

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: "Алгоритм розпізнавання особи за зображенням обличчя для охоронних систем контролю та безпеки"

Виконала: студентка 6 курсу, групи РРм-61

Спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка

(шифр і назва спеціальності)

Тимчак О.І.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник
(підпис) Дедів І.Ю.
(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль
(підпис) Хвостівська Л.В.
(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри
(підпис) Дунець В.Л.
(прізвище та ініціали)

Рецензент
(підпис) Хвостівський М. О.
(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра радіотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Дунець В.Л.
(підпис) (прізвище та ініціали)
« » 2021 р

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 172 Телекомунікації та радіотехніка
(шифр і назва спеціальності)

студентці Тимчак Олександрі Ігорівні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи “Алгоритм розпізнавання особи за зображенням обличчя для охоронних систем контролю та безпеки”

Керівник роботи Дедів Ірина Юріївна, к.т.н., доц.

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

Затверджені наказом ректора від « 30 » листопада 2021 року № 4/7-1019

2. Термін подання студентом завершеної роботи _____

3. Вихідні дані до роботи створення нового алгоритму для розпізнавання обличчя в цифрових зображеннях для систем безпеки, яка є стійкою до впливу зовнішніх умов цифрового зв'язку.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина

2. Основна частина

3. Науково-дослідна частина

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Клепчик В.М., стар. викл. каф. ОХ		

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання		
2	Аналіз завдання		
3	Виконання розділу 1		
4	Виконання розділу 2		
5	Виконання розділу 3		
6	Виконання розділу 4		
7	Оформлення пояснювальної записки		
8	Оформлення графічного та презентаційного матеріалу		
9	Перевірка роботи на антиплагіат		
10	Попередній захист		
11	Захист		

Студентка _____
(підпис)

Тимчак О.І.
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____
(підпис)

Дедів І.Ю.
(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Алгоритм розпізнавання особи за зображенням обличчя для охоронних систем контролю та безпеки» // Кваліфікаційна робота // Тимчак Олександра Ігорівна // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, група РРм-61 // Тернопіль, 2021 // с. – 99, рис. – 56, табл. – 2, додат. – 3, бібліогр. – 28.
КЛЮЧОВІ СЛОВА: СИСТЕМА КОНТРОЛЮ, АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ, БУСТИНГ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ.

В кваліфікаційній роботі розглянуто сучасні системи безпеки, в яких використовуються модулі розпізнавання обличчя. Проаналізовано загальні недоліки та фактори, що впливають на ефективність роботи. Проведено порівняльний аналіз існуючих алгоритмів і методів виділення та розпізнавання обличчя на зображеннях та запропоновано алгоритм попередньої обробки, який може підвищити ймовірність правильного виділення та подальшого розпізнавання обличчя на зображенні.

ANOTATION

Theme of qualification work: "Facial recognition algorithm for security control and security systems" // Qualification work // Tymchak Oleksandra Ihorivna // Ternopil National Technical University named after Ivan Pulyuy, Faculty of Applied Information Technologies and Electrical Engineering, group PPM-61 // Ternopil , 2021 // p. - 99, fig. - 56, table. - 2, appendix. - 3, bibliogr. - 28.

KEY WORDS: CONTROL SYSTEM, RECOGNITION ALGORITHM, BOOSTING, NEURAL NETWORKS.

The qualification work considers modern security systems that use face recognition modules. The general shortcomings and factors influencing the efficiency of work are analyzed. A comparative analysis of existing algorithms and methods of selection and recognition of faces in images and an algorithm for pre-processing, which can increase the probability of correct selection and subsequent recognition of faces in the image.

ЗМІСТ

Вступ	8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	10
1.1. Огляд існуючих систем та алгоритмів розпізнавання.....	10
1.1.1. Сучасні системи розпізнавання облич.....	11
1.1.2. Недоліки сучасних систем розпізнавання	14
1.2. Огляд алгоритмів виділення обличчя на зображенні	15
1.2.1. Алгоритм на основі емпіричних методів.....	15
1.2.2. Алгоритми на основі контурних моделей	17
1.2.3. Алгоритми на основі порівняння із шаблоном	27
1.2.4. Алгоритми з урахуванням навчання.....	31
1.3. Огляд алгоритмів розпізнавання обличчя на зображеннях	39
1.3.1. Алгоритм методом «власних осіб»	39
1.3.2. Штучні нейронні мережі	42
1.4. Висновки до розділу 1	46
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА	47
2.1. Аналіз та вибір алгоритму виділення осіб	47
2.1.1. Результати роботи алгоритму сегментації	47
2.1.2. Результати роботи алгоритму на основі порівняння із шаблоном .	50
2.1.3. Результати роботи алгоритму Віюлі – Джонса	52
2.2. Розробка алгоритму виділення та розпізнавання обличчя на зображенні.....	53
2.3. Розробка алгоритму розпізнавання обличчя на зображенні.....	68
2.4. Висновки до розділу 2	69
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА	70
3.1. Дослідження алгоритму виділення осіб	71
3.2. Дослідження алгоритму розпізнавання облич	73
3.3. Висновки до розділу 3	75

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	77
4.1. Охорона праці	77
4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях	82
4.3. Висновок до розділу 4	86
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	88
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	89
ДОДАТКИ.....	91

ВСТУП

Актуальність роботи. На сьогоднішній день більшість телевізійних камер використовуються в охоронній системі контролю та безпеки. Камера здійснює спостереження у приміщеннях, на вулицях, на дорогах, у громадському транспорті, тощо. Головна функція відеоспостереження – фіксація правопорушення на об'єкті, що охороняється, і на його території, а також контроль доступу. Тому, найбільш актуальним завданням для інтелектуальної системи спостереження є проблема виділення і розпізнавання людського обличчя при наявності різного роду факторів, які ускладнюють якість розпізнавання: шум, низька якість зображення, рівень освітлення, наявність складного фону, нахили зображення та інше.

Завдання розпізнавання людини з зображення обличчя поділяються на три великі класи: пошук у великих базах даних, контроль доступу та контроль фотографій у документах. Вони розрізняються, як за вимогами, до систем розпізнавання, так і за способами вирішення, і тому є окремими класами [1]. У даній роботі пропонується алгоритм розпізнавання обличчя людини, призначений для систем контролю доступу. Вхідний відеосигнал, що одержується з камери розглядається як послідовність кадрів, що мають заданий формат, який відповідає кількості пікселів матричного фотоприймача. Кожен кадр математично сприймається як двомірна матриця, що складається з відліків сигналів яскравості чи кольоровості.

Процес розпізнавання обличчя є складним, тому його поділяють на два етапи: пошук обличчя на зображенні та порівняння знайденого обличчя з особами, які перебувають у базі даних.

Мета і завдання дослідження. Метою кваліфікаційної роботи є розробка відеоданих алгоритму виділення і розпізнавання обличчя в цифрових зображеннях та потоках для систем безпеки, яка б була стійкою до впливу зовнішніх факторів.

Досягнення цієї мети вимагає розв'язання таких задач:

1. Аналіз існуючих систем розпізнавання облич для охоронних систем контролю та безпеки.
2. Аналіз алгоритмів та методів виділення і розпізнавання.
3. Розробка алгоритму розпізнавання і виділення обличчя із застосуванням попередньої обробки зображень.
4. Визначення ефективності розробленого алгоритму.

Об'єкт дослідження: процес попередньої обробки зображення шляхом його реалізації за допомогою програмного забезпечення.

Предмет дослідження: алгоритм виділення та розпізнавання обличчя із застосуванням попередньої обробки зображення.

Методи дослідження: статистичні, кореляційні та спектральні методи обробки зображень.

Наукова новизна отриманих результатів. Розроблено

Публікації. Результати дослідження апробовано на ІХ науково-технічну конференцію «Інформаційні моделі, системи та технології» (ТНТУ, 8 – 9 грудня 2021 року.).

Практичне значення: отримані результати можуть бути використані для розробки і проектування систем розпізнавання систем контролю та безпеки з розпізнаванням облич.

Новизна: розроблений алгоритм виділення та розпізнавання обличчя на цифрових зображеннях та у потоках відеоданих які мають низьку роздільну здатність, наявність шуму та складний фон що підвищує ефективність роботи систем виявлення та розпізнавання облич.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1. Огляд існуючих систем та алгоритмів розпізнавання облич

Для розробки алгоритму розпізнавання необхідно реалізувати перший етап – виділення обличчя з фону, а потім використати алгоритм розпізнавання. В результаті проведеного порівняльного аналізу алгоритмів та методів, найкращий результат показав алгоритм Віюлі-Джонса. Однак, у роботі Віюлі-Джонса зустрічаються помилки другого роду – хибні виявлення. Тому, для збільшення ефективності виділення обличчя на зображенні необхідно врахувати блок попередньої обробки відеоданих, який має включати такі етапи: переведення зображення у градації сірого, фільтрація шуму, еквалізація гістограми.

Таким чином, загальний алгоритм розпізнавання буде мати вигляд (рис. 1):



Рис. 1.1. Загальна схема алгоритму розпізнавання обличчя у кадрі

На сьогоднішній день існує кілька десятків систем розпізнавання облич, які дозволяють здійснювати пошук та ідентифікацію людини на цифрових зображеннях та у потоках відеоданих. Системи забезпечують високий відсоток розпізнавання і можуть використовуватися спільно із системами контролю і управління доступом (СКУД) для збільшення рівня контролю доступу на об'єктах з підвищеними вимогами до забезпечення безпеки.

1.1.1. Сучасні системи розпізнавання облич

Система «FaceVACS»

«FaceVACS» – система розпізнавання та ідентифікації облич, створених компанією Cognitec Systems [2], яка здійснює ідентифікацію та верифікацію людей на зображенні, знаходить дублікати у великих базах даних і дозволяє порівнювати зображення облич з різних джерел, із зображеннями, що зберігаються в різних базах.

Для покращення якості зображень використовуються спеціальні фільтри, такі як фільтр корекції положення обличчя на зображенні, що застосовує технологію 3D-моделювання для створення фронтального положення обличчя з фотографій облич, отриманих у профіль [2].

Мінімальні вимоги до зображень, оброблені у системі «FaceVACS-DBScan»:

1. Нерозмите зображення;
2. Обличчя цілком видно на зображенні;
3. Відстань між зіницями більше 32 пікселів;
4. 64 градації сірого в межах області зображення обличчя.

Система VeriLook SDK

VeriLook SDK – система розпізнавання облич, створена компанією "Neurotechnology" [3]. Технологія являє собою систему виявлення обличчя з можливістю одночасного множинного розпізнавання і швидкої ідентифікації осіб «один-до-одного» і «один-до-всіх» [3].

Мінімальні вимоги, що пред'являються системою «VeriLook SDK» до зображень та відеопотоку:

1. Роздільна здатність картинки – від 640×480;
2. Відстань між очима – від 50 пікселів;
3. Кількість кадрів для liveness-детектування – 10-25;

До переваг системи можна віднести стійкість до повороту обличчя на $\pm 15^\circ$ та нахилу голови до 45° у будь-якому напрямку від фронтального

положення, а також час детектування обличчя у кадрі, що становить від 10 мс до 0.86 секунд.

Точність роботи системи VeriLook SDK залежить від якості зображення обличчя. Для розпізнавання обличчя підходить пряме фронтальне та розсіяне світло, оскільки на фотографії спостерігається рівномірний розподіл світла на поверхні обличчя. Для ідентифікації розробники системи рекомендують нейтральний вираз обличчя, оскільки широка посмішка, заплющені очі, насуплені брови знижують точність розпізнавання.

Система «NEC's Face Recognition»

«NEC's Face Recognition» – система розпізнавання облич, запропонована компанією NEC [4]. Система включає в себе кілька модулів, реалізуючих наступні алгоритми:

1. Використовується метод узагальненої відповідності (General Matching Face Detection Method (GMFD)), який забезпечує високу швидкість детектування та високу точність розпізнавання обличчя. Метод GMFD заснований на нейронних мережах та здійснює попередній пошук пар очей;

2. Алгоритм PSM (Perturbation Space Method) створений компанією NEC. Метод дозволяє ефективно справлятися з варіаціями розташування обличчя у кадрі (обличчя під нахилом чи деяким кутом). Використовуючи даний алгоритм, можна проводити перетворення двомірних зображень і тримірних, для подальшого аналізу;

3. Метод ARBM (Adaptive Regional Blend Matching), завдяки якому зменшується вплив невеликих змін на обличчі (наприклад, наявність об'ємних прикрас, окулярів, капелюхи) на точність розпізнавання.

Система «NEC's Face Recognition» розпізнавання облич володіє наступним характеристиками:

1. Безліч розпізнавань;
2. Детектор обличчя та виділення очей;
3. Незалежне розпізнавання напряму погляду та характеристик обличчя (окуляри, борода та вираз обличчя);

4. Виділення подібних областей обличчя;
5. Ідентифікація на основі індивідуальних рис обличчя;
6. Інтеграція у системи відеоспостереження;
7. Можливість ідентифікації в режимі «один-до-всіх».

8. Система характеризується стійкістю до повороту обличчя на $\pm 15^\circ$ та нахилу голови до 45° у будь-якому напрямку від фронтального положення та до високого коефіцієнта стиснення зображення.

