифікувати довільний об'єкт з початкової множини.

Класифікувати об'єкт - означає, вказати номер (або найменування класу), до якого належить даний об'єкт.

Класифікація об'єкта – це номер або найменування класу, що видається алгоритмом класифікації в результаті його застосування до даного конкретного об'єкту.

Класифікатор (classifier) - в задачах класифікації – це апроксимуюча функція, яка виносить рішення, до якого саме класу даний об'єкт належить.

Навчальна вибірка - кінцеве число даних.

У машинному навчанні завдання класифікації відноситься до розділу навчання з вчителем, коли класи поділені. Розпізнавання образів по суті своїй і є класифікація зображень і сигналів. У разі алгоритму Віюлі-Джонса для ідентифікації та розпізнавання особи класифікація є двокласовою.

Постановка класифікації виглядає наступним чином: є X - множина, в якій зберігається опис об'єктів, Y - кінцева множина номерів, що належить класам. Між ними є залежність - відображення $Y^*: X \Rightarrow Y$. Навчальна вибірка представлена формулою 2.5:

$$X_m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}. \quad (2.5)$$

Конструюється функція f від вектора значень X , яка видає відповідь для будь-якого можливого спостереження X і здатна класифікувати об'єкт $x \in X$. Дане просте правило повинно добре працювати і на нових даних.

2.8 Застосовуваний в алгоритмі бустінг

Для вирішення проблеми складного навчання існує технологія бустінга.

Бустінг - комплекс методів, що сприяє підвищенню точності аналітичних моделей. Ефективна модель, яка припускає мало помилок класифікації, називається «сильною». «Слабка» ж, навпаки, не дозволяє надійно розділяти класи або давати точні прогнози, робить в роботі велику кількість помилок. Тому бустінг (від англ. Boosting - підвищення, посилення, поліпшення) означає дослівно «посилення слабких моделей» - це процедура послідовної побудови

композиції алгоритмів машинного навчання, коли кожен наступний алгоритм прагне компенсувати недоліки композиції всіх попередніх алгоритмів.

Бустінг є жадібним алгоритмом побудови композиції алгоритмів (greedy algorithm) - це алгоритм, який на кожному кроці робить локально найкращий вибір в надії, що підсумкове рішення буде оптимальним. Бустінг над вирішальними деревами вважається одним з найбільш ефективних методів з точки зору якості класифікації. У багатьох експериментах спостерігалось практично необмежене зменшення частоти помилок на незалежній тестовій вибірці в міру нарощування композиції. Більш того, якість на тестовій вибірці часто продовжувала поліпшуватися навіть після досягнення безпомилкового розпізнавання всієї навчальної вибірки. Це перевернуло існуюче, довготривале уявлення про те, що для підвищення узагальнюючої здатності необхідно обмежувати складність алгоритмів. На прикладі бустінга стало зрозуміло, що гарною якістю можуть володіти складні композиції, якщо їх правильно налаштовувати.

Пояснення математичного бустінга звучить наступним чином: поряд з множинами X і Y вводиться допоміжна множина R , звана простором оцінок. Розглядаються алгоритми, які мають вигляд суперпозиції $a(x) = C(b(x))$, де функція $b: X \rightarrow R$ називається алгоритмічним оператором, функція $C: R \rightarrow Y$ - вирішуючим правилом.

Багато алгоритмів класифікації мають саме таку структуру: спочатку обчислюються оцінки приналежності об'єкта класам, потім вирішальне правило переводить ці оцінки в номер класу. Значення оцінки, як правило, характеризує ступінь впевненості класифікації.

Алгоритмічна композиція - алгоритм $a: X \rightarrow Y$ виду

$$a(x) = C(F(b_1(x), \dots, b_T(x))), x \in X, \quad (2.6)$$

складена з алгоритмічних операторів $b_t: X \rightarrow R$, $t = 1, \dots, T$, коригувальної операції $F: R^T \rightarrow R$ і вирішального правила $C: R \rightarrow Y$.

Базовими алгоритмами позначаються функції $a_t(x) = C(bt(x))$, а при фіксованому вирішальному правилі C - і самі оператори $bt(x)$.

Суперпозиції виду $F(b_1, \dots, b_T)$ є відображеннями з X в \mathbb{R} , тобто, знову ж таки, алгоритмічними операторами.

У задачах класифікації на два непересічних класи, в якості простору оцінок, зазвичай, використовується множина дійсних чисел.

Вирішальні правила можуть мати налаштувальні параметри. Так, в алгоритмі Віоли-Джонса використовується порогове вирішальне правило, де, як правило, спочатку будується оператор при нульовому значенні, а потім підбирається оптимальне значення. Процес послідовного навчання базових алгоритмів застосовується, мабуть, найчастіше при побудові композицій.

Критерії зупинки можуть використовувати різні, в залежності від специфіки, завдання, також можливе спільне застосування декількох критеріїв:

- побудування заданої кількості базових алгоритмів T ;
- досягнення заданої точності на навчальній вибірці;
- досягнення точності на контрольній вибірці.

Розвитком даного підходу є розробка більш досконалого сімейства алгоритмів бустінга AdaBoost (adaptive boosting - адаптоване поліпшення), запропонована Йоав Фройнд (Freund) і Робертом Шапіро (Schapire) в 1999 році, який може використовувати довільне число класифікаторів і виробляти навчання на одному наборі прикладів, по черзі застосовуючи їх на різних етапах.

Розглядається задача класифікації на два класи, $Y = \{-1, +1\}$. Наприклад, базові алгоритми також повертають тільки дві відповіді -1 і $+1$, і вирішальне правило фіксоване: $C(b) = \text{sign}(b)$. Шукана алгоритмічна композиція має вигляд:

$$a(x) = C(F(b_1(x), \dots, b_T(x))) = \text{sign}(\sum_{t=1}^T a_t b_t(x)), \quad x \in X. \quad (2.7)$$

Функціонал якості композиції Q_t визначається як число помилок, що допускаються нею на навчальній вибірці:

$$Q(b, W^1) = Q_T = \sum_{t=1}^T [y_i \sum_{t=1}^T a_t b_t(x_i)] < 0, \quad (2.8)$$

де $W^1 = (w_1, \dots, w_l)$ - вектор ваг об'єктів.

Візуалізація алгоритму представлена в додатку Б.

Плюси AdaBoost:

- хороша узагальнююча здатність. В реальних задачах практично завжди будуються композиції, що перевершують за якістю базові алгоритми. Узагальнююча здатність може поліпшуватися в міру збільшення числа базових алгоритмів;

- простота реалізації;

- власні накладні витрати бустінга невеликі. Час побудови композиції практично повністю визначається часом навчання базових алгоритмів;

- можливість ідентифікувати об'єкти, які є шумовими викидами. Це найбільш «важкі» об'єкти x_i , для яких в процесі нарощування композиції ваги w_i приймають максимальні значення.

Мінуси AdaBoost:

- буває перенавчання при наявності значного рівня шуму в даних. Експоненціальна функція втрат занадто сильно збільшує вагу «найбільш важких» об'єктів, на яких помиляються багато базових алгоритмів. Однак саме ці об'єкти найчастіше виявляються шумовими викидами. В результаті AdaBoost починає налаштовуватися на шум, що веде до перенавчання. Проблема вирішується шляхом видалення викидів або застосування менш «агресивних» функцій втрат. Зокрема, застосовується алгоритм GentleBoost;

- AdaBoost вимагає досить довгих навчальних вибірок. Інші методи лінійної корекції, зокрема, беггінг, здатні будувати алгоритми порівнянної якості за меншими вибірками даних;

- буває побудова неоптимального набору базових алгоритмів. Для поліпшення композиції можна періодично повертатися до раніше побудованих алгоритмів і навчати їх спочатку;

- бустінг може призводити до побудови громіздких композицій, що складаються з сотень алгоритмів. Такі композиції виключають можливість змістовної інтерпретації, вимагають великих обсягів пам'яті для зберігання базових алгоритмів і істотних витрат часу на обчислення класифікацій.

В наші дні підхід посилення простих класифікаторів є популярним і, ймовірно, найбільш ефективним методом класифікації за рахунок високої швидкості та ефективності роботи і відносної простоти реалізації.

2.9 Каскадна модель розробляється алгоритму

Алгоритм бустінга для пошуку осіб такий:

- 1) Визначення слабких класифікаторів з прямокутними ознаками.
- 2) Для кожного переміщення скануючого вікна обчислюється прямокутна ознака на кожному прикладі.
- 3) Вибирається найбільш підходящий поріг для кожної ознаки.
- 4) Відбираються кращі ознаки і кращий відповідний поріг.
- 5) Перезвіщується вибірка.