Система «Re:Action»

«Re:Action» – система розпізнавання осіб, створена компанією «VisionLabs» [5], що дозволяє здійснювати пошук на цифрових фотографіях або відеопотоці. Застосовуються алгоритми отримання ключової інформації: портрета людини і дескриптора обличчя, що відповідає цьому портрету. Для подальшого розпізнавання використовується тільки дескриптор обличчя. В системі проводиться аналіз і корекція результатів детектування, потім трекінг і верифікації результатів виявлення обличчя, також використовуються адаптивні алгоритми навчання.

Система має технічні характеристики:

1. Мінімальна роздільна здатність кадру – 320×240 пікселів;
2. Мінімальний розмір обличчя в кадрі становить 40×40 пікселів, а максимальний - 200×200 пікселів;
3. Припустимий кут обличчя в кадрі – $\pm 10^\circ$;
4. Одночасна обробка до 5 облич у кадрі.

Системи «Face Detection» та «Face Recognition»

Дві системи детектування та розпізнавання людських облич на фотографіях та цифровому відеосигналі були запропоновані компанією «FACE++». Головною особливістю цих систем є можливість детектування облич у складних умовах освітлення та за різних положень голови [6].

Система «Face Recognition» використовує алгоритми глибокого навчання (deep learning) у задачах верифікації та детектує ключові точки обличчя, які

відповідають очам, носу, роту та бровам. Для верифікації облич будуються коваріаційні моделі, і проводиться аналіз двох моделей на ідентичність.

Для розпізнавання обличчя відеопотоку надаються мінімальні вимоги:

1. Мінімум 20 кадрів (на мобільних пристроях);
2. Мінімальний розмір обличчя у кадрі становить 16×16 пікселів;
3. Виробники «FACE++» стверджує, що за допомогою даних алгоритмів

можлива обробка складних виразів обличчя в режимі реального часу.

1.1.2. Недоліки сучасних систем розпізнавання

Розглянуті вище сучасні системи розпізнавання облич людини показують гарні результати (у багатьох ймовірність вірного розпізнавання, по відомостях розробників, доходить до 99%) і успішно застосовуються в системах безпеки і контролю доступу. Багато з систем вирішують проблеми з освітленням, наявністю заважаючих предметів, такі як борода, окуляри, зачіски, враховують можливі зміни міміки та виявляють фронтальні обличчя, повернені на деякий кут.

Однак мінімальні вимоги, які встановлені розробниками систем до відеопотоку та зображень, такі як роздільна здатність кадру, висока чіткість та кількість кадрів на секунду, не завжди виконуються.

Все це призводить до низки проблем, з якими стикаються багато систем розпізнавання:

- Низька роздільна здатність відеопотоку, що надходить з камери відеоспостереження, яка ускладнює завдання розпізнавання;

- Присутні шуми на зображенні та відеопотоці, що виникли через несприятливі умови середовища (наприклад: туман, серпанок, дощ, радіація, електромагнітні перешкоди та нічна фільмування);

- Наявність складного фону - камера, що використовується для систем безпеки, знаходиться на вулиці, тому в відеопотоці присутній складний фон навколо обличчя.

Таким чином, розробка алгоритмів, позбавлених зазначених вище недоліків, є актуальним напрямом. Робота присвячена розробці алгоритму

виділення і розпізнавання людського обличчя, який є стійким до низького дозволу зображення, а так само наявності шуму і складного фону на зображенні.

1.2. Огляд алгоритмів виділення обличчя на зображенні

Розглянемо перший підхід до розпізнавання облич – виділення області обличчя з вихідного зображення. Під виділенням будемо розуміти його локалізацію – визначення області обличчя у випадку, коли на вихідному зображенні є лише одне обличчя, і воно є головним об'єктом.

1.2.1. Алгоритм на основі емпіричних методів

Емпіричні методи виявлення обличчя ґрунтуються на деяких правилах, отриманих з результатів досліджень та знань про людське обличчя. До простих правил відноситься опис рис обличчя та їх співвідношення:

- Обличчя має ніс, рот і очі, які симетрично розташовуються відносно один одного;
- Співвідношення частин обличчя між собою (лоб, середня та нижня частини обличчя);
- Помітна відмінність по яскравості між верхньою та центральною частинами обличчя.

Виходячи з перерахованих правил, будується алгоритм, що перевіряє їх наявність на ділянці зображення. Спочатку проводиться пошук рис обличчя на вхідному зображенні, потім знайдені кандидати перевіряються на основі кодованих правил [7].

Вчені Янг і Хуанг (Yang and Huang) використовували ієрархічні знання для виявлення обличчя на зображенні [8]. Ця система складається із трьох правил.

Багато масштабна ієрархія зображень створюється шляхом послідовного усереднення та субсемплювання вхідного зображення, як показано на рисунку 1.2.



а)

б)

в)

Рис. 1.2. а) вхідне зображення б) зображення зі зниженою роздільною здатністю в) зменшення попереднього зображення

Спочатку проводиться сканування зображення на першому рівні, що має найнижчу роздільну здатність, на наявність потенційних кандидатів. Після, отримані дані передаються на вищий рівень, де виробляється вирівнювання гістограм і виділення меж зображень. Далі виділені області передаються на останній рівень, де можливі обличчя кандидатів виявляються за допомогою скануючого вікна, в якому застосовуються загальні правила, що відповідають за особливості обличчя – очі, ніс та рот.

Другий метод, заснований на емпіричних знаннях, був розроблений вченими Котрополосом та Пітасом (Kotrooulos, Pitas) [9]. Метод заснований на побудові гістограм по вертикалі та горизонталі в області припустимого обличчя. Горизонтальна і вертикальна проекції в точці зображення вираховуються за формулами:

$$HI(x, y) = \sum_{y=1}^n I(x, y); \quad (1.1)$$

$$VI(x, y) = \sum_{x=1}^m I(x, y), \quad (1.2)$$

де $I(x, y)$ – інтенсивність зображення в точці (x, y) .

Спочатку обчислюється горизонтальна проекція зображення, і знаходять локальні мінімуми, які визначаються шляхом різких змін в $HI(x, y)$. Ці локальні мінімуми відповідають краям обличчя.

Подібним чином вираховується вертикальна проекція, і знаходяться локальні мінімуми, що визначають розташування очей, носа та рота. Ці локальні мінімуми становлять передбачувану область на зображенні, де можливо розташоване обличчя. На рис. 1.3 показаний приклад знаходження локальних мінімумів.

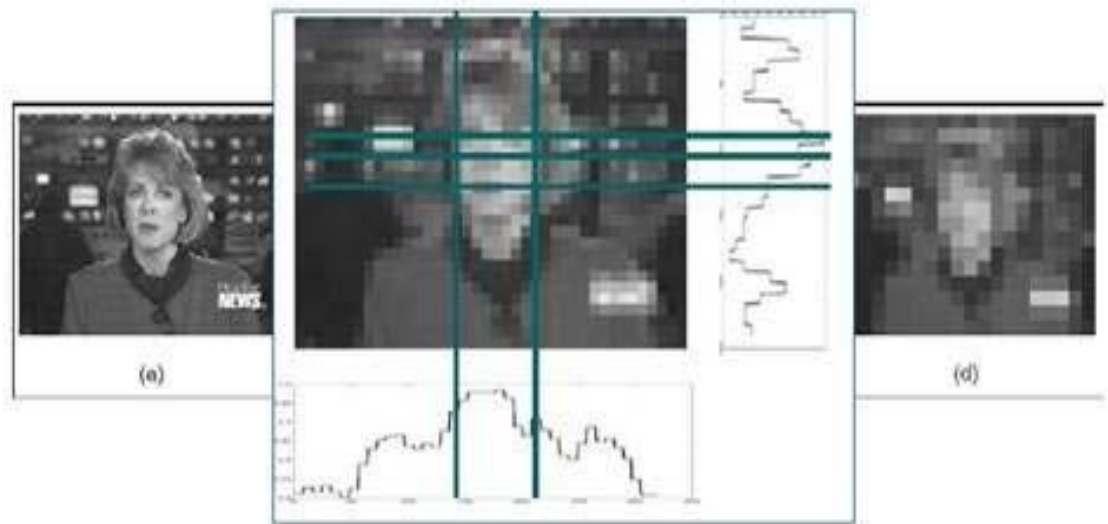


Рис. 1.3. Знаходження локальних мінімумів по горизонталі та вертикалі

Емпіричні алгоритми добре виявляють фронтальні обличчя на не надто зашумленому та складному фоні [7].

1.2.2. Алгоритми на підставі контурних моделей

Виділення контурів використовується як попередній крок у процесі отримання ознак зображення. Такі алгоритми залишають на зображенні контури. Контури зображень є областями з високою концентрацією інформації, яка потрібна для розпізнавання об'єктів на зображенні.

Існує безліч методів виділення кордонів, які пов'язані з корекцією за гистограмами та бінаризацією зображення. Розглянемо один із методів – сегментацію з урахуванням виділення контурів.

Сегментація – процес поділу цифрового зображення на його складові частини або об'єкти в залежності від розв'язуваного завдання, в даному випадку виділення обличчя на зображенні. Алгоритми сегментації зображень засновані на одній із двох базових властивостей яскравості зображення:

розривності та однорідності. Розривність – це розбиття зображення, на частини, виходячи з різких перепадів значень яскравості. Однорідність – поділ на однорідні області, наперед задані критерії [10]. При сегментації представляють інтерес перепади яскравості, обумовлені межами об'єктів, оскільки метою сегментації, є виділення об'єктів на зображеннях.

Процедура виділення контурів включає два етапи. Спочатку на зображеннях виявляються перепади яскравості, що утворюють контури. Після цього отримані результати порівнюються з пороговим значенням T , який підбирається експериментально. Якщо $T > |G|$, то піксель з координатами (x, y) належить контуру і надається значення яскравості z_k , якщо $T < |G|$ – піксель належить фону та присвоюється яскравість z_f [11].

Після того, як контур зображення було знайдено, необхідно виділити об'єкт, що цікавить, на зображенні, в даному випадку обличчя людини. Оскільки розглядається зображення зі складним тлом, можуть виділятися й інші об'єкти, значення інтенсивностей яких збіглися з інтенсивністю пікселів обличчя людини. Критерії пошуку об'єкта, що цікавить, можуть бути різними: пошук за формою, за площею та інші. У цьому випадку пошук здійснюється за площею, тому що особа займає більшу частину зображення. Виділення обличчя здійснюється за допомогою пошуку зв'язкових ділянок пікселів та створенням матриці, кожен елемент якої дорівнює номеру об'єкта, якому належить відповідний піксель вихідного зображення.

Градiєнтний метод – полягає у обчисленні першої похідної функції яскравості (його використовують виявлення наявності контуру на зображенні).

Градiєнт зображення $f(x, y)$ у точці (x, y) являє собою вектор G , орієнтований у напрямку максимальної зміни яскравості, модуль якого дорівнює

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}; \quad (1.3)$$

$$G_x = \frac{df(x,y)}{dx}; \quad (1.4)$$

$$G_y = \frac{df(x,y)}{dy}, \quad (1.5)$$

де G_x та G_y – компоненти цього вектора [2].

В цілях скорочення обчислювальних витрат модуль градієнта обчислюють за формулою:

$$|G| \approx |G_x| + |G_y|; \quad (1.6)$$

Дискретне зображення сканується вікном розміром 2×2 пікселів, що зображено на рис. 1.4.

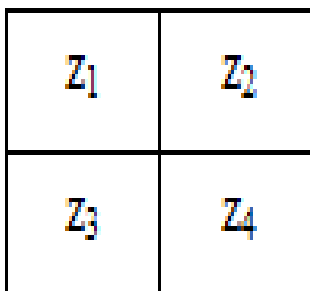


Рис.1.4. Скануюче вікно з розміром 2×2 з значеннями яскравості z_i

Для кожного положення вікна обчислюються компоненти G_x та G_y

де z_1, z_2, z_3, z_4 – значення яскравостей пікселів, що опинилися в межах вікна 2×2 .

Ці похідні можуть бути реалізовані шляхом обробки всього зображення за допомогою оператора, описуваного масками, як на рис.1.5, а, б.

-1	0
0	1

а)

0	-1
1	0

б)

Рис. 1.5. Маски оператора Робертса а) маска оператора Робертса для G_x б) маска оператора Робертса для G_y

Після знаходження похідних проводиться обчислення за формулою модуль градієнта для кожного пікселя, розташованого в m – рядку та n стовпці [11].

Сегментація зображення за допомогою застосування оператора Робертса та на результат виділення обличчя на зашумленому зображенні (рис. 1.6, а, б).

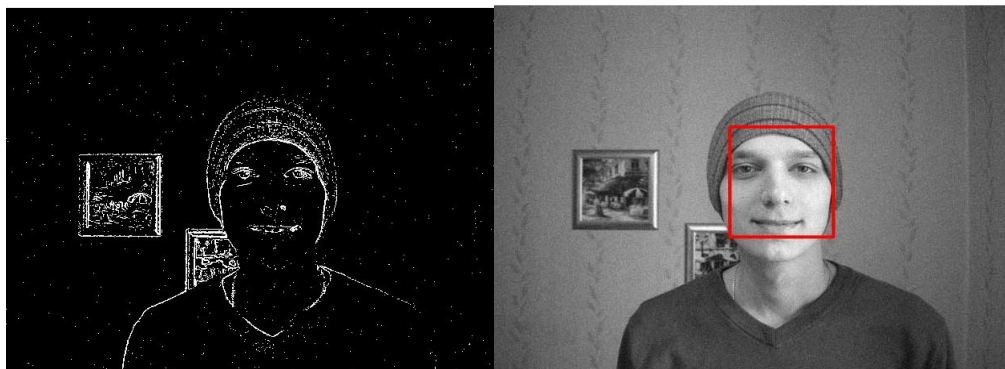


Рис. 1.6. а) Сегментоване зображення оператором Робертса б) Отримане зображення

Оператор Робертса простий в реалізації і швидкий, однак реалізація масок з розміром 2×2 не зручна, через відсутність чітко вираженого центрального елемента. Тому найчастіше використовують маски з розміром 3×3 .

Оператор Превітта

Для виявлення перепадів яскравості в цьому методі проводиться сканування зображення за допомогою вікна 3×3 , яке представлено на рис.1.7.

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

Рис.1.7. Вікно, що сканує, з розміром 3×3 значеннями яскравості z_i

Для кожного положення вікна значення G_x та G_y обчислюються за формулами:

$$G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3); \quad (1.7)$$

$$G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7); \quad (1.8)$$

У цих формулах різниця між сумами по верхньому і нижньому рядках околиці 3×3 є наближеним значенням похідної по осі x , а різниця між сумами по першому та останньому стовпцям – похідною по осі y [10]. Для реалізації цих формул використовуються оператор Превітта, який описується масками, показаними на рис.1.8, а, б.

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

а)

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

б)

Рис. 1.8. а) маска оператора Превітта для G_x б) маска оператора Превітта для G_y

Сегментоване зображення та результат виділення обличчя на зашумленому зображенні продемонстровані на рис.1.9, а, б.

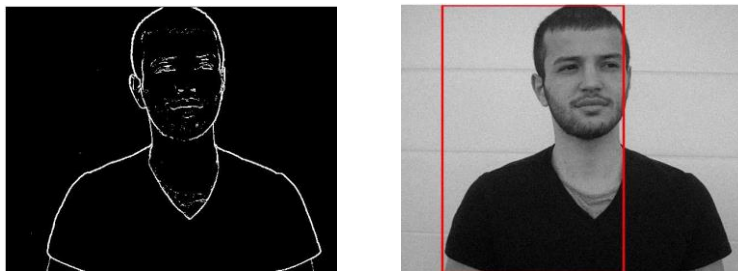


Рис.1.9. а) Сегментоване зображення оператором Прювітту б) Отримане зображення

Розглянутий оператор легко реалізується, проте присутня істотна помилка обчислень, внаслідок чого обличчя може бути не виділене, або, виділяється обличчя та тулуб людини (див. рис. 1.9, б).

Оператор Собеля зазвичай використовує маску з розміром 3×3 , при цьому середні значення відліків яскравості беруться з ваговими коефіцієнтами 2. Обчислення градієнта зображення полягає в отриманні величин приватних похідних для кожної точки.

$$G_x = (z_7 + 2z_9 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3); \quad (1.9)$$

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7); \quad (1.10)$$

Порахувавши приватні похідні, обчислюється модуль градієнта в центральній точці околиці за відомою формулою [11].

Для реалізації вище описаних виразів використовуються маски, представлені на рис.1.10.

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

а)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

б)

Рис.1.10. а) маска оператора Собеля для G_x б) маска оператора Собеля для G_y

На рис.1.11 а показаний градієнт оператора Собеля, а на рис.1.12 б результат виявлення обличчя на зашумленому зображенні



Рис. 1.11. а) Сегментоване зображення оператором Собеля б) Отримане зображення

Використання вагових коефіцієнтів зі значенням 2 в масці оператора Собеля засноване на прагненні привласнити центральні точки більшої значущості, для досягнення більшої гладкості [10].

Оператор Робінсона є більш простим в реалізації методом через використання коефіцієнтів 0, 1 і 2. Маски даного оператора симетричні щодо центральної осі, заповненої нулями. Достатньо точно отримати результат від обробки перших чотирьох масок, інші ж можна отримати, інвертувати перші (рис.12, а, б, в, г).

Максимальне значення, отримане після застосування всіх 4 масок до пікселя та його оточення, вважається величиною градієнта, а кут градієнта можна апроксимувати як кут ліній нулів в масці, які дають максимальний відгук.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

а)

0	1	2
-1	0	1
-2	-1	0

б)

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

в)

1	1	0
2	0	-1
0	-1	-2

г)

Рис.1.12. Перші 4 маски оператора Робінсона

На рис.1.13, а б показані сегментації зображення оператором Робінсона і результат виділення обличчя на зашумленому зображенні.



Рис. 1.13. а) Сегментоване зображення оператором Робінсона б)

Отримане зображення

З отриманих результатів видно, що на сегментованому зображенні присутні розриви контурів, штрихи та точки, однак це не вплинуло на правильне виділення обличчя з основного фону. Так само видно, що оператор впорався з шумом, на відміну від оператора Собеля.

Метод Кенні є одним із найефективніших методів виділення контурів, що використовує морфологічні операції. Алгоритм складається з кількох етапів:

1) Зображення згладжується фільтром, з використанням імпульсної функції, описуваної Гаусовим законом:

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1.11)$$

де σ - параметр, що визначає ступінь згладжування дії імпульсної функції на присутньому в зображенні шумі.

2) У кожній точці обчислюється градієнт зміни яскравості в зображенні

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (1.12)$$

3) Проводиться «немаксимальне» придушення стрибків яскравості зображення. У підсумку зберігаються значення обчислених градієнтів, які перевищують значення градієнтів у двох сусідніх точках у напрямку градієнта зображення.

4) Морфологічна обробка результатів, при якій задаються 2 пороги: нижній та верхній. Всі точки, що перевищили верхній поріг, зберігаються, а точки, що перевищили нижній поріг зберігаються, якщо вони межують з точками, що перевищили верхній поріг, інші виключаються з формованого контурного зображення [10 - 11].

Сегментоване зображення та результат виділення обличчя на зображенні, де є шум (рис. 1.14, а, б).

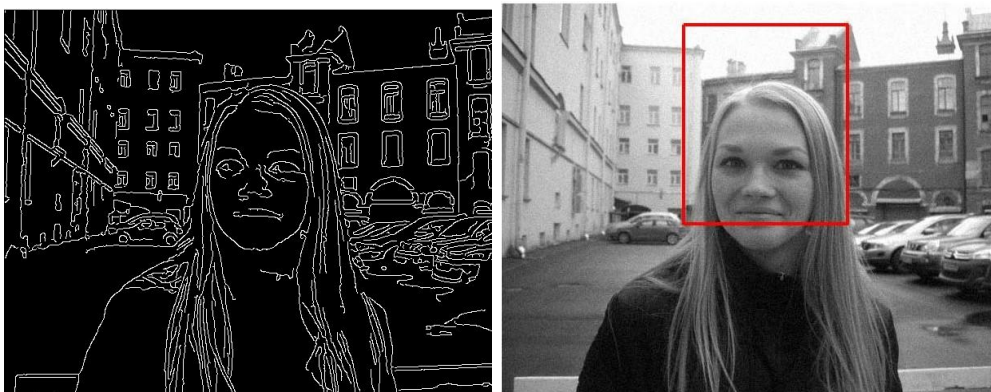


Рис.1.14. а) Сегментоване зображення оператором Кенні б) Отримане зображення

Оператор Кенні забезпечує краще виділення контурів, ніж інші розглянуті методи, навіть за наявності шуму, а також відсутні розривності контурів, крапки та штрихи.

Метод Лапласа Гауса є згортком операторів Лапласа і Гауса. Цей оператор являє собою другу похідну від функції

$$h(r) = -e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}, \quad (1.15)$$

де $r^2 = x^2 + y^2$; σ - стандартне відхилення.

Згортка зображення з такою функцією призводить до його розфокусування, що визначається значенням стандартного відхилення.

Друга похідна від h по r має вигляд:

$$\nabla^2 h(r) = -\left(\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}; \quad (1.16)$$

Цей оператор отримав назву оператор лапласіана гаусіана (LoG – Laplacian of Gaussian), оскільки рівняння вище задає Гаусову функцію. Згортка зображення з оператором $\nabla^2 h(r)$ еквівалентна тому, як якщо б зображення спочатку згорталось з гаусовою функцією, потім обчислюється лапласіан [10]. Приклад сегментації за допомогою методу LoG та результат виділення обличчя на зашумленому зображенні показані на рис. 1.16 а, б.



Рис. 1.16. а) Сегментоване зображення методом LOG б) Отримане зображення

Проаналізувавши результати, отримані за допомогою застосування методів, засновані на обчисленні градієнта та другої похідної можна зробити висновки (див. рис.1.6, 1.9, 1.11, 1.13, 1.14, 1.16):

- Алгоритм працює коректно, коли об'єкт знаходиться на однорідному фоні (рис. 1.9 б).
- Некоректна робота алгоритму, коли зображення засвічене або затемнене, оскільки тіні на зображенні можуть сприйматися як кордони.
- Поява помилкових виявлень при наявності на зображенні шуму;
- Помилки локалізації із зображеннями, що мають низьку роздільну здатність.

1.2.3. Алгоритм на підставі порівняння із шаблоном

Найпростішим методом виявлення облич на цифровому зображенні є метод на підставі порівняння з шаблоном. Цей метод ґрунтується на перегляді всього вихідного зображення локальною маскою та зіставлення образу в полі цієї маски з деяким еталоном (шаблоном). Шаблоном є зображення заданого розміру, в якому людська особа або її частина (очі, ніс, рот) розташована в центрі, а фон в оточенні обличчя відповідає фону вихідного зображення.

Використовуються шаблони двох видів:

1. Недеформовані - це шаблони, які піддаються масштабуванню і зрушенню;
2. Деформовані – це шаблони, які змінюють свою форму, підлаштовуючись під вхідні дані. Найчастіше використовується виділення частин обличчя (ніс, очі, губи).

При зіставленні зображень як міра близькості вибирається середньоквадратична похибка (СКП) або взаємна кореляція між чином в області маски та шаблоном. Мінімум СКП або максимум взаємної кореляції, отриманої в результаті, свідчить про найкращу відповідність зображення в межах маски шаблону.

Розглянемо зображення $f(x,y)$, що має розмір $M \times N$ і шаблон $w(x,y)$ з розмірами $J \times K$, при цьому $J \leq M$ та $K \leq N$ [10]. Рухаючи шаблон по всьому зображенню обчислюється кореляція (див. формулу в загальному вигляді).

$$c(x,y) = \sum_s \sum_t f(s,t)w(x+s,y+t), \quad (1.17)$$

де $x=0,1,2,\dots, M-1$ і $y=0,1,2,\dots, N-1$.

Підсумовування ведеться в тій межі, де зображення і шаблон перетинаються.

На рис. 1.17 зображена процедура кореляції, де перегляд вихідного зображення починається від деякої позиції лівого верхнього кута і продовжується вертикально вниз до тих пір, поки шаблон знаходиться в полі вихідного зображення.

Розглянемо точку зображення – (x_0, y_0) . Розрахувавши значення кореляції, отримуємо одне значення $c(x_0, y_0)$. При зміні x та y шаблон ковзає по всьому зображенню і видає в результаті функцію $c(x,y)$. Положення максимумів функції $c(x,y)$ вказує точки, де область шаблону найкраще збігається із зображенням. Однак поблизу країв зображення точність зменшується, оскільки величина помилки кореляції пропорційна площі еталона, що вийшла за межі зображення [10].

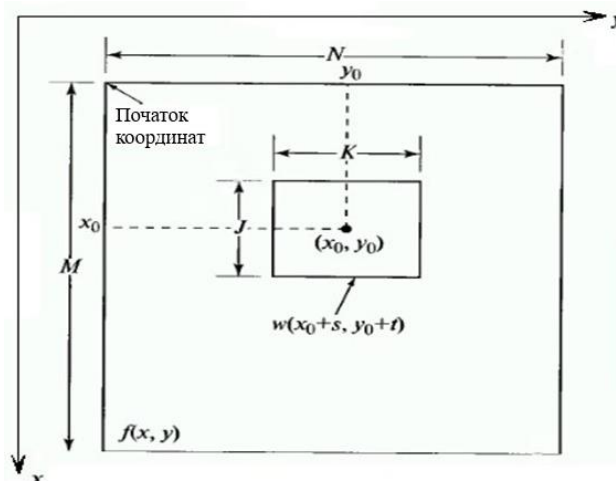


Рис. 1.17. Отримання значення кореляції в точці (x_0, y_0) .

Недолік кореляційної функції $c(x, y)$ полягає в чутливості до зміни амплітуд зображення і еталона. Для усунення цього недоліку використовується нормована крос-кореляційна функція (НККФ), оскільки є інваріантною до змін в зображенні. НККФ визначається виразом

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [f(s, t) - \bar{f}(s, t)][w(x+s, y+t) - \bar{w}]}{\sqrt{\sum_s \sum_t [f(s, t) - \bar{f}(s, t)]^2 \sum_s \sum_t [w(x+s, y+t) - \bar{w}]^2}} \quad (1.18)$$

де $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$, $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$; w - середнє значення пікселів в ідеалі w ; \bar{f} - середнє значення елементів зображення f в області, яка відповідає поточним становищем w .