Каскадна модель сильних класифікаторів - це по суті теж саме дерево прийняття рішень, де кожен вузол дерева побудований таким чином, щоб детектувати майже всі питання, що цікавлять образи і відхиляти області, які не є образами. Крім цього, вузли дерева розміщені таким чином, що чим ближче вузол знаходиться до кореня дерева, тим з меншої кількості примітивів він складається і тим самим вимагає меншого часу на прийняття рішення. Даний вид каскадної моделі добре підходить для обробки зображень, на яких загальна кількість детектируємих образів мала. У цьому випадку метод може швидше прийняти рішення про те, що дана область не містить образ, і перейти до наступного. Приклад каскадної моделі сильних класифікаторів представлений на Рис. 2.4:

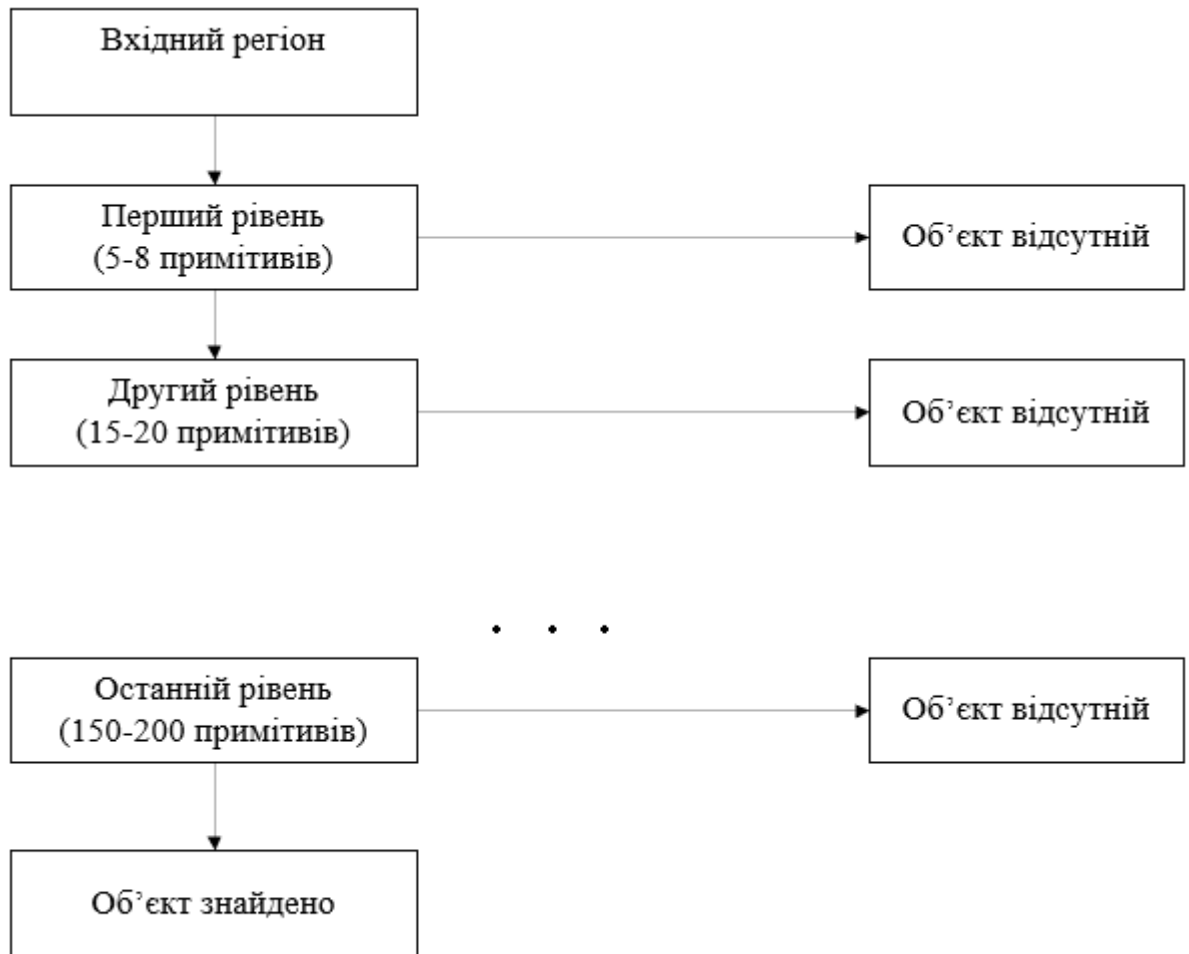


Рис. 2.4 - Приклад каскадної моделі сильних класифікаторів

Далі, каскад застосовується до зображення:

- 1) Робота з «простими» класифікаторами - при цьому відкидається частина «негативних» вікон.
- 2) Позитивне значення першого класифікатора запускає другий, більш пристосований і так далі.
- 3) Негативне значення класифікатора на будь-якому етапі призводить до негайного переходу до наступного скануючого вікна, старе вікно відкидається.
- 4) Ланцюжок класифікаторів стає складнішим, тому помилок стає набагато менше.

Для тренування такого каскаду будуть потрібні наступні дії:

- 1) задаються значення рівня помилок для кожного етапу (попередньо їх треба кількісно переглянути при застосуванні до зображення з навчального

набору) - вони називаються detection і false positive rates - треба щоб рівень detection був високий, а рівень false positive rates низький;

2) додаються ознаки доти, поки параметри обчислюється до етапу поставленого рівня, тут можливі такі допоміжні етапи, як:

а. Тестування додаткового маленького тренувального набору.

б. Поріг AdaBoost навмисне знижується з метою знайти більше об'єктів, але в зв'язку з цим якомога більшу кількість неточних визначень об'єктів.

3) якщо false positive rates залишається високим, то додається наступний етап або шар;

4) помилкові виявлення в поточному етапі використовуються як негативні вже на наступному шарі або етапі.

2.10 Підсумкове уявлення алгоритму

Розпізнавання осіб з відеопотоку по методу Віоли-Джонса представлено у вигляді контекстної діаграми (додаток А) і діаграмою декомпозиції (Рис. 2.5)

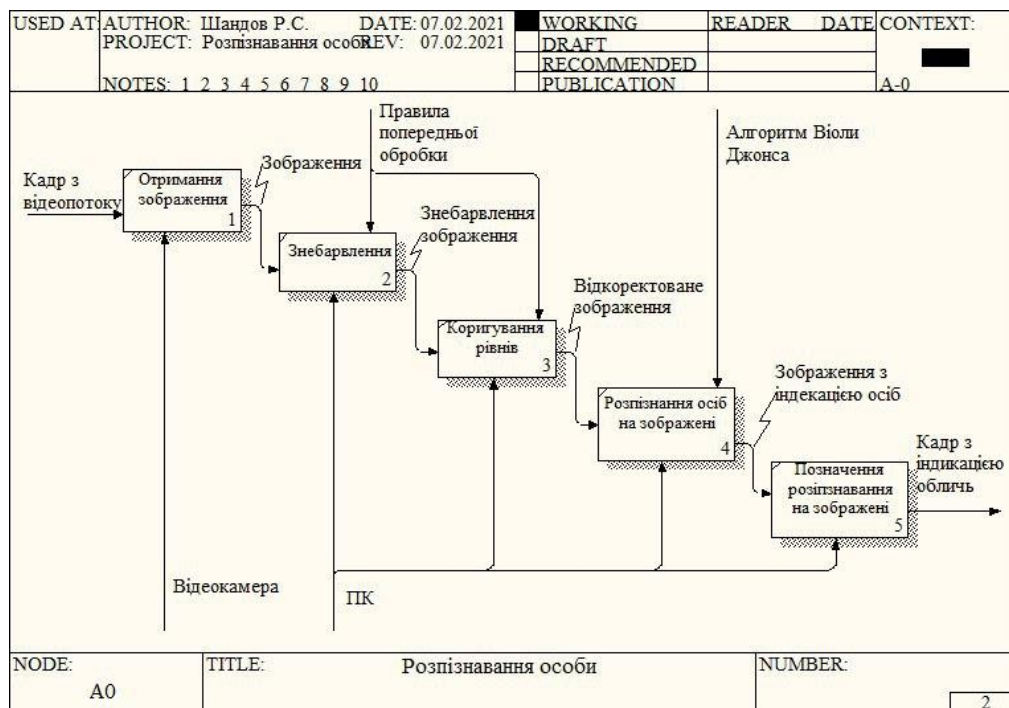


Рис. 2.5 - Діаграма декомпозиції розпізнавання осіб з відеопотоку по методу Віоли-Джонса

На діаграмі видно, що після отримання зображення воно проходить попередню обробку - «Знебарвлення» і «Корегування рівнів».

Слідом йде безпосереднє розпізнавання методом Віюли-Джонса і виведення зображення з накладеними фігурами індикації осіб.