Незважаючи на простоту даного методу, описаний підхід реалізує пошук обличчя за еталоном швидко та результативно, проте вимагає відповідності розмірів шуканого образу з розмірами еталона. Однак такої відповідності домогтися складно, тому процес виконується кілька разів, при цьому кожен раз змінюється розмір вихідного зображення [12].

На рис.1.17 представлені варіанти еталонів, вирізаних із вихідного зображення з розмірів 640 x 480.

З вихідного фронтального зображення обличчя людини отримуємо еталони, які охоплюють найбільш інформативну частину обличчя: брови, очі, ніс рота. Брови, очі та ніс людини є незмінними.

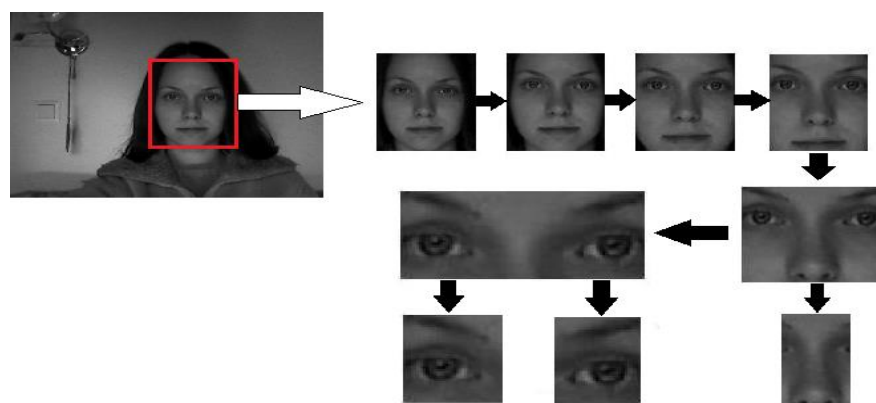


Рис.1.17. Варіанти шаблонів, які використовуються у системах виявлення осіб

На рис. 1.18, б – 1.20, б показані результати виділення трьох різних облич на зашумлених зображеннях, тривимірні графіки НККФ для спостереження піку функції і використовувані шаблонів (рис. 1.18, в – 1.20, в).

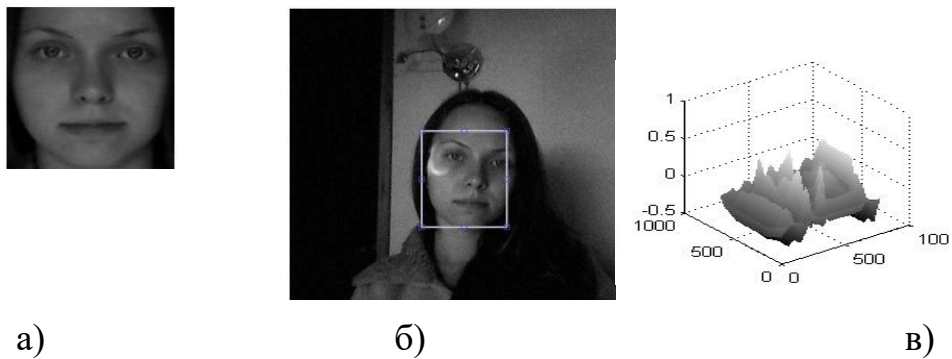


Рис.1.18. Результати зображення з маскою розміром 130x154

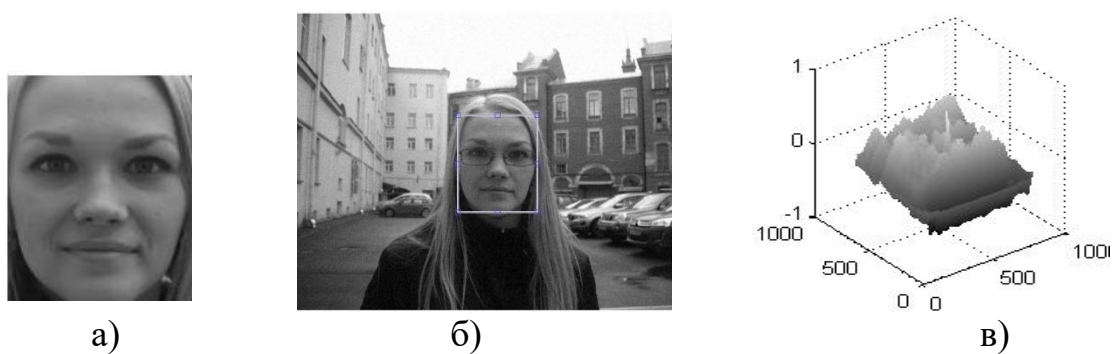


Рис. 1.19. Результати зображення з маскою розміром 130x154

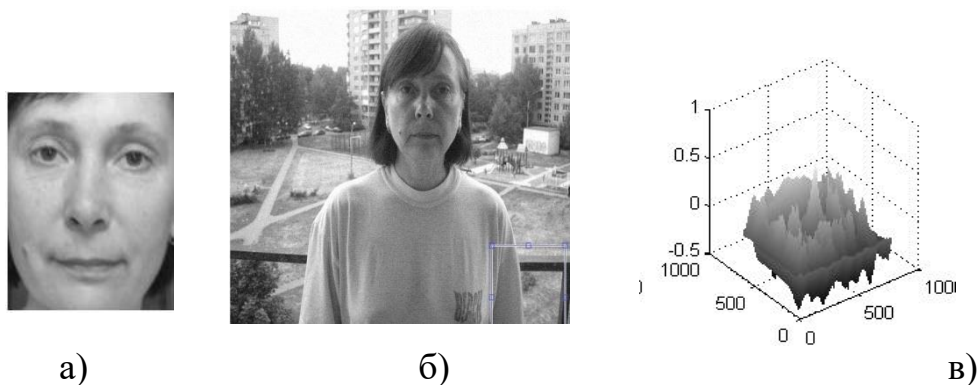


Рис. 1.20. Результати зображення з маскою розміром 130x154

Пік НККФ набирає значення від 0 до 1, чим ближче значення до 1, тим краще виділяється обличчя (див. рис. 1.20, б). Однак на рис. 1.19 б видно, що обличчя виділяється при значенні піку 0,6488. Це пояснюється втратою

інформації, оскільки обличчя на зображенні має невеликий розмір та іншу освітленість. Трохи більше значення 0,6964 має зображення 1.20, але локалізації не відбулося. Це пов'язано з тим, що вихідний шаблон (див. рис. 1.20, а) був взятий із зображення, фон якого відрізняється від заднього плану (див. рис. 1.20, б). Так само помилка обумовлена складністю фону, на якому присутня велика кількість об'єктів, що заважають, оскільки, умови освітленості змінюються, і використання інформації зображення утрудняються. Метод на основі порівняння з шаблоном набув досить широкого поширення. Однак при локалізації реальних об'єктів характеризується великий обчислювальною складністю, пов'язаних з проблемами, розглянутих вище.

1.2.4. Алгоритм на підставі навчання

Проведений аналіз алгоритмів виділення людського обличчя на зображенні мають такі недоліки:

1. Емпіричні методи складні в реалізації, тому що людські знання важко перетворити на певні правила, які могли б працювати з реальними зображеннями, які мають шуми, складне тло та низький дозвіл;

2. Методи на основі контурних моделей погано працюють, коли зображення зашумлене, засвічене або затемнене, має складне тло та низьку роздільну здатність. Тіні на зображенні сприймаються як межі, а це призводить до неправильної роботи алгоритму. Такі методи найкраще використовувати у попередній обробці зображення;

3. Методи на основі порівняння з шаблоном виділяють обличчя, зображення має однорідний фон, однак на практиці при використанні систем безпеки таку умову не завжди здійснимо.

Метод на основі навчання позбавлений вище зазначених недоліків, тому застосовуються в системах відеоспостереження та контролю доступу.

Метод Віоли-Джонса є одним із найефективніших методів пошуку людського обличчя на зображенні у плані високої швидкості та низької ймовірності хибного виявлення [13]. Алгоритм добре працює і розпізнає риси

обличчя під кутом до 30 градусів. При збільшенні кута відсоток виявлення значно падає, що ускладнює використання алгоритму в сучасних системах [14]. Метод лежить в основі більшості існуючих алгоритмів розпізнавання та ідентифікації, а також метод Віоли-Джонса реалізований в більшості сучасних фотоапаратах і в камерах мобільних телефонів.

Алгоритм заснований на ключових ідеях:

1. Подання зображення в інтегральному вигляді для швидкого обчислення ознак;
2. Використання ознак Хаара для отримання ознак на зображенні ;
3. Використання спеціального методу навчання – бустинг для вибору ознак;
4. Надходження ознак на вхід класифікатора, що дає результат «вірно» чи «брехня»;
5. Використання каскаду – для швидкого відкидання вікон, на яких немає обличчя.

Оскільки в алгоритмі проводиться навчання класифікаторів, то потрібна підготовлена вибірка із позитивних та негативних зображень.

На позитивних зображеннях присутні фронтальні обличчя розміром 24 на 24 або 20 на 20 пікселів. Цей розмір зручний для навчання, оскільки обличчя людини може бути далеко на зображенні і потрібно знайти обличчя маленького розміру. У навчальну вибірку закладені всі інваріанти до освітлення, статі, особливості до раси, люди різних статей та люди з емоціями на обличчі.

Негативні зображення становлять набір різних фотографій з тим самим розміром, на яких немає людського обличчя. Кількість позитивних зображень набагато менша, ніж негативних, наприклад, автори методу використовували 5000 зображень з обличчями та 10000 зображень без облич [15]

Побудувавши навчальну вибірку, потрібно із зображення витягти ознаки, за якими навчатиметься класифікатор. Для цього використовуються ознаки

Хаара, які є фільтрами, що складаються з суміжних прямокутних областей, як показано на рис. 1.21.

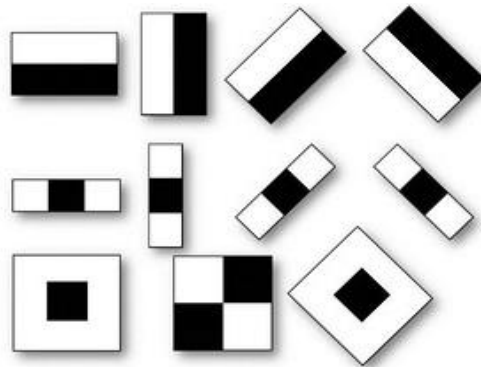


Рис. 1.21. Стандартні ознаки Хаара

Ці прямокутники накладаються на зображення з розміром 24 на 24 і проводиться підрахунок всіх яскравостей пікселів, що потрапили в світлу і в темну зони. Потім обчислюється різницю між сумами:

$$f = \sum IS_1 - \sum IS_2, \quad (1.19)$$

де I – інтенсивність пікселів; S_1 – усі пікселі в області білого прямокутника; S_2 – всі пікселі у сфері чорного прямокутника.

Підрахована різниця і буде значенням певної ознаки. Далі це значення порівнюється з порогом, що визначається під час навчання. Якщо значення перевищує поріг, то ознака виявила об'єкт, інакше – не виявила. Ознаки реагують по-різному, тому виділяють сильні та слабкі ознаки.

Ознаки обчислюються в межах скануючого вікна, яке переміщується по всьому зображенню.

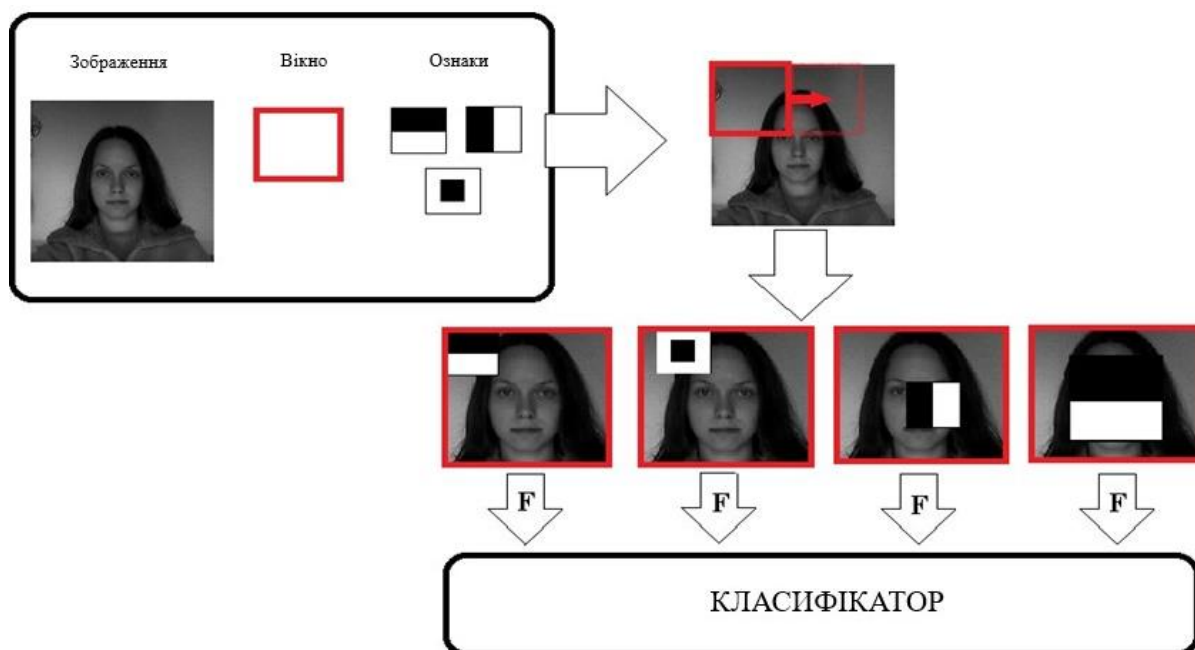


Рис. 1.22. Схема роботи принципу вікна, що сканує .