В кінцевому підсумку процес розпізнавання осіб в відеопотоці буде виглядати наступним чином (малюнок 2.6):

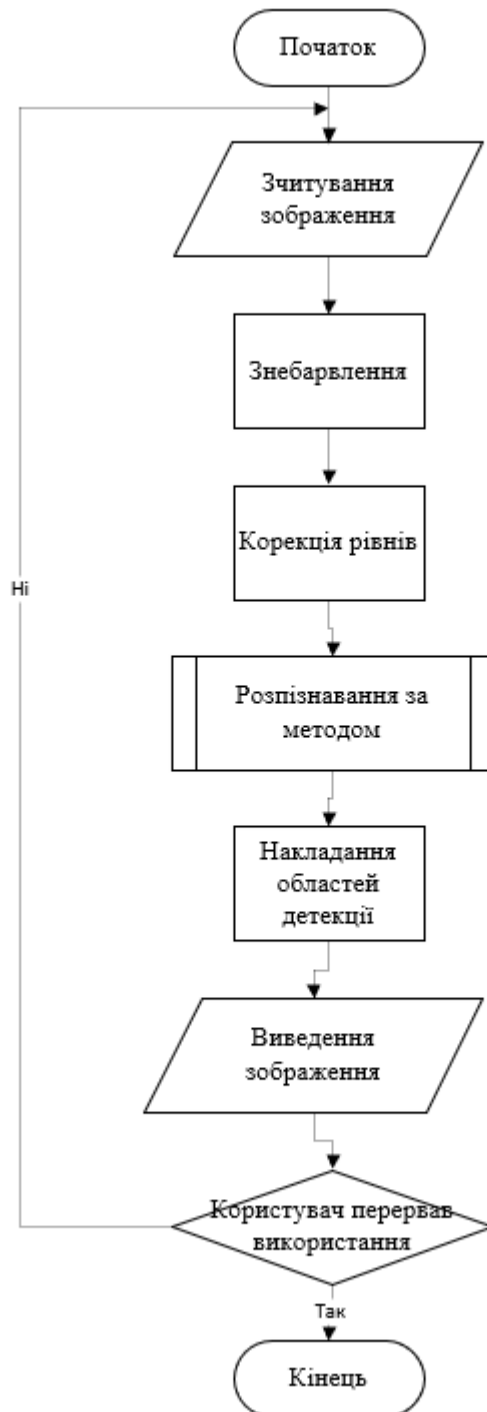


Рис. 2.6 - Блок-схема алгоритму розпізнавання осіб в відеопотоці

Кожен раз при отриманні зображення з відеопотоку його потрібно привести в належний вигляд для можливості розпізнавання. Відбувається знебарвлення зображення, тому що колір не потрібен при розпізнаванні. Далі корегуються світлові рівні зображення, щоб на розпізнавання, в меншою мірою, впливала освітленість і знаходження джерела світла.

Ключовий блок розпізнавання, за методом Віоли-Джонса, виділено на блок-схемі підпрограмою. Якщо алгоритм знайшов особи, то на виході є координати цих осіб на зображенні, і ми можемо відзначити їх. Це зображення показуємо користувачеві і зчитуємо наступний кадр з відеопотоку. На Рис. 2.7 представлено опис алгоритму за методом Віоли-Джонса.

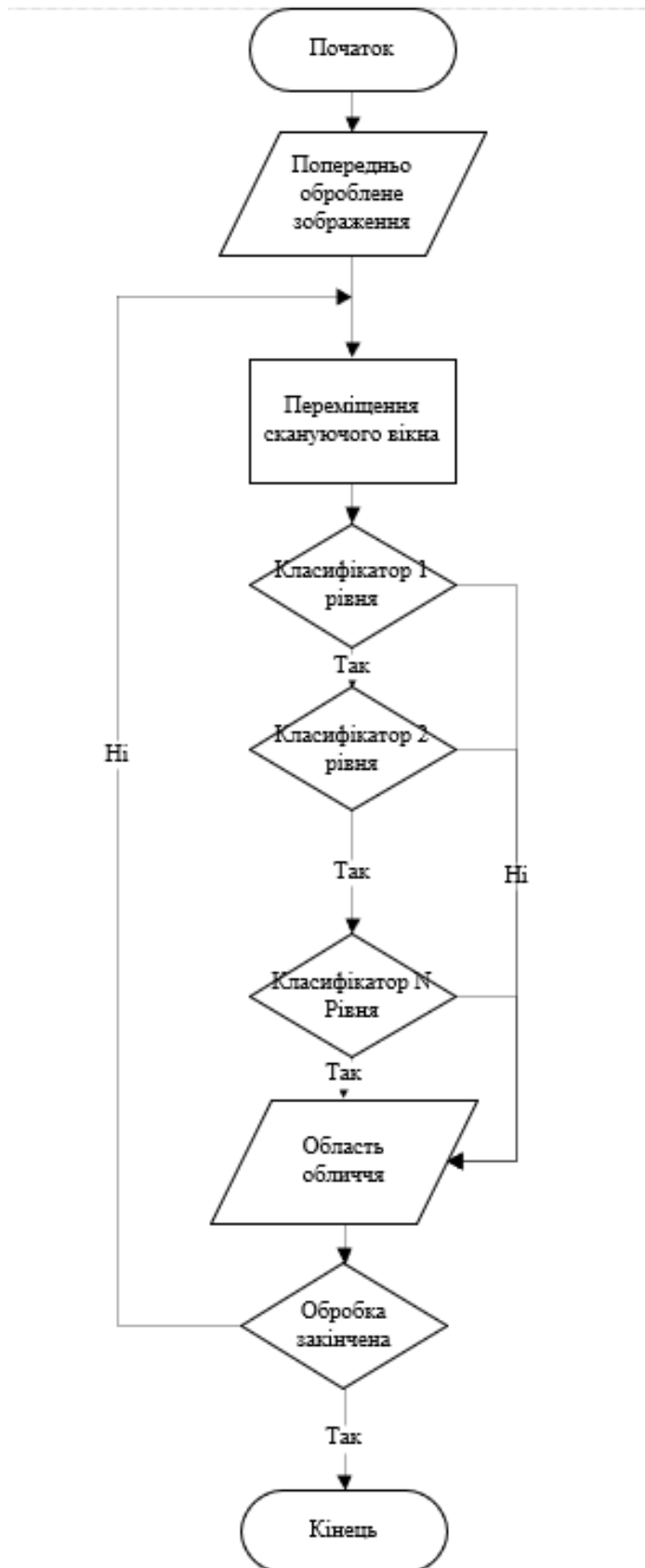


Рис. 2.7 – Розпізнавання за методом Віоли-Джонса.

Скануюче вікно при кожному своєму проході по зображенню застосовує каскадний класифікатор. На кожному наступному рівні перевіряються ознаки

класифікатора. Якщо ознаки підходять, то перевіряється наступний класифікатор. Після успішного виконання останнього класифікатора програма вважає, що знайшла особу. Якщо будь-який з класифікаторів повертає від'ємне значення виконання, то програма з впевненістю вважає, що потрібний об'єкт не знайдено і скануюче вікно зміщується далі.

РОЗДІЛ 3: ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОСІБ

3.1 Основний модуль

Для того щоб працювати з алгоритмом розпізнавання осіб спочатку потрібно скласти базу каскадів, щоб уникнути помилок. У каскадах зберігаються зразки не тільки осіб, але і об'єктів, прийнятих за них. У каскадах описані кольорові плями і їх перехрещення таким чином, щоб програма зрозуміла потрібно йому це чи ні.

Ознаки, що застосовуються алгоритмом, застосовують підсумовування пікселів з прямокутних зон. На рис. 3.1 показано чотири різноманітних ознаки. Розмір кожної ознаки підраховується як сума пікселів в білих прямокутниках, з якої віднімається сума пікселів в чорних зонах. При зберіганні зображення в інтегральному форматі, перевірка прямокутної ознаки на певній позиції проводиться за певну кількість часу, саме тут проявляється їхня перевага перед більш точними варіантами. Кожна прямокутна зона в застосовуваних ознаках завжди суміжна з іншим прямокутником, тому розрахунок ознаки з двома прямокутниками полягає в шести зверненнях в інтегральний масив, для ознаки з трьома прямокутниками - в восьми, з чотирма прямокутниками - в дев'яти.

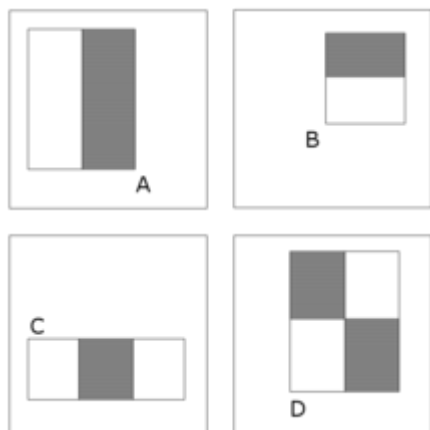


Рис. 3.1 - Ознаки

Р. Гонсалес, Р. Вудс описали цей та інші методи розпізнавання образів. Творці методу П. Віола і М. Дж. Джонес описали розпізнавання образів в режимі реального часу. Л. М. Местецкій розглянув методи розпізнавання осіб з точки зору математики. P.Sinha, B.Balas, Y.Ostrovsky і R.Russel досліджували розпізнавання образів мозком. Козлов П. В., Ліпін Ю. М., Южаков А.А. описали алгоритм розпізнавання обличчя людини. Переваги і недоліки методів розпізнавання людини за характеристиками особи описують А. Б. Щербань і К. С. Тихонова. Концепцію алгоритму розпізнавання і аналізу особи людини досліджують Д. В. Бутенко, А. В. Перепеліцин. Я. Ю. Дорогий описує побудову класифікатора для задачі розпізнавання людини по обличчю. А. А. Макаренко, В. Т. Калайда розглянули застосування нейромережевої технології для систем розпізнавання обличчя людини на груповому зображенні.

OpenCV (англ. Open Source Computer Vision Library, бібліотека комп'ютерного зору з відкритим вихідним кодом) - бібліотека алгоритмів комп'ютерного зору, оброблення зображень і чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом. Створена на C / C ++, також ведеться розробка для Python, Java, Ruby, Matlab, Lua та інших мов. OpenCV - це комплект алгоритмів і бібліотек для роботи з комп'ютерним зором. Пошук об'єктів на зображеннях, розпізнавання символів і все таке інше. Г. Брадскі і А. Каєблер описали основні функції та методи OpenCV. JavaCV є оболонкою для OpenCV для використання OpenCV в Java.

Алгоритм реалізованої програми:

Спочатку Відкриваємо зображення або беремо його з камери методами JavaCV. Далі, програма знаходить на фотографії осіб і вставляє рамки навколо них.

Створюється змінна класу зображення, використовуваного в JavaCV і вікно, в яке буде виводиться зображення (Рис. 3.2).

```
IplImage originalImage;
CanvasFrame frame = new CanvasFrame("Face Detection");
frame.setDefaultCloseOperation(CanvasFrame.EXIT_ON_CLOSE);
```

Рис. 3.2. Створення змінної зображення і вікна

Вікно створено, тепер в змінну потрібно «помістити» зображення. Спочатку код, де береться зображення з камери (Рис. 3.3).

```
OpenCVFrameGrabber grabber = new OpenCVFrameGrabber(0);
grabber.start();
originalImage = grabber.grab();
if (originalImage == null) return;
```

Рис. 3.3. Отримання зображення з камери

Тут змінна `grabber` - об'єкт з якого буде відбуватися захоплення. `0` - це індекс пристрою, він може бути більше нуля, якщо камер кілька. Значення `-1` несе сенс «будь-яка доступна камера». Метод `start()` запускає камеру, а метод `grab()` передає поточний кадр з камери в змінну. Останній рядок перевіряє не порожня чи змінна `originalImage`, якщо це так повторює попередній рядок. Завантажити зображення з файлу можна, за допомогою методу `cvLoadImage`

```
originalImage = cvLoadImage(grabborfile);
```

(Рис. 3.4).

Рис. 3.4. Отримання зображення з файлу

RGB-зображення, завантажене через `cvLoadImage` для пошуку потрібно перетворити зображення в градації сірого. Спочатку створюється порожній зображення з розмірами завантаженого, а потім копіюється і перетворюється (Рис. 3.5).

```
IplImage grayImage = IplImage.create(originalImage.width(),
originalImage.height(), IPL_DEPTH_8U, 1);
cvCvtColor(originalImage, grayImage, CV_BGR2GRAY);
CvMemStorage storage = CvMemStorage.create();
```

Рис. 3.5. Перетворення зображення в градації сірого

У цьому моменті написання коду, відбувається головне - на основі каскаду CASCADE_FILE виводиться ряд знайдених осіб.

Розглянемо константу CASCADE_FILE. Для програміста це буде файл haarcascade_frontalface_alt.xml, а для комп'ютера - критерій для того, щоб знаходити особи на зображенні. Каскади для осіб, носів, ротів, автомобільних номерів і т.д. розташовуються в папці з OpenCV. А також можливо організувати їх створення за допомогою програм, що розташовуються в папці bin директорії, куди був встановлений OpenCV. Таким чином, можна налаштувати каскад під певну особу, але для налаштування знадобиться кілька днів і вибірка, що складається з двох - чотирьох тисяч зображень, адже чим більше фотографій в каскаді, тим менше ймовірність помилки (Рис. 3.6).

```
String CASCADE_FILE = "C:\\opencv\\data\\haarcascades\\haarcascade_frontalface_alt.xml";
CvHaarClassifierCascade cascade = new CvHaarClassifierCascade(cvLoad(CASCADE_FILE));
CvSeq faces = cvHaarDetectObjects(grayImage, cascade, storage, 1.2, 3, 3);
```

Рис. 3.6. Підключення каскаду

Тепер потрібно виділити обличчя на головному зображенні (originalImage) (Рис. 3.7).

```
for (int i = 0; i < faces.total(); i++) {
    CvRect r = new CvRect(cvGetSeqElem(faces, i));
    cvRectangle(originalImage, cvPoint(r.x(), r.y()), cvPoint(r.x() + r.width(),
        r.y() + r.height()), CvScalar.YELLOW, 1, CV_AA, 0);
}
```

Рис. 3.7. Виділення осіб на зображенні

Зображення виводиться в створене раніше вікно (Рис. 3.8).

```
frame.showImage(originalImage);
```

Рис. 3.8. Висновок зображення у вікно

Якщо зображення Граббе з камери, то необхідно завершити її роботу (Рис. 3.9):

```
grabber.stop();
```

Рис. 3.9. Зупинка роботи камери

Після компіляції програми потрібно провести його тестування. Запускається додаток через командний рядок (Рис. 3.10).



```
java -cp ./lib/javacv-bin/javacv.jar; Test2
C:\Users\Q\Documents\Java\FaceDetection>java -cp ./lib/javacv-bin/javacv.jar;. Test2
Enter 1 or Filename:
```

Рис. 3.10. Як відкрити програму

Для того, щоб завантажити зображення (Рис. 3.12) потрібно ввести його ім'я на диску (Рис. 3.11).



```
java -cp ./lib/javacv-bin/javacv.jar; Test2
C:\Users\Q\Documents\Java\FaceDetection>java -cp ./lib/javacv-bin/javacv.jar;. Test2
Enter 1 or Filename:
0014.jpg_
```

Рис. 3.11. Завантаження зображення



Рис. 3.12 Початкове зображення

В результаті, після виконання, програма виводить оброблене зображення в окреме вікно (Рис. 3.13).



Рис. 3.13. Висновок зображення у вікно

На першій фотографії (Рис. 3.14) з трьох в рамки поля зору програми потрапило 5 осіб і одне передпліччя, що, є помилкою каскаду.



Рис. 3.14. Фото з помилкою каскаду

На другій фотографії (Рис. 3.15) каскад не допустив помилок, і тільки обличчя дівчини програма виділила.

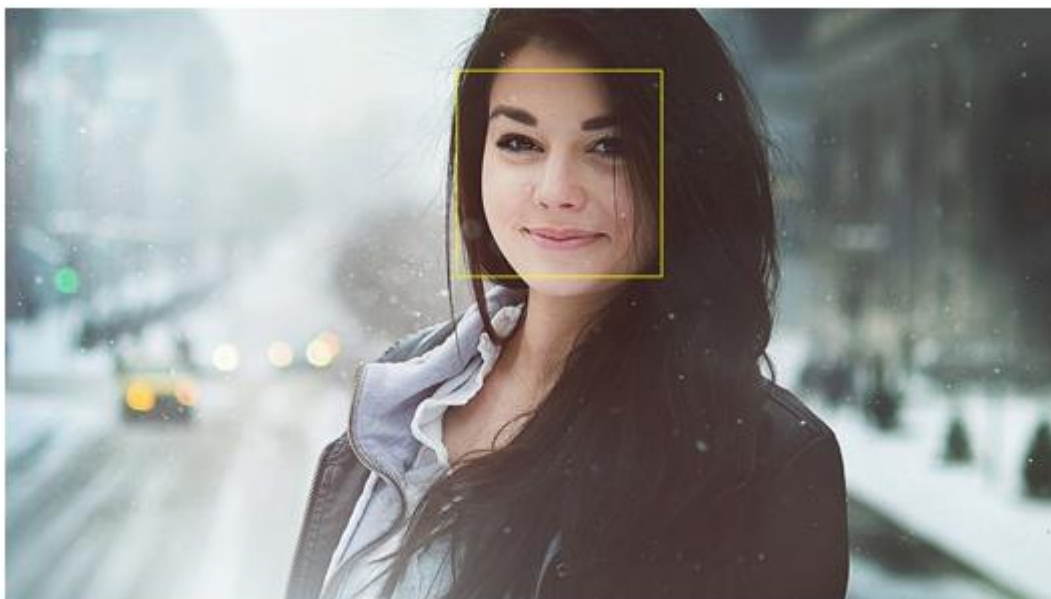


Рис. 3.15 Фото з точним розпізнаванням однієї особи

Остання фотографія (Рис. 3.16).