Для обчислення ознак із найбільшою швидкістю використовують інтегральне представлення зображень. В інтегральному поданні зображень формується матриця, розміри якої збігаються з розмірами вихідного зображення. У кожному елементі матриці зберігається сума інтенсивностей всіх пікселів, що лежать ліворуч і вище за цей. [16]. Елементи матриці обчислюються за формулою [13]:

$$ii(x', y') = \sum_{x \leq x', y \leq y'} i(x, y), \quad (1.20)$$

де x, y – координати пікселя на зображенні; $ii(x, y)$ – інтенсивність пікселя з координатами x, y інтегрального зображення; $i(x, y)$ - інтенсивність пікселя з координатами вихідного зображення (див. рис. 1.23 а, б).

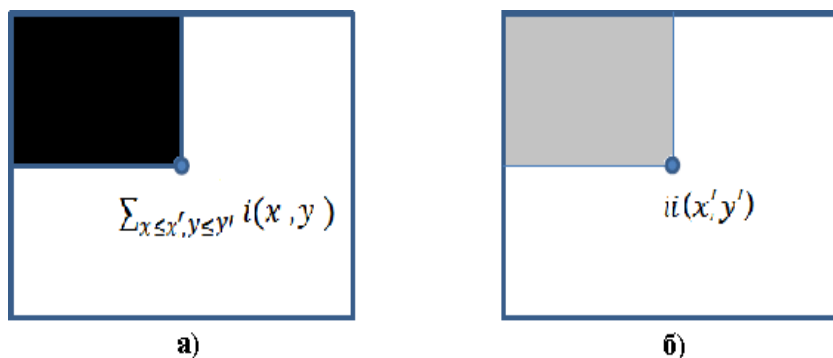


Рис. 1.23. а) Вихідне зображення б) Інтегральне зображення

Таке інтегральне зображення розраховується за один прохід по зображенню. Розглянемо пікселі із координатами $i(x, y)$ (рис. 1.24).

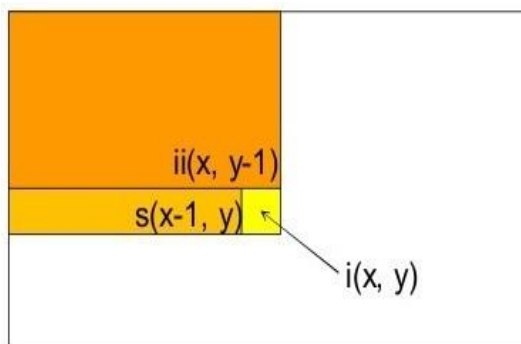


Рис. 1.24. Обчислення інтегрального зображення

Для лівого верхнього фрагмента можна порахувати суму інтенсивностей пікселів:

$$s(x, y) = s(x - 1, y) + i(x, y); \quad (1.21)$$

$$ii(x, y) = ii(x, y - 1) + s(x), \quad (1.22)$$

де $s(x, y)$ – накопичена сума рядка.

З цих формул слід, що $s(x, -1) = 0$ і $ii(-1, y) = 0$ [13]

Коли інтегральне зображення побудовано, можна швидко обчислити суму пікселів прямокутника, який має абсолютно будь-яку площу.

Нехай A, B, C, D - значення інтегрального зображення в кутах прямокутника (рис. 1.25).

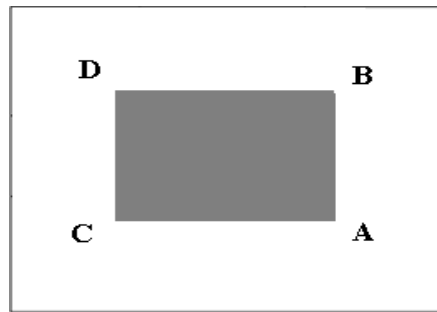


Рис. 1.25. Розрахунок суми яскравостей пікселів у довільному прямокутнику.

Сума значень інтенсивностей пікселів у вихідному зображенні:

$$S(ABCD) = A - B - C + D; \quad (1.23)$$

При цьому якщо інтегральне зображення пораховано, тоді для прямокутника, що знаходиться в будь-якому місці зображення, достатньо трьох операцій складання.

Кожна з таких ознак обчислюється дуже швидко, проте кількість ознак виходить велика кількість: так для вікна 24×24 пікселів отримуємо 160000 ознак.

Усі ознаки обчислити неможливо, тому потрібно вибрати деяку кількість ознак, які дозволить ефективно розділити навчальну вибірку на обличчя та не обличчя. На рис. 1.26 подано всі ознаки Хаара, які використовує один класифікатор.

Для вибору конкретної кількості ознак використовується метод бустингу

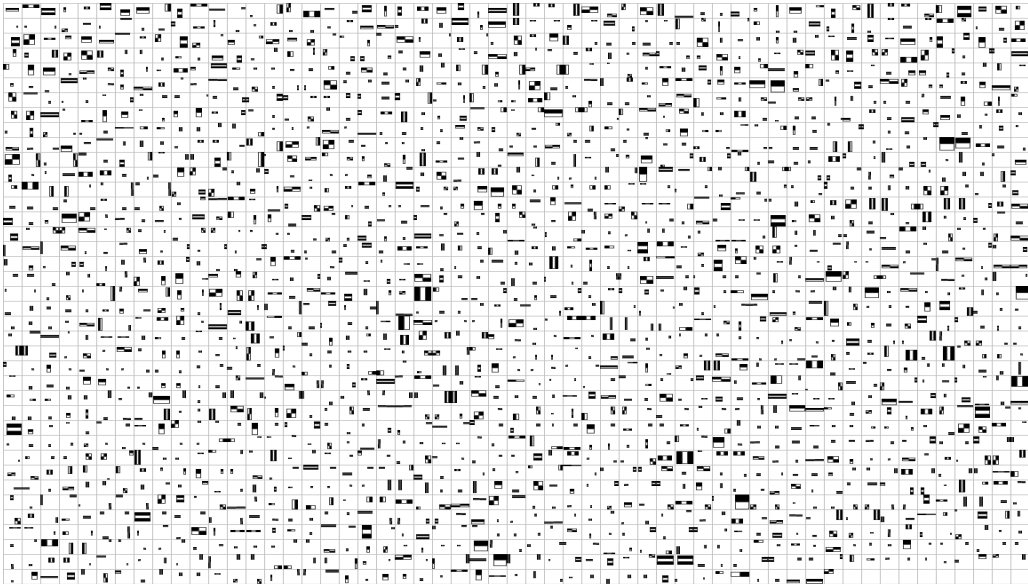


Рис. 1.26. Ознаки Хаара для одного класифікатора

Класифікатор, який допускає мало помилок, називається – «сильним», а класифікатор, який класифікує з достовірністю 51% - «слабким» або простим.

В підсумку роботи алгоритму бустингу на кожній ітерації формується простий класифікатор виду:

$$h_j(z) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } p_j f_j(z) < p_j \theta_j, \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}, \quad (1.24)$$

де p_j – показує напрямок знака нерівності, якщо значення ознаки негативне та вказує для кожної ознаки окремо; θ_j - значення порога;

$f_j(z)$ – пораховане значення ознаки; z – вікно пошуку; j – номер ітерації.

У методі Віоли-Джонса класифікатори об'єднали у послідовність фільтрів. Кожен такий фільтр є окремим класифікатором AdaBoost, що має невелику кількість простих класифікаторів.

AdaBoost для пошуку осіб виглядає наступним чином:

1. Обчислення всіх ознак Хаара всім зображень навчальної вибірки;
2. Вибираємо таку ознаку і такий поріг, для яких сума ваг помилково класифікованих зображень була мінімальна;

3. Перевизначаємо ваги всієї вибірки.

Використовуючи метод AdaBoost для пошуку обличч на зображенні потрібно переглянути велику кількість вікон. Оскільки обличчя на зображенні зустрічається рідко, потрібно якнайшвидше відкидати вікна, на яких немає осіб, для цього будується каскад класифікаторів.

Каскад складається з ланцюжка навчених класифікаторів, структура якого проілюстрована на рис. 1.27.

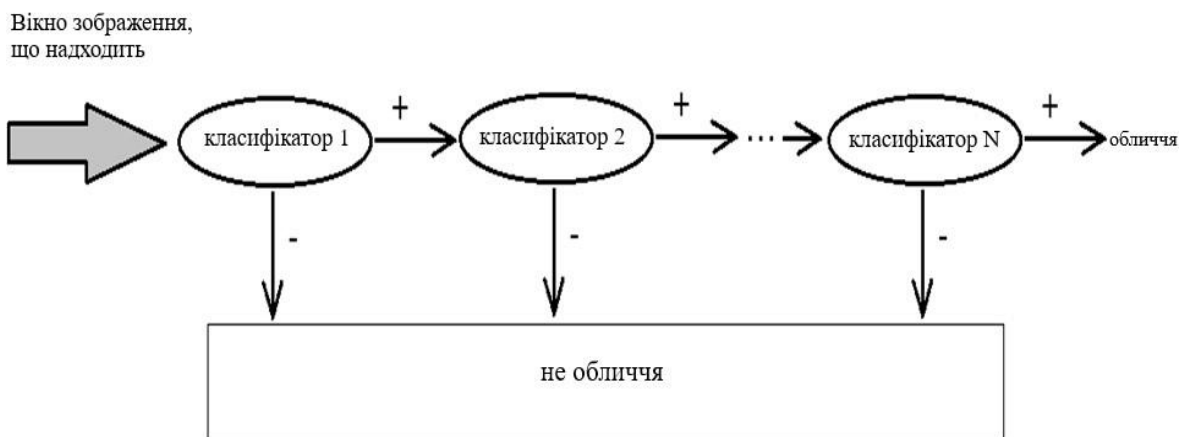


Рис. 1.27. Каскад класифікаторів

Робота каскаду починається зі «слабких» класифікаторів, які відкидають частину негативних вікон, приймаючи майже всі позитивні. Якщо перший класифікатор відреагував добре на фрагмент, де знаходиться потенційне обличчя, тоді для нього запускається другий класифікатор, більш складний. Негативний відгук одного з класифікаторів на будь-якому етапі призводить до відбракування вікна. Така каскадна структура підвищує швидкість виявлення, зосереджуючи свою роботу на більш інформативних ділянках зображення, тобто, де присутнє обличчя.

На рис.1.28, а б представлені зашумлені зображення, де виділено обличчя за допомогою алгоритму Віоли-Джонса.



Рис. 1.28. Результати виявлення осіб з допомогою методу Віюлі–Джонса.

Як видно з рисунків, метод добре знаходить обличчя, на яких присутні предмети, що заважають, у конкретному випадку окуляри, а також коли особа повернута не невеликий кут і присутня міміка. Труднощів не принесло складне тло, Віюлі-Джонса виділив досить невелике обличчя на тлі, де є безліч різних об'єктів.

1.3. Огляд алгоритмів розпізнавання людського обличчя на зображеннях

На сьогоднішній день існує кілька методів розпізнавання людини по його обличчю: метод «власних облич» (eigenfaces), штучні нейронні мережі, метод лісу дерев рішень (decision forest), приховані марківські моделі, лінійний дискримінантний аналіз і інші.

1.3.1. Алгоритм на методі «власних облич»

В основі алгоритму Eigenface лежить метод головних компонент (МГК), який є найбільш ефективним методом на сьогоднішній момент.

Ідея методу полягає в тому, що матрицю зображення можна подати у вигляді одномірного вектора, помістивши другий стовпець під першим, третій – під другим і т.д. Отримані вектори лежать у просторі, що має дуже велику розмірність, а необхідні дані належать меншій розмірності, тому потрібно знайти оптимальний простір, в якому можна виявити та описати індивідуальні особливості кожної обличчя. Для вирішення цього завдання

використовуються головні компоненти розподілу облич, які є власними векторами коваріантної матриці набору зображень.

Власні вектори впорядковуються у відповідність до величини власного значення. Кожен із цих векторів описує особливості обличчя людини та їх можна розглядати як набір характерних ознак. Так само кожна ділянка зображення робить внесок у кожен власний вектор, що дозволяє представляти вектора як деяке наближення до зображення обличчя, тому їх називають власними особами (Eigenface). Кожне зображення обличчя представляється як лінійні комбінації своїх облич (рис. 1.29) [19].



Рис. 1.29. Власні обличчя (Eigenface)

Розглянемо зображення з розміром $m \times n$ пікселів. Це зображення можна описати вектором з розмірністю mn :

$$x_i \text{ при } i = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (1.25)$$

де i - номер зображення.

Необхідно знайти вектори, які найкраще описують розподіл зображень облич всередині всього простору зображень.

Нехай є набір зображень з векторами $x_1 \dots x_N$, який являє собою навчальну вибірку. Розрахуємо по всій навчальній вибірці середній вектор:

$$\bar{x}_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{x}_i; \quad (1.26)$$

Порахувавши середній вектор, віднімемо його з кожного зображення:

$$\bar{\Phi} = \bar{x}_i - \bar{x}_0; \quad (1.27)$$

Отримані вектори зберігають унікальну інформацію про людське обличчя. Для найкращого опису розподілу зображень, побудуємо набір з N ортогональних векторів, де кожен i -тий вектор вираховується за формулою:

$$\lambda_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\bar{\Phi}_i \bar{u}_i^T)^2; \quad (1.28)$$

$$\bar{u}_l^T \bar{u}_k = \delta_{lk} = \begin{cases} 1, & l = k, \\ 0, & \end{cases} \quad (1.29)$$

де λ_i - власні значення матриці коваріації \bar{u}_i - власні вектора матриці коваріації.

Коваріаційна матриця обчислюється за такою формулою:

$$K = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \bar{\Phi}_k \bar{\Phi}_k^T; \quad (1.30)$$

Якщо кількість зображень буде меншою за розмірність простору, то власні вектори \bar{u}_i з ненульовими власними значеннями λ_i буде $N-1$.

На цьому процес з навчальною вибіркою закінчується.

Далі на вхід подається тестове зображення з обличчям \bar{x} , яке розкладається за наявними власними обличчями [19]. Обчислюються коефіцієнти розкладання, і складається вектор, який описує внесок кожного власного обличчя в уявлення тестового зображення.

$$w_i = \bar{u}_i^T (\bar{x} - \bar{x}_0); \quad (1.31)$$

$$\bar{\Omega}^T = \{\omega_{1,\dots}, \omega_N\}, \quad (1.32)$$

де $I=1,\dots,N$

Склавши вектор, спроектуємо це зображення в новий простір і визначимо до якого зображенню навчальної вибірки наш приклад розташований покладено ближче, для цього обчислюється відстань між самим зображенням і його проекцією:

$$d^2 = \|\bar{\Phi} - \bar{\Phi}_f\|^2; \quad (1.33)$$

$$\bar{\Phi}_f = \sum_{i=1}^N w_i u_i; \quad (1.34)$$

Якщо значення d^2 велике, то вхідне зображення з великою вірогідністю не належить базі із зображеннями.

1.3.2. Штучні нейронні мережі

Одним із найпоширеніших методів розпізнавання є штучні нейронні мережі. Нейромережі з'явилися як наслідок моделювання функцій людського мозку, і є універсальною лінійною системою, яка налаштовує параметри на основі даних, що надійшли [19].

Під час навчання нейронної мережі пропонуються різні зображення облич людей із зазначенням того, до якого класу вони ставляться. Зразок подається у вигляді вектора значень ознак. При цьому сукупність усіх ознак має визначати клас, до якого належать зразок. Якщо ознак недостатньо, мережа може співвіднести той самий зразок з кількома класами, що призведе до помилки розпізнавання. Навчивши нейронну мережу, можна пред'являти невідомі раніше образи облич та отримувати відповідь про належність до певного класу

Нейронна мережа складається з елементарних частинок – штучних нейронів, які є біологічною моделлю нейронів у людському мозку.

На рис. 1.30 представлена математична модель нейрона, яка представляє собою деякий елемент, який отримує кілька вхідних сигналів, потім перемножує ці сигнали на вагові коефіцієнти і підсумовує їх:

$$S = \sum_{i=1}^n X_i W_i, \quad (1.35)$$

де X_i - вхідні сигнали; W_i -вагові коефіцієнти.

Після підсумовування проводиться нелінійне перетворення нейрона, в результаті виходить вихідний сигнал:

$$Y = F(S - b), \quad (1.36)$$

де F – нелінійна передатна функція нейрона; b – постійне зміщення.

В якості нелінійної функції для нейрона використовується сигмоїдна функція, значення якої лежать в діапазоні від 0 до 1.

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}; \quad (1.37)$$

Оскільки постійний зсув зазвичай прирівнюють з додатковою вагою $b = W_0$, на який подається одиничний сигнал, то

$$S = \sum_{i=1}^n X_i W_i + W_0; \quad (1.38)$$

$$Y = F(S); \quad (1.39)$$

Описане вище перетворення називається функцією активації, якщо сумарний сигнал, з урахуванням вагових множників, перевищує поріг, значить, нейрони активуються і передають сигнал, наприклад 1, в інакше – нейрон не активується.

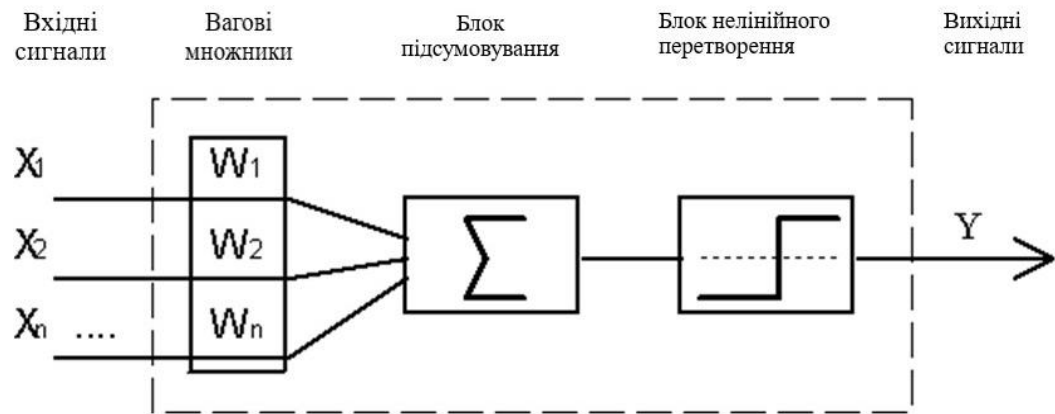


Рис.1.30. Математична модель одного нейрона

Таким чином, нейрон є лінійним класифікатором, оскільки він бере лінійну комбінацію вхідних ознак, то нейрон можна уявити як лінійну розділяючу гіперплощина у великому просторі ознак. Тобто один нейрон може вирішити лінійну задачу класифікації, в якій є об'єкти двох типів і в просторі їх можна розділити гіперплощиною. Процес навчання нейрона – це процес вибору ваг для будь-яких ознак. Для цього використовуються способи навчання, такі як метод стохастичного градієнтного спуску, метод опорних векторів. Однак були виявлені випадки, коли не можливо реалізувати алгоритм, використовуючи лінійну класифікацію (нейрон), тому стали використовувати кілька нейронів, з яких побудували нейромережу.

Усі нейромережі умовно можна розділити на дві групи: прямого та зворотнього поширення. У мережах прямого розповсюдження сигнал поширюється від входу мережі в одному заданому напрямку до її виходу. У нейронних мережах зворотнього розповсюдження вихідні дані будь-якого нейрона можуть передаватися до його виходів, що дозволяє моделювати більш складні процеси [1]. Архітектура багатошарової нейромережі зображена на рис. 1.31.

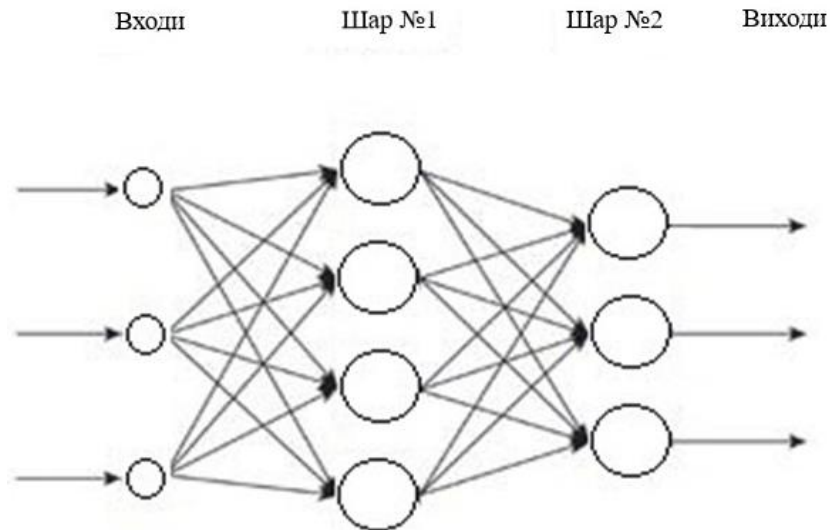


Рис. 1.31. Архітектура двошарової нейромережі

На перший шар подаються дані, що обробляються, які проходять всі шари нейронної мережі, в результаті чого на виході фіксуються результати обробки. Число нейронів вхідного та вихідного шару повинні збігатися з розмірністю вихідних даних. Усі шари, крім вхідного та вихідного, не відображаються і тому їх називають прихованими. Нейрони вхідного шару не здійснюють перетворення сигналів, оскільки вони розподіляють вхідний сигнал між нейронами першого та прихованого шару. Сигнал, при проходженні нейромережею, зазнає змін, які залежать від початкового значення сигналу, вагових коефіцієнтів нейронів і функції активації.

Навчання такої нейронної мережі здійснюється за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, що є різновидом градієнтного спуску в просторі ваг з метою мінімізації сумарної помилки мережі:

$$\Delta W = -\alpha \frac{dE}{dW}; \quad (1.40)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - t_j)^2, \quad (1.41)$$

де E - енергія помилки мережі, що представляє функцію від ваги мережі та вхідного сигналу; t_j - еталонне значення виходів мережі.

1.4 Висновки до розділу 1

У цьому розділі були розглянуто сучасні системи розпізнавання облич і виявлені недоліки, через які вірогідність правильного виявлення знижується. Поставлено завдання розробити алгоритм, який справляється з низькою роздільною здатністю зображення, складним фоном і присутнім шумом. Для цього були розглянуті алгоритми виділення обличчя на зображенні, що використовують різні підходи, такі як контурний аналіз, узгоджена фільтрація та попереднє навчання.

РОЗДІЛ 2

ОСНОВНА ЧАСТИНА

2.1. Аналіз та вибір алгоритму виділення облич

Розглянемо роботу трьох методів виділення на прикладі вибірки, яка складається з 51 зображення:

1. Сегментація на основі виділення контурів, для якої були використані :
2. Метод на основі порівняння із шаблоном;
3. Метод з урахуванням навчання Віоли-Джонса.

Для реалізації вище перерахованих алгоритмів обрано середовище Matlab, в якому є вбудовані бібліотеки, що спрощує роботу.

Щоб оцінити ефективність роботи алгоритмів виділення будемо застосовувати відомі критерії якості: помилки першого роду (False Negatives (FN)) та помилки другого роду (False positive (FP)).

Усі наведені нижче значення помилки першого та другого роду розраховані для тестової вибірки, що містить 51 зображення. Результати зведено в таблицю.

2.1.1. Результати роботи алгоритму сегментації

Градентні алгоритми, методи Лапласа Гауса і Кенні, які виділяють контур зображень, прості в реалізації програмними засобами. Щоб виділити обличчя на зображенні, здійснюється пошук зв'язкові області пікселів з подальшим створенням матриці, кожен елемент якої дорівнює номеру об'єкта, якому належить відповідний піксель вихідного зображення.

Найкращим алгоритмом виділення обличчя на зображеннях виявився градієнтний оператор Собеля, який має помилку першого роду $FN = 0$, а помилку другого роду $FP=47\%$.

Всі вживані алгоритми успішно виділяють обличчя на фотографіях, де фон містить не багато об'єктів, як показано на рис 2.1, а, б.

З оператором Собеля та методом Лапласа Гауса. Помилка другого роду для методу Лапласа Гауса склала $FP = 70,6\%$

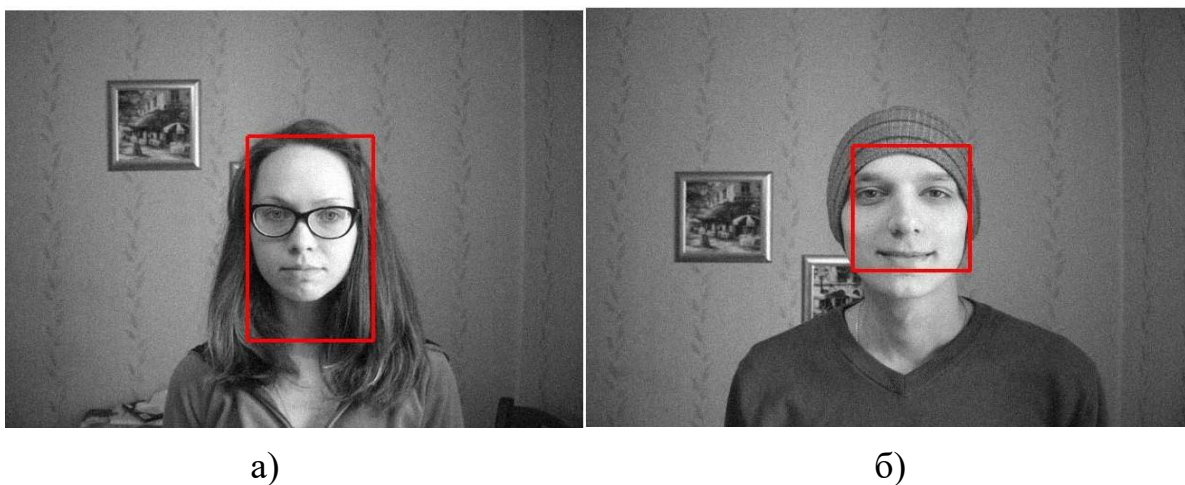


Рис.2.1. Результати виділення осіб на фотографію оператора а) Собеля б) алгоритмом Лапласа Гауса

Проте отримані результати всіх методів та алгоритмів дуже залежать від недоліків, які були зазначені у першому розділі. Зі складним фоном і досить великим обличчям впорався лише метод Кенні (рис. 2.2), проте результати по всій вибірці у нього виявилися меншими, ніж у Собеля: помилка другого роду склала $FP = 64,7\%$.