Рис. 3.16 Фото з точним розпізнаванням декількох осіб

3.2 Тестування розробленої програми

Для перевірки працездатності і швидкодії алгоритму були проведені тестові випробування.

Для самого тесту потрібен масив зображень в локальній директорії (10 зображень). Всі зображення мають різний розмір, є кольорові, а є і чорно-білі фотографії, з різною кількістю людей в різних положеннях на них.

Для визначення статистики правильності розпізнавання був проведений підрахунок помилок розпізнавання за формулами:

$$P_1 = N_{\text{расп}} : N_{\text{общ}}, \quad (3.1)$$

$$P_2 = N_{\text{нерасп}} : N_{\text{общ}}, \quad (3.2)$$

Де P_1 помилка першого роду

P_2 помилка другого роду

$N_{\text{расп}}$ - кількість розпізнаних об'єктів

$N_{\text{нерасп}}$ - кількість нерозпізнаних об'єктів

$N_{\text{общ}}$ - уся кількість об'єктів

Для проведення тестів був використаний вбудований файл OpenCV - performance, де ведеться підрахунок всіх даних і вибудовування ROC-кривої.

Приклад підрахунку етапів або стадій класифікатора:

```
int * numclassifiers = newint [cascade-> count];
numclassifiers [0] = cascade-> stage_classifier [0] .count;
for (i = 1; i < cascade-> count; i ++)
// послідовне застосування класифікаторів
{Numclassifiers [i] = numclassifiers [i-1] + cascade-
> Stage_classifier [i] .count;}
```

У таблиці 3.1 представлені результати тестування алгоритму із зазначенням точності роботи з натренованим набором для розпізнавання обличь.

Таблиця 3.1 - Результати тестування

Данні\Алгоритм	Виола-Джонс	P_1/P_2
Массив изображений (10 штук)	91%, ~7 сек (7475 ms)	70% / 30%

Використані для тесту зображення були показані на камеру в процесі роботи програми. При знаходженні особи програма виділяє ділянку зеленим прямокутником. Результати показані на малюнках в додатку В.

На перед обробку фотографії витрачається 250-300 мс. Саме визначення особи відбувається швидше, так як функція визначає типи спрацювали класифікаторів і блискавично видає результат. Але за рахунок винесення обчислень в окремий потік, цей час не враховується.

За результатами тестування основна частина осіб була розпізнана навіть незважаючи на різницю освітлення, перекриття та положення. Ті особи, що не були розпізнані, не володіють достатніми ознаками, щоб класифікатор визнав їх придатними. Як правило, це відбувається, коли на відео присутня лише частина обличчя, зображення розмите, занадто далеко. В інших випадках відсутність розпізнавання є не недоліком алгоритму, а недостатньою натренованістю класифікатора.

3.3 Обґрунтування економічної ефективності системи розпізнавання осіб

Програмні комплекси і системи відеоспостереження, в тому числі, надають можливості розпізнавання осіб в відеопотоках. В даний час це є активним розвиваючим напрямком. За оцінками компанії MarketsandMarkets в найближчі роки ринок відеоаналітики продовжить зростати і до 2020 року складе більше 4000 мільйонів доларів. Тому можна сказати, що представлена розробка системи розпізнавання осіб із застосуванням бібліотеки OpenCV потенційно є комерційно перспективним продуктом.

У техніко-економічному обґрунтуванні даної випускний кваліфікаційної роботи будуть розглянуті наступні блоки:

- складання детального плану-графіка виконання робіт;
- оцінка величини заробітної плати і соціальних відрахувань;
- оцінка всіх витрат, пов'язаних з розробкою проекту;
- оцінка собівартості проекту.

Для оцінки витрат на заробітну плату необхідно скласти план графік виконання робіт. Даний план представлений в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 - План-графік виконання робіт

№ п/п	Найменування робіт	Виконувач	Час виконання, дні
1	Розробка ТЗ	Керівник	2
2	Збір та аналіз літератури	Студент	10
3	Проведення досліджень ефективності роботи	Студент	10
4	Розробка системи розпізнавання обличч	Студент	20
5	Тестування системи	Студент	5
6	Оформлення пояснювальної записки	Студент	10

В результаті отримані наступні дані про тривалість робіт:

- загальна тривалість робіт становить 57 днів;
- тривалість роботи керівника підприємства становить 2 дні;
- тривалість роботи студента становить 55 днів.

Для розрахунку витрат на основну заробітну плату необхідно встановити розмір заробітної плати для виконавців проекту, а саме керівника і студента.

Місячний оклад керівника становить 23700 гривень. Для студента згідно з тим же наказом, встановлюється місячний оклад як інженерно-технічного працівника (інженеру-програмісту) в розмірі 6900 гривень. Будемо вважати, що в місяці є 21 робочий день.

Виходячи з наведених даних, розрахуємо денну ставку виконавців робіт. Денна ставка керівника складе:

$$\text{ЗПДрук} = 23700/21 = 1128 \text{ гривень/день} \quad (3.3)$$

Денна ставка студента складає

$$\text{ЗПДстуд} = 6900/21 = 328 \text{ гривень/день} \quad (3.4)$$

У таблиці 3.3 представимо підсумкові витрати на основну заробітну плату для всіх учасників проекту.

Таблиця 3.3 - Витрати на основну заробітну плату

Виконувач	Оплата, грн/день	Кількість днів	Основна заробітна плата, грн
Керівник	1128	2	2256
Студент	328	55	18040
ПІДСУМОК:			20296

Витрати на додаткову заробітну плату учасників проекту розраховуються за формулою (3.5):

$$\text{Здоп} = \text{Зоснв} * \text{Ндоп}/100, \quad (3.5)$$

Де

Здоп – витрати на додаткову заробітну плату, грн;

Зоснв – витрати на основну заробітну плату, грн;

Ндоп – норматив додаткової заробітної плати, який складає 14%.

В результаті додаткова заробітна плата керівника складає:

$$Здоп = 2256 * 14 / 100 = 316 \text{ (грн)} \quad (3.6)$$

Таким же чином порахуємо додаткову заробітну плату студента:

$$Здоп = 18040 * 14 / 100 = 2526 \text{ (грн)} \quad (3.7)$$

Відрахування на соціальні нужди можна порахувати за формулою 3.8:

$$Зсоц = Зоснв + Здоп * Нсоц / 100, \quad (3.8)$$

Де

Зсоц – відрахування на соціальні потреби з заробітної плати, грн

Здоп – витрати на додаткову заробітну плату, грн;

Зоснв – витрати на основну заробітну плату, грн;

Ндоп – норматив додаткової заробітної плати, який складає 30%.

Для керівника відрахування на соціальні потреби складають

$$Зсоц = 2256 + 316 * 30 / 100 = 772 \text{ (грн)} \quad (3.9)$$

Для студента відрахування складають

$$Зсоц = 18040 + 2526 * 30 / 100 = 6170 \text{ (грн)} \quad (3.10)$$

Занотуємо все це до таблиці 3.4 данні про повну заробітну плату керівника і студента.

Таблиця 3.4 – Зарплата на повну оплату праці

Виконавець	Основна зарплата, грн	Додаткова зарплата, грн	Соціальні відхилення, грн	Повна зарплата, грн
Керівник	2256	316	772	3344
Студент	18040	2526	6170	26736
ПІДСУМОК:				30080

Для виконання плану випускної кваліфікаційної роботи необхідно організувати робочі місця для студента і керівника. Керівник виконував роботи з використанням персонального комп'ютера, студент виконував роботи на ноутбучі. Оскільки дані технічні засоби були придбані раніше на підприємстві в зв'язку з цим матеріальні витрати на їх покупку не враховувалися. Для точного розрахунку вартості розробки необхідно врахувати амортизаційні відрахування по основному засобу, які визначаються формулою (3.11):

$$A_i = Ц_{плі} + N_{ai} / 100, \quad (3.11)$$

A_i - амортизаційні відрахування за рік по i -му основному засобу, грн .;

$Ц_{плі}$ - первісна вартість i -го основного засобу, грн .;

N_{ai} - річна норма амортизації i -го основного засобу, яку в даній роботі приймемо рівної 10% для всіх засобів.