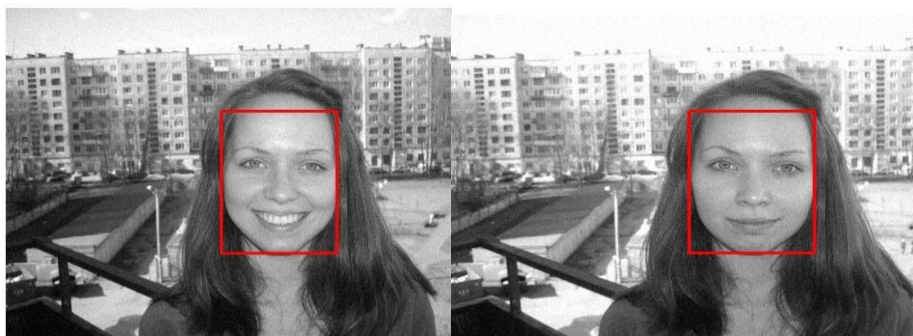


Рис. 2.2. Результат роботи методу Кенні.

Інші алгоритми погано справляються з виділенням облич, які мають різний розмір на складному фоні. Найгіршим виявилися градієнтні оператори Робертса і Превітта, у яких $FN = 1,96\%$ та $FP = 74,5\%$.

Досить великі обличчя на зображенні так само не виділяються, через наявність безлічі об'єктів на задньому фоні. У багатьох випадках відбувається виділення тільки частини обличчя або областей, які знаходяться вище або нижче за обличчя. На рисунках 2.3, а, б, в зображені результати роботи часткового виділення обличчя за допомогою градієнтних операторів Робінсона і Превітта, а також методом Кенні.

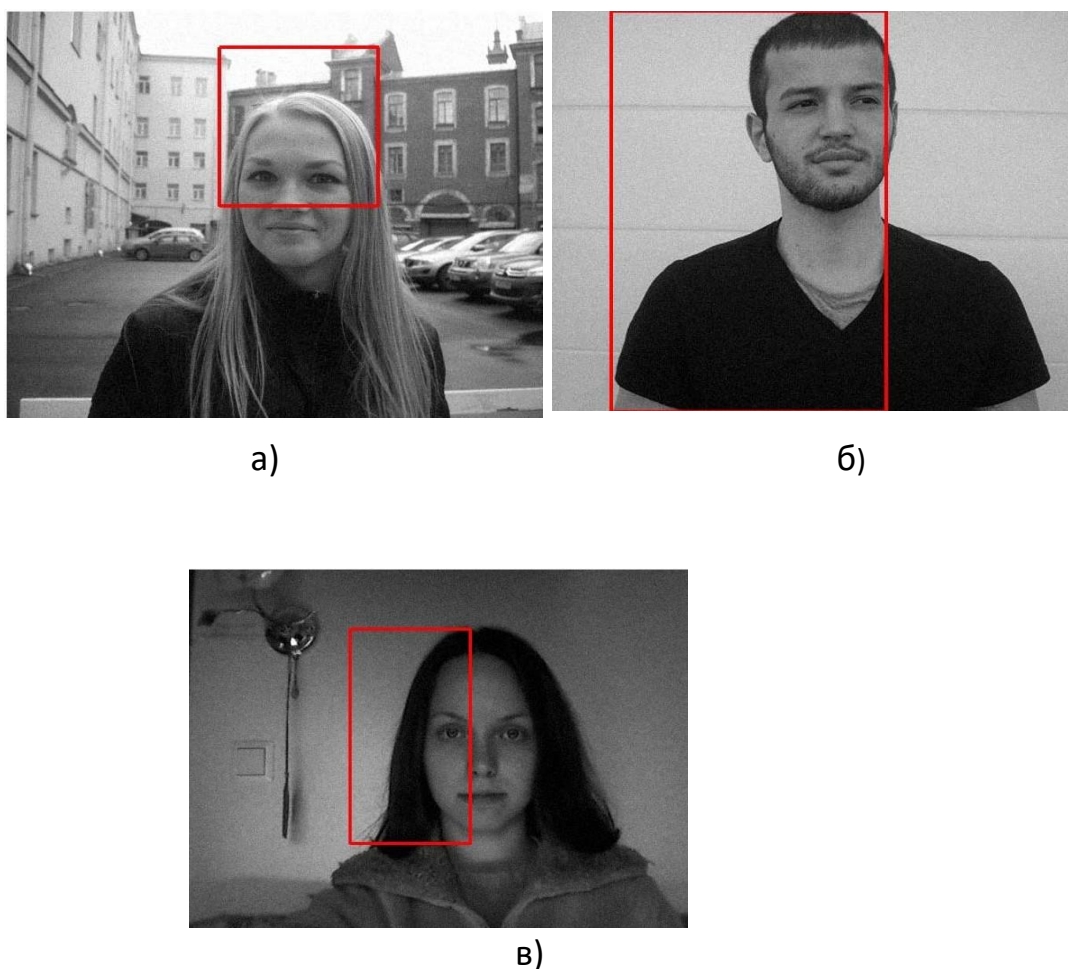


Рис. 2.3. Результати роботи операторів а) Робінсона б) Превітта в) Кенні

Усі результати роботи методів сегментації зведені в загальну таблицю та представлені в третьому розділі, поряд з іншими алгоритмами виділення облич на зображенні, де є складний фон, шум і низька роздільна здатність.

2.1.2. Результати роботи алгоритму на основі порівняння з шаблоном

Для реалізації методу на підставі порівняння з шаблоном, була створена вибірка з 13 зображень – шаблонів з розміром 180 на 200 пікселів. На рис. 2.4 показані приклади використовуваних еталонів, які охоплюють найбільш інформативні частини обличчя: очі, ніс, губи.

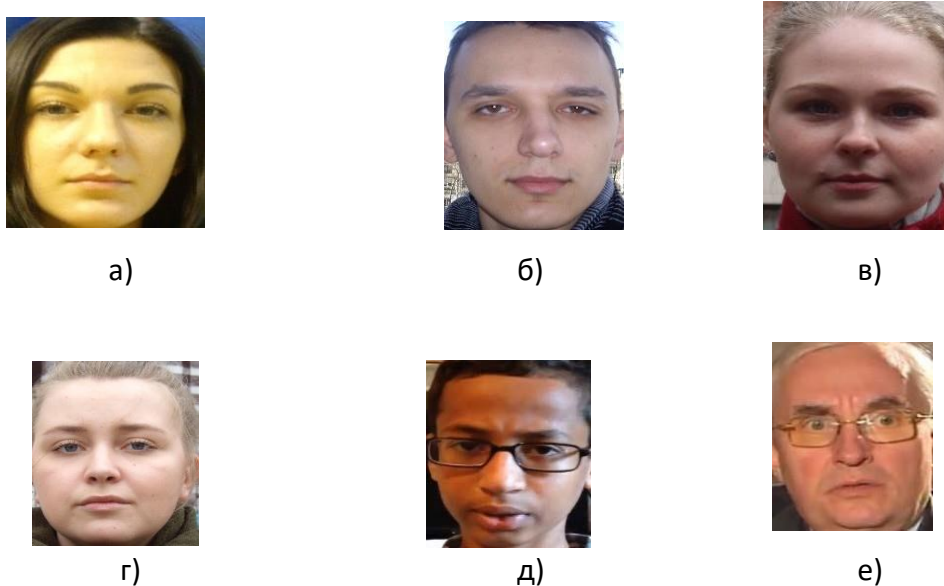


Рис. 2.4. Приклади шаблонів із зображенням облич людей

Метод добре справляється, коли шаблон відповідає вхідному зображенню(рис. 2.5, а – 2.6, б).



Рис. 2.5. Результат успішного виділення за заданим шаблоном

На інших прикладах видно, як метод виділяє обличчя, які мають невелике відхилення від фронтального положення (рис. 2.6, а, б)

Порівнюючи еталон і результат помітно невідповідність масштабів еталону та виділеного обличчя. Даний результат може призвести до помилки на наступному етапі – розпізнавання обличчя.

Виникає помилкове виявлення у випадках, коли шаблон відрізняється від вхідного зображення (рис. 2.4, б – 2.7, а), а також коли на фоні зображення є велика кількість предметів, як на рисунку 2.7, б.

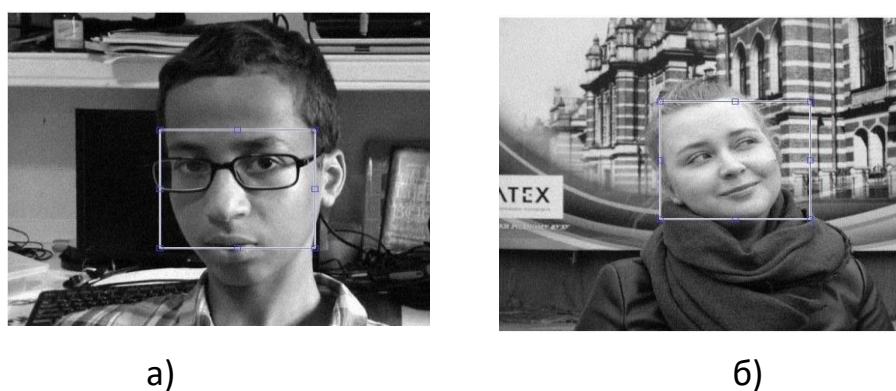


Рис.2.6. Результат розподілу обличчя з відхиленням від фронтального положення за заданим зразком



Рис. 2.7. Результат хибного виділення

Оскільки на практиці, в базі даних зображення може бути обличчя людини, зроблене кілька років тому і на іншому фоні, такий метод не підходить для використання в реальних умовах.

Помилка першого роду для алгоритму порівняння з шаблоном склала $FN = 1,96\%$, а помилка другого роду $FP = 50,9\%$.

2.1.3. Результати роботи алгоритму Віоли – Джонса

Алгоритм Віоли - Джонса, в порівнянні з іншими методами та алгоритмами виділення, є навчальним. Для цього необхідно мати базу позитивних та негативних зображень. На позитивних зображеннях повинні бути обличчя людей різного віку, національностей, з окулярами та бородою, а на негативних зображеннях – фон. Для успішної роботи алгоритму негативних прикладів має бути більше.

Результати виділення обличчя за допомогою алгоритму Віоли - Джонса показані на рис. 2.8.

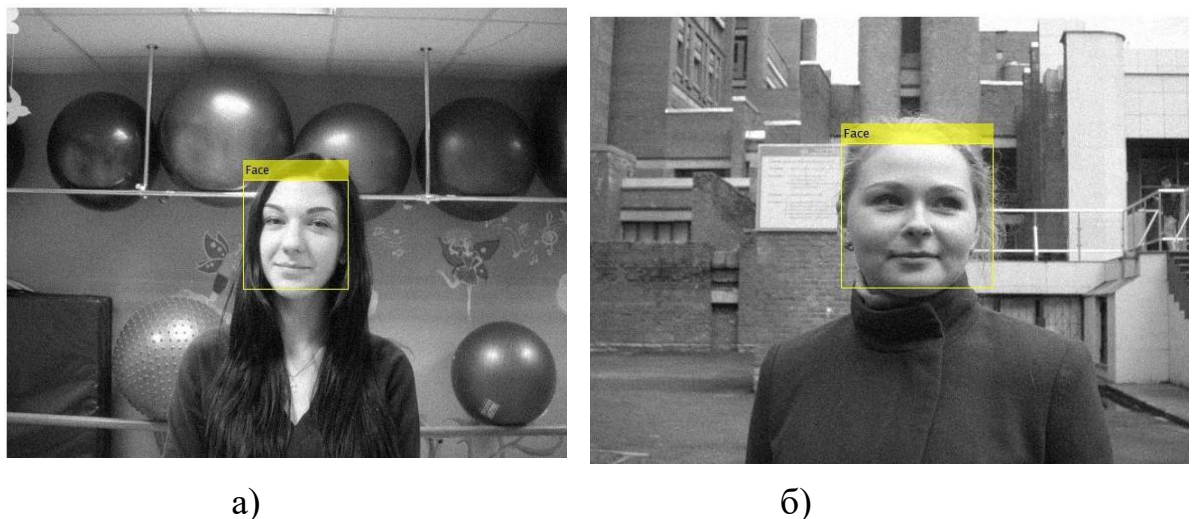


Рис. 2.8. Результати роботи методу Віоли – Джонса

Алгоритм чудово справляється із зашумленими зображеннями, а також з низькою роздільною здатністю. Поворот голови людини не вплинув на ефективність виділення обличчя.

Ефективність алгоритму доводиться отриманими експериментами, а також значенням помилки другого роду, яка склала $FP = 5,9\%$.

2.2 Розробка алгоритму виділення та розпізнавання обличчя на зображенні

Для підвищення стійкості роботи алгоритму розпізнавання у разі присутності на зображенні складного фону, шуму та низької роздільної здатності розроблено комбінований метод виділення. Алгоритм складається з кількох етапів попередньої обробки вихідного зображення та виділення обличчя методом Віоли -Джонса.