Таким чином, річні амортизаційні відрахування по всім матеріальних засобів становлять 4012 гривень. Величина амортизаційних відрахувань по i -му основному засобу розраховується за формулою (3.12):

$$A_{івкр} = A_i * T_{івкр} / 12, \quad (3.12)$$

де $A_{івкр}$ - амортизаційні відрахування по i -му основному засобу, що використовується студентом у роботі над випускний кваліфікаційної роботи;

A_i - амортизаційні відрахування за рік по i -му основному засобу, грн .;

$T_{івкр}$ - час, протягом якого студент використовує i -е основною засіб, міс.

Час роботи над виконанням випускної кваліфікаційної роботи становить 2 місяці, відповідно амортизаційні відрахування по всіх основних засобах за час виконання випускної кваліфікаційної роботи становить 669 гривень.

Для визначення повної собівартості системи розпізнавання осіб із застосуванням бібліотеки OpenCV зведемо всі описані витрати в підсумкову таблицю 3.5.

Таблиця 3.5 - Витрати на виконання випускної кваліфікаційної роботи

№ п/п	Найменування	Сума, грн
1	Основна зарплата	20296
2	Додаткова зарплата	2842
3	Відрахування на соціальні потреби	6942
4	Амортизаційні відрахування	669
ПІДСУМОК:		30749

3.4 Висновки

Таким чином, можна зробити наступні висновки з економічної ефективності роботи над створенням системи розпізнавання осіб із застосуванням бібліотеки OpenCV:

- складено план-графік виконання робіт студентом і керівником;
- розрахована сума витрат на заробітну плату виконавцем;
- зроблено розрахунок суми відрахувань на соціальні потреби;
- розрахована сума амортизаційних відрахувань;
- визначені витрати на розробку системи розпізнавання осіб із застосуванням бібліотеки OpenCV, які склали 30749.

ВИСНОВКИ

В ході виконання роботи були досягнуті всі поставлені цілі. Відповідно до поставлених цілей були досліджені основні існуючі методи розпізнавання осіб.

На сьогоднішній день розпізнавання об'єктів в мультимедійному відео потоці стає особливо актуальним. Ведеться дуже багато досліджень в цій області. На одній з конференцій була презентація однієї цікавої системи, розробленої німецькими вченими, в якій програмне забезпечення розпізнавало фігури людей, і в залежності від того, куди рухався чоловік програма автоматично повертала камеру і стежила за ним. Дану систему можливо використовувати для автоматичного запису лекцій, які читає викладач біля дошки.

Шляхом виявлення достоїнств і недоліків було визначено найкращий метод для розпізнавання в потоці. Метод Віоли-Джонса на даний момент є максимально відповідним за всіма параметрами для задач розпізнавання об'єктів в потоці. Був розроблений і реалізований алгоритм у вигляді програми з використанням бібліотеки комп'ютерного зору OpenCV, яка містить алгоритми для: інтерпретації зображень, калібрування камери за зразком, усунення оптичних спотворень, визначення подібності, аналіз переміщення об'єкта, визначення форми об'єкта і спостереження за об'єктом, 3D-реконструкція, сегментація об'єкта, розпізнавання жестів і т.д. Ця бібліотека дуже популярна за рахунок своєї відкритості та можливості безкоштовно використовувати як в навчальних, так і комерційних цілях.

Розроблений додаток дозволяє здійснювати відеоспостереження, виділяючи обличчя людей в відеопотоці, а також здійснювати автоматичне стеження з фотофіксацією людей, які були зафіксовані під час спостереження. Цей механізм дозволяє робити фотозвіт з датою і часом, коли спрацювала детекція. При цьому відпадає необхідність зберігати весь відеозапис спостереження. Особи котрі потрапили в кадр будуть збережені і доступні до

перегляду, як в додатку, так і в папці провідника. Крім того, є можливість корекції зображення з метою поліпшення якості картинки в умовах поганої освітленості. Тестування показало, що програма справляється зі своїм завданням.

Переважну частину об'єктів було успішно розпізнано. При впровадженні програми підвищилася б безпека у приміщеннях університету, за рахунок розпізнавання персоналу навчального закладу і забезпеченні зручності доступу до інформації, зібраної програмою.

СПИСКИ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Suarez, O. D. OpenCV Essentials [Текст]/ O. D. Suarez – PACKT Publishing, 2014. – 366
2. Laganièr, R. OpenCV Computer Vision Application Programming Cookbook Second Edition [Текст]/ R. Laganièr – PACKT Publishing, 2014. – 570 с.
3. Kaeler, A., Learning OpenCV 3 Computer Vision in C++ with the OpenCV Library [Текст]/ A. Kaehler, G. Bradski – O’Reilly Media, 2015. – 650 с.
4. Face Recognition with Local Binary Patterns. URL: <http://uran.donetsk.ua/~masters/2011/frt/dyrul/library/article8.pdf>
5. Метод Виолы-Джонса (Viola-Jones) как основа для распознавания лиц. URL: <https://habrahabr.ru/post/133826/>
6. Шилдт, Г., Java. Полное руководство [Текст]/ Г. Шилдт – Oracle Press, 2014, – 1104 с
7. The Java Language Specification, Second Edition [Текст]/ J. Gosling, B. Joy, G. Steele, G. Bracha – Oracle America, Inc. 2013. – 788 с
8. Processing Neocognitron of Face Recognition on High Performance Environment Based on GPU with CUDA Architecture [Текст]/ G. Poli, J. H. Saito, J. F. Mari, M. R. Zorzan, – 20th International Symposium on Computer Architecture and High Performance Computing, 2008. – 88 с.
9. Egmont-Petersen, M. Image processing with neural networks – a review. Pattern Recognition 35 [Текст]/ M. Egmont–Petersen, D. de Ridder, H. Handels – Elsevier B.V, 2002. – 2301 с.
10. Гослинг, Д., Язык программирования Java SE 8. Подробное описание [Текст]/ Д. Гослинг, Б. Джой – Oracle Press, 2014, – 672 с.
11. Блох, Д., Java. Эффективное программирование [Текст]/ Д. Блох – Oracle Press, 2014, – 310 с.
12. Мартин, Р., Чистый код: создание, анализ и рефакторинг. Библиотека программиста [Текст]/ Р. Мартин – Питер, 2016. – 464 с.
13. Вапник, В. Н., Теория распознавания образов [Текст]/ В. Н. Вапник, А. Я. Червоненки — Наука, 1974. — 416 с.

ДОДАТОК А

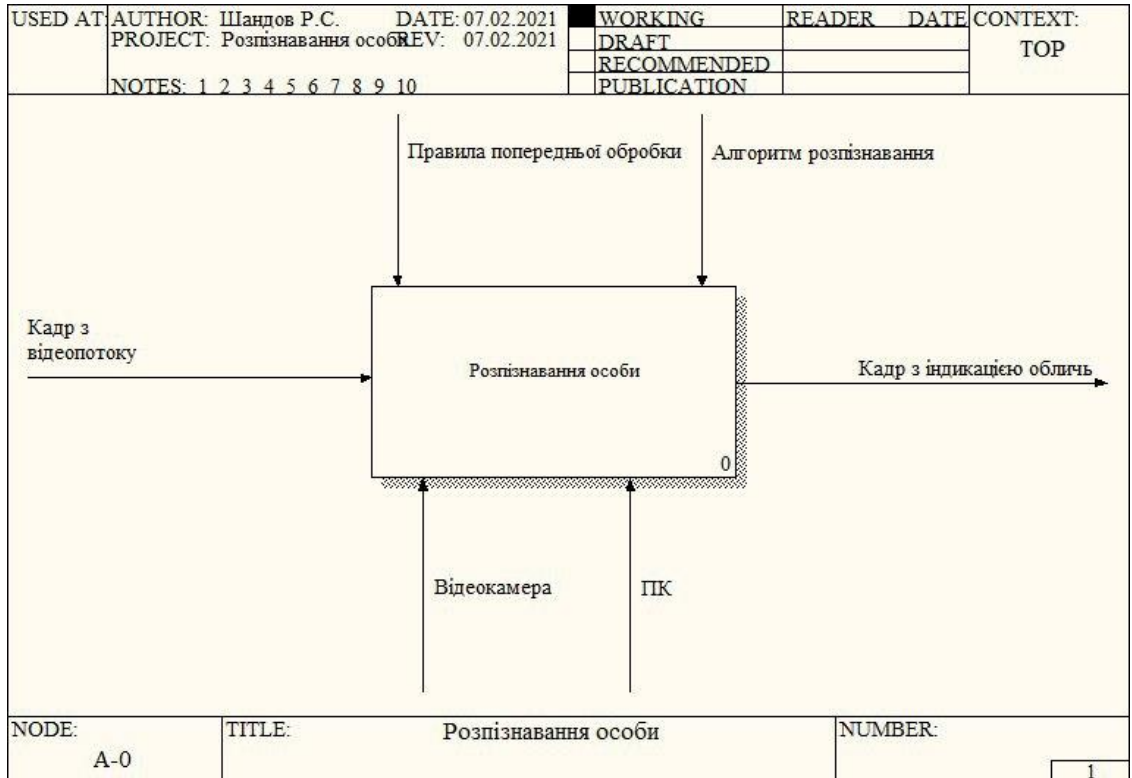


Рисунок А.1 - Контекстна діаграма розпізнавання осіб з відеопотоку в узагальненому вигляді.