Таким чином, загальний алгоритм розпізнавання буде виглядати наступним чином (рис. 2.9):

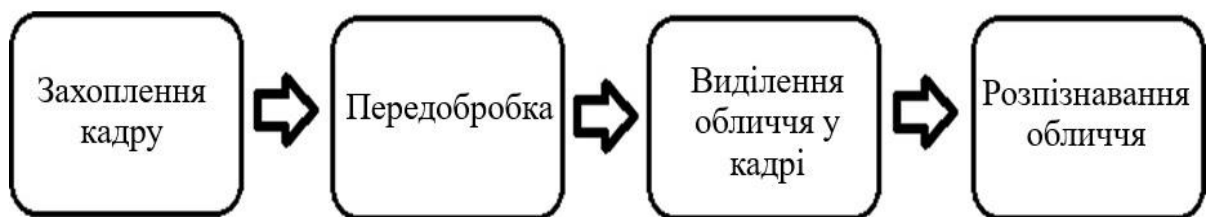


Рис. 2.9. Загальна схема алгоритму розпізнавання обличчя у кадрі

Мета даного алгоритму – звужити область пошуку на зображенні для подальшого розпізнавання обличчя.

Алгоритм попередньої обробки

Для збільшення ймовірності правильного виявлення обличчя на зображенні застосовується попередня обробка, яка полягає з трьох етапів:

- 1) переведення зображення у напівтонове;
- 2) фільтрування шуму;
- 3) еквалізація гістограми.

Переведення зображення в напівтонове

Захоплений кадр відеопотоку, що надходить з камери, представлений у колірній моделі RGB. Колір є малоінформативним для завдання розпізнавання, тому другий етап передобробки – представлення даного

зображення в колірному просторі YUV, де складова яскравості відокремлена від кольоророзносних, оскільки це прискорює процес роботи детектора.

Для переведення RGB зображення в колірну систему YUV, необхідно скористатися наступними формулами:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B; \quad (2.1)$$

$$U = -0.14713R - 0.28886G + 0.436B; \quad (2.2)$$

$$V = 0.615R - 0.51499G - 0.10001B, \quad (2.3)$$

де R – інтенсивність червоного кольору; G – інтенсивність зеленого кольору; B – інтенсивність синього кольору; Y – складова яскравості; U, V – кольоророзносні складові.

Для півтонування важливо тільки значення яскравості із складової, оскільки вона містить зображення у відтінках сірого, а кольорові складові містять інформацію для відновлення необхідного кольору.

Фільтрування шуму

Перетворивши вихідне зображення на колірний простір YUV, здійснюється ослаблення дії шумів за допомогою фільтрації. При цьому головною метою цього етапу є ефективне видалення шуму при збереженні важливих деталей для подальшого виділення, а потім розпізнавання.

Розглянемо модель Гаусового шуму, оскільки він досить часто зустрічається у камерах систем безпеки. Гаусів шум проявляється при несприятливих умовах прийому сигналу таких як, шум у електричних ланцюгах, шум у сенсорах - через нестачу освітленості або високої температури сенсора [21].

Розглянемо існуючі фільтри і порівняємо ефективність тиску шумів і впливу фільтрації на результат виділення обличчя, застосувавши після методу Віоли -Джонса.

Гаусів фільтр

Ефективне шумозаглушення можна здійснити, якщо вплив пікселів на результат зменшуватиметься зі збільшенням відстані. Цю властивість має Гаусів фільтр з ядром:

$$g(x,y) = Ae^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}}, \quad (2.4)$$

де σ - параметр, що задає ступінь розмиття; A - параметр, забезпечує нормування.

Фільтр Гауса має ненульове ядро нескінченного розміру. Однак значення ядра дуже швидко зменшується до нуля при віддаленні від точки $(0,0)$, і тому на практиці можна обмежитися згортокою з вікном невеликого розміру навколо точки $(0,0)$, наприклад, взявши радіус вікна рівним 3σ .

На рис. 2.10, а , б зображені результати роботи фільтра Гауса з розмірами скануючого вікна 3, 5 і методу Віоли - Джонса.

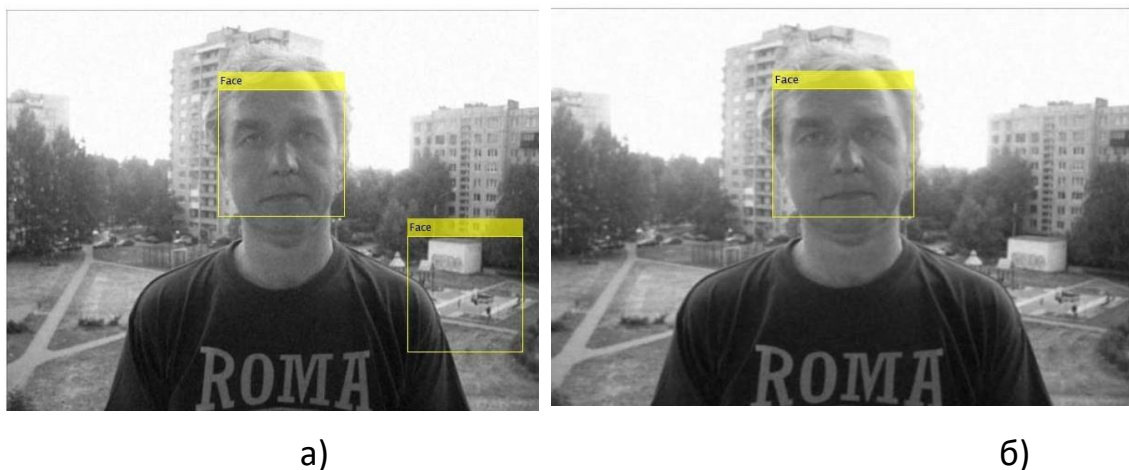


Рис. 2.10. Результат виділення обличчя із застосуванням Гаусового фільтра з апертурою а) [3 3] б) [5 5]

Імовірність помилкового виявлення для вибірки з 51 фотографії для фільтра Гаусова з апертурами 3 і 5 складають $FP = 3,92\%$ і $FP = 0\%$, а ймовірність пропуску для обох апертур $FN=0\%$. Незважаючи на те, що показники нижчі, ніж у методу Віоли - Джонса без попередньої обробки, цей

фільтр не будемо застосовувати. Зображення після фільтра Гауса сильно розмиті, що може погано позначиться на етапі розпізнавання.

При використанні фільтра Вінера зображення і шум розглядаються як випадкові процеси. Потрібно знайти оцінку для неспотвореного зображення, щоб середньоквадратичне відхилення цих величин було мінімальним [10]. СКП виражається формулою:

$$e^2 = E \left[(f - \tilde{f})^2 \right], \quad (2.5)$$

де E – оператор математичного очікування; f – неспотворене зображення; \tilde{f} – оцінка неспотвореного зображення.

Щоб СКП було мінімальним, потрібно забезпечити виконання наступних умов:

- шум і неспотворене зображення f некорельовані між собою;
- шум або неспотворене зображення мають нульове середнє значення;
- оцінка \tilde{f} лінійно залежить від спотвореного зображення \tilde{f} .

Якщо значення СКП інтенсивності пікселів у локальній області велике, то вінерівський фільтр виконує невелике згладжування і, навпаки, при меншому відхиленні область згладжування більша. Перевага фільтра полягає в тому, що він зберігає краї та інші високочастотні частини об'єктів зображення, проте потребує більшого часу для обчислень. [10].

Результат спільної роботи фільтра Вінера з апертурою 3 та методу Віоли - Джонса для складного зображення показаний на рис. 2.11

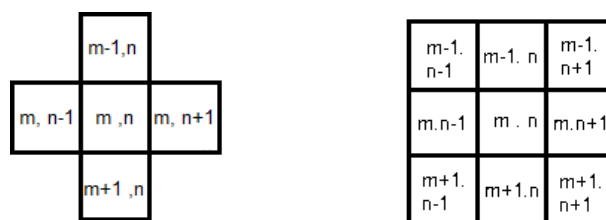


Рис. 2.11. Результат спільної роботи фільтра Вінера з апертурою 3 та методу Віоли – Джонса

З рисунка видно, що є додаткове вікно, яке виділяє область, де відсутнє обличчя. Помилка другого роду даного алгоритму становила $FP = 7,84\%$, а помилка першого роду становила $1,96\%$.

Результат виявився нижчим, ніж у алгоритму Віоли - Джонса, тому використовувати фільтр, в якості попередньої обробки не будемо.

Адаптивна медіанна фільтрація ефективно пригнічує імпульсний шум у цифровому зображенні. Цей фільтр здійснює послідовну обробку кожної точки кадру, отримуючи деяку послідовність оцінок. Фільтр являє собою ковзне вікно (апертура фільтру), що має центральну симетрію, причому центральний елемент розташовується в поточній точці фільтрації [22-23]. Зазвичай при фільтрації використовується двовимірне вікно у вигляді квадрата або хреста, та як для утворення оцінки залучаються дані з поточних рядків та стовпця, а також із сусідніх. На рис. 2.12 проілюстровані приклади, вікон із прямокутною та хрестоподібною формами.



а)

б)

Рис. 2.12. Скануюче вікно

Пікселі зображення, які потрапили, у межі вікна утворюють робочу вибірку поточного кроку. Робоча вибірка є деякою послідовністю і якщо її впорядкувати за зростанням, то центральний елемент цієї вибірки є медіанною. Отримане число є результатом фільтрації для поточної точки кадру. Медіана визначається за формулою:

$$\text{med} = \operatorname{argmin} \sum_{f_i \in W, f_j \in W} |f_i - f_j|, \quad (2.6)$$

де W – множина пікселів, серед яких шукається медіана; f_i і f_j – значення пікселів у безлічі W .

Формула для двовимірного медіанного фільтра:

$$G_{i,j} = \text{med}[E_{i+s,j+t}; (s,t) \in W] \\ i,j \in Z^2, \quad (2.7)$$

Де $G_{i,j}$ - елемент матриці зображення після фільтрації; $W_{s,t}$ – елемент масиву вікна зображення, що має розміри $m \times n$; $E_{i,j}$ - Елемент матриці вихідного зображення.

Медіанний фільтр широко поширений в обробці зображень, але має недолік, фільтр розмиває дрібні деталі на зображенні. Це відбувається через те, що величина деталей менше половини розміру вікна медіанного фільтра. Для вирішення цієї проблеми потрібно збільшити розмір вікна.

Результат спільної роботи адаптивного медіанного фільтра з апертурами [3 3], [5 5] і методу Віюлі - Джонса для складного зображення, показані на рис.2.13, а, б.



Рис. 2.13. Результат спільної роботи методу Віоли-Джонса та адаптивного медіанного фільтра з апертурами а) [3 3] б) [5 5]

На рис. 2.13, а є додаткове вікно, яке виділяє область, де відсутня особа. Помилка першого для обох апертур $FN = 0\%$, а помилка другого роду склала $FP = 1,96\%$ для апертури 3 і $FP = 0\%$ для апертури 5. Отримані результати перевершують алгоритм Віоли - Джонса, однак з рис. 2.13, б видно, що зображення розмите, включаючи і межі об'єктів і обличчя.

Морфологічні фільтри

Морфологічна фільтрація є нелінійним способом шумоподавлення для бінарних і напівтонових зображень. У морфологічних фільтрах використовуються операції:

- звуження (erosion);
- розширення (dilation);
- закриття (closing);
- розкриття (opening).

Морфологічна операція звуження виконується таким чином, сканується зображення вікном, розміри якого дорівнюють розміру структуруючого елемента. При кожному положенні вікна на зображенні обчислюються різниці шляхом віднімання інтенсивності кожного пікселя, що опинився в межах вікна, з інтенсивністю структуруючого елемента, що його накриває. Знаходиться найменше значення, серед отриманих різниць і надається пікселю зображення, що розташоване в центрі вікна. В підсумку отримуємо, що яскравість зображення послаблюється. Ступінь ослаблення залежить від

значень яскравості пікселів зображення, і від форми структуруючого елемента і значень інтенсивності його [10].

Математичний запис:

$$(B(-)C) = \max\{B(s+x, t+y) - C(x, y) | (s+x, t+y) \in D_B; (x, y) \in D_C\}, \quad (2.8)$$

де B – об'єкт обробки, а C – безліч малого розміру та простої форми (структуруючий елемент); D_B і D_C – області визначення зображень B і C ; s, t, x, y – номери рядка та стовпців елементів масивів зображення та структурного елемента.

Морфологічна операція розширення виконується аналогічно до операції звуження, тільки обчислюється сума, і знаходиться найбільша сума. Значення найбільшої суми присвоюється пікселю зображення, розташованому в центрі вікна, що сканує. У підсумку виходить, що пікселі напівтонового зображення стають світлішими, за умови, що значення структуруючого елемента є позитивними [10]. Темні деталі послаблюються або зникають залежно від співвідношення їх розмірів та яскравості з параметрами структуруючого елемента.

Математичний запис операції розширення:

$$(B \oplus C) = \max\{B(s-x, t-y) + C(x, y) | (s-x, t-y) \in D_B; (x, y) \in D_C\}, \quad (2.9)$$

Операція розкриття включає дві вище згадані операції. Спочатку використовується операція звуження, потім розширення. Операція звуження усуває дрібні деталі, поєднуючи