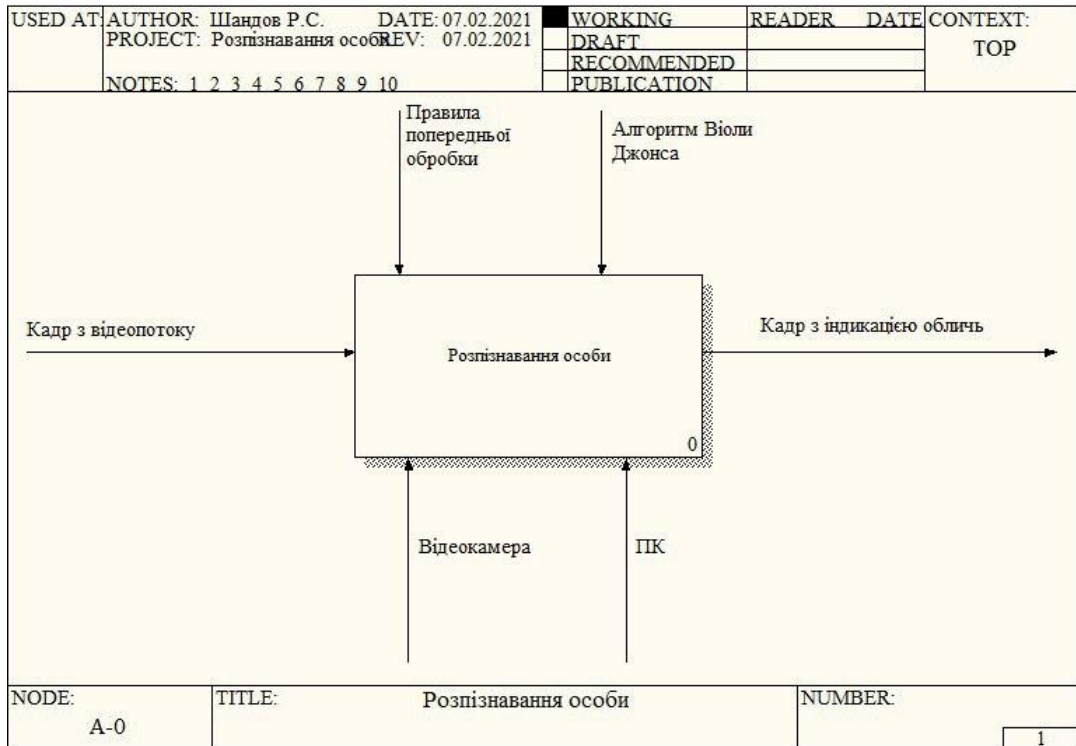


Рисунок А.2 - Контекстна діаграма розпізнавання осіб з відеопотоку по методу Віоли-Джонса

ДОДАТОК Б

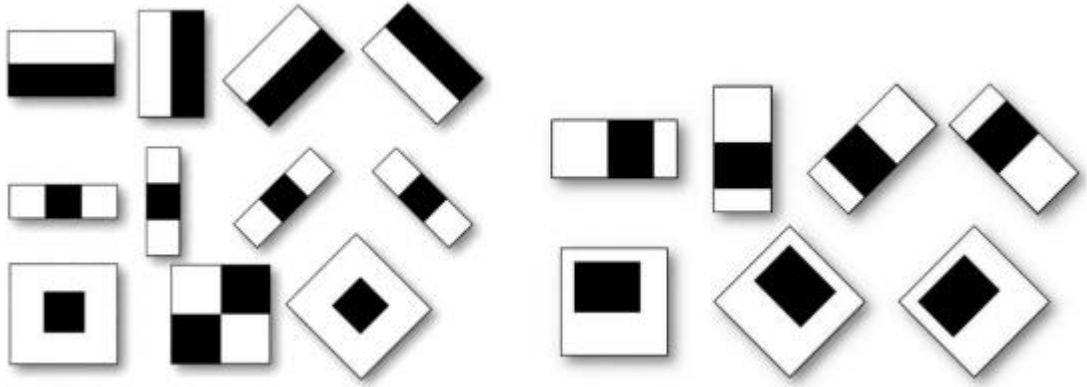


Рисунок Б.1 - прямокутні і додаткові ознаки Хаара

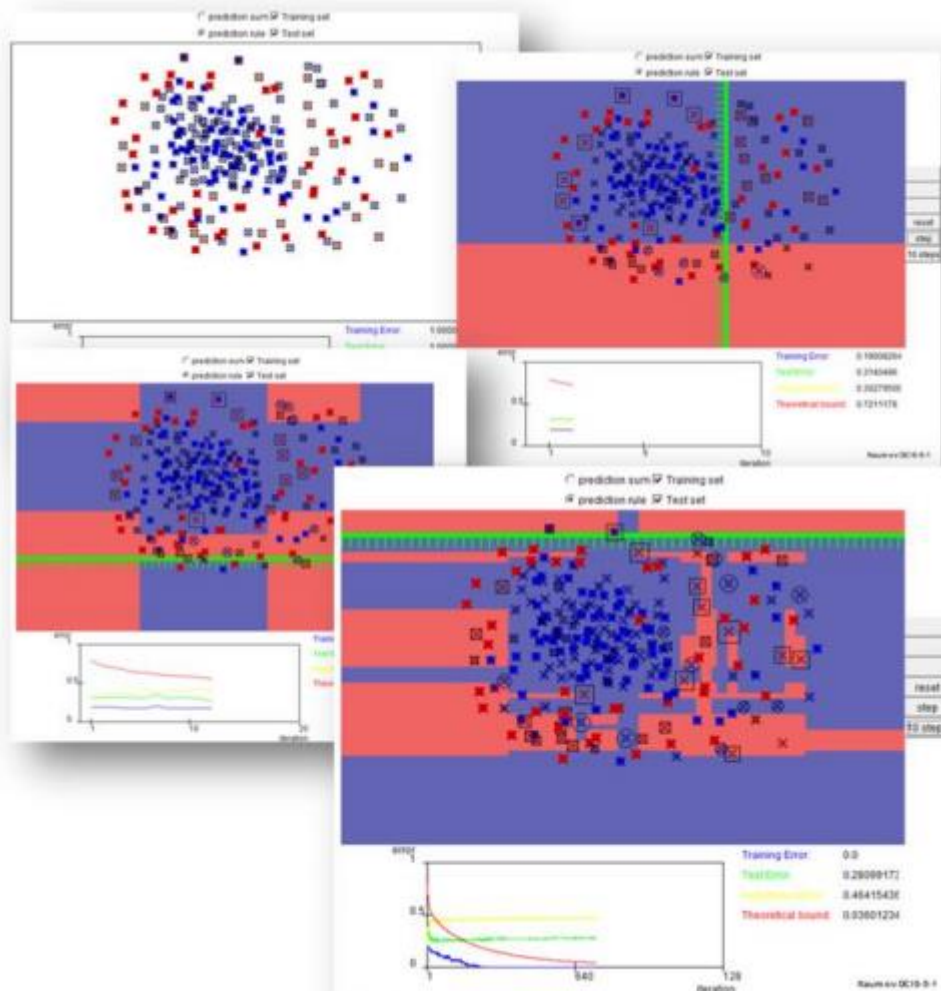


Рисунок Б.2 - Візуалізація алгоритму AdaBoost

ДОДАТОК В

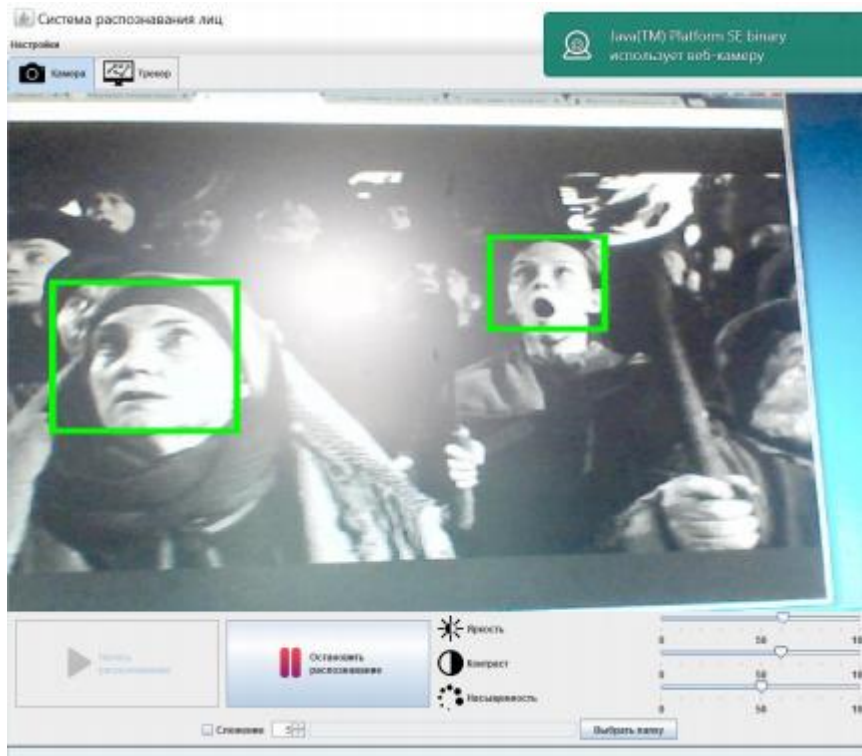


Рисунок В. 1 - Результат тестування 1

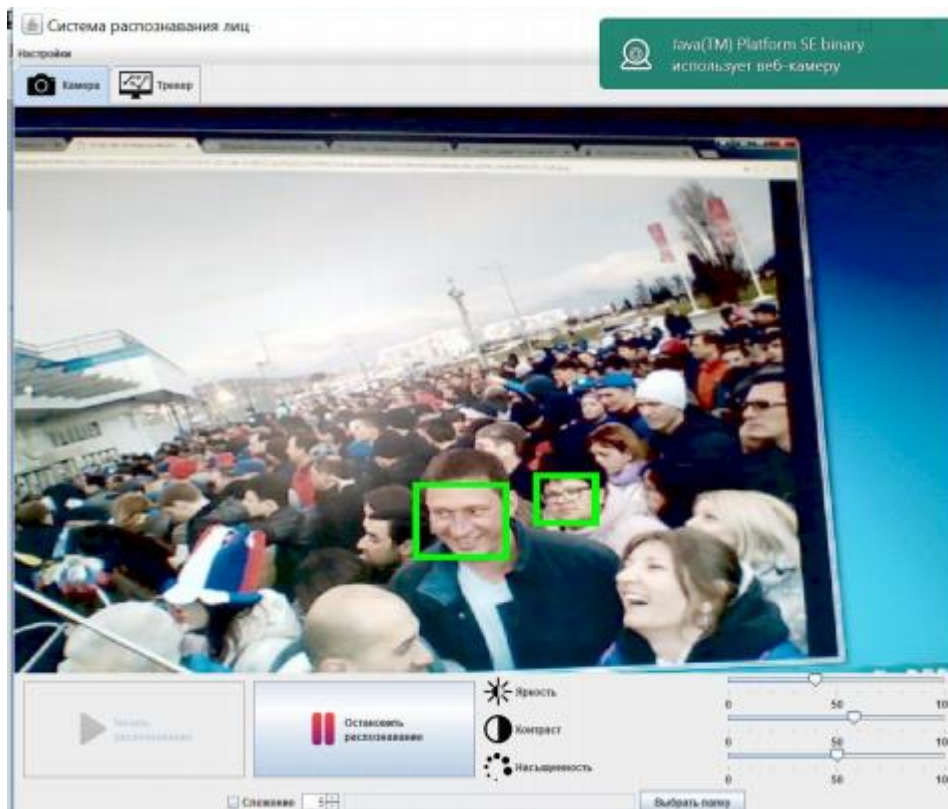


Рисунок В. 2 – Результат тестування 2

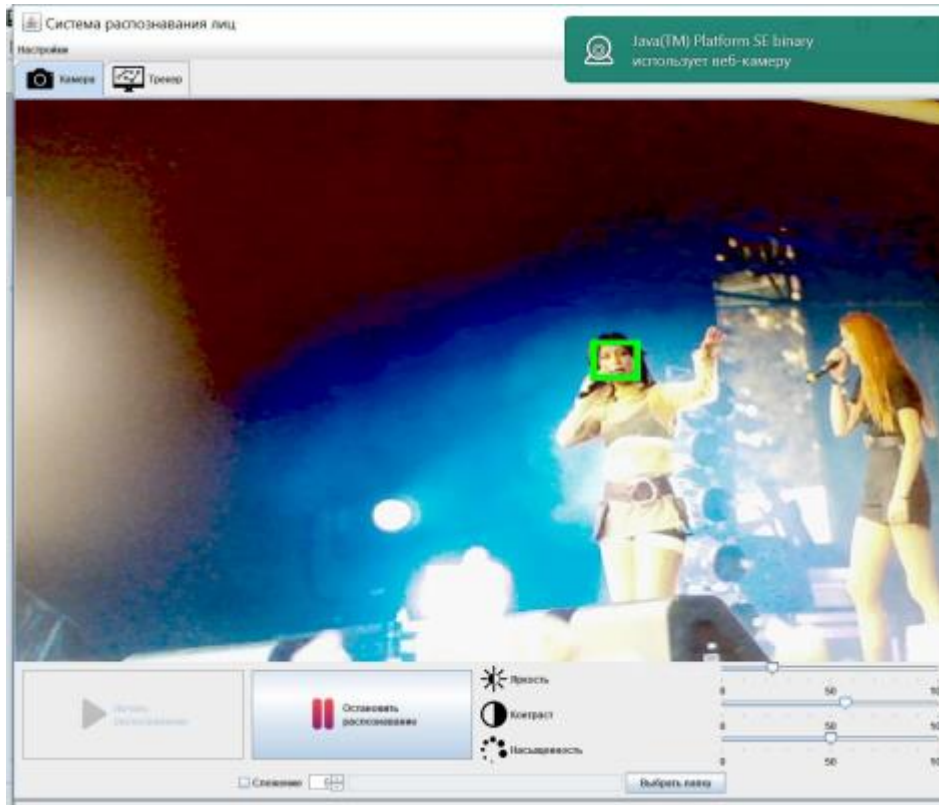


Рисунок В. 3 -Результат тестування 3

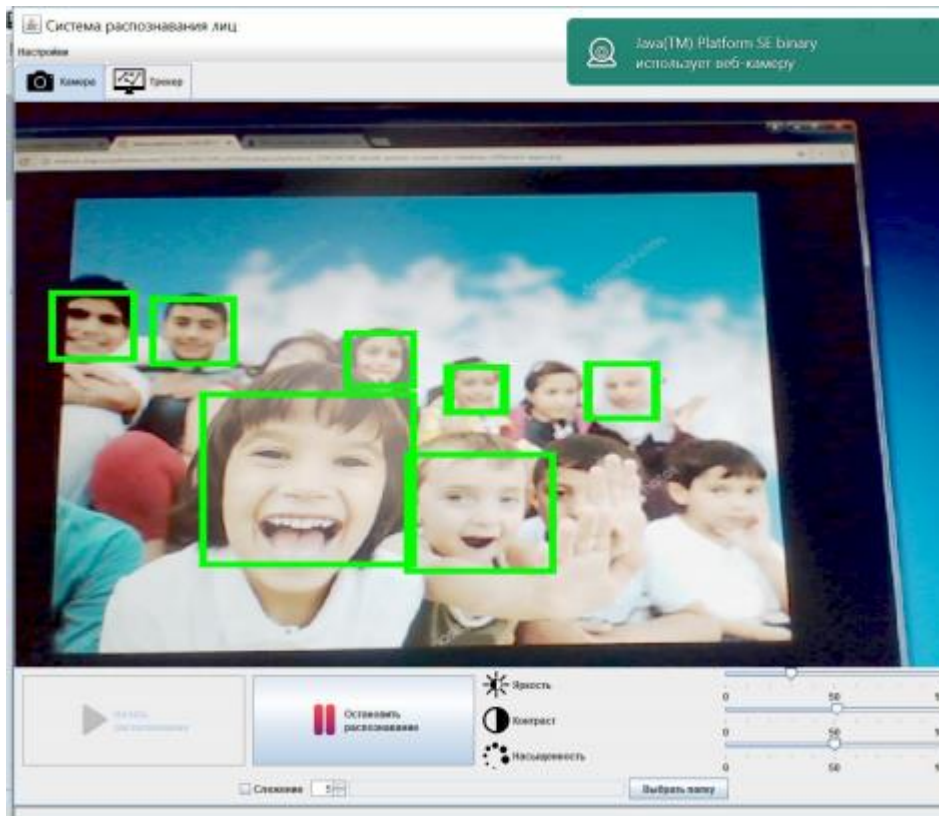


Рисунок В. 4 – Результат тестування 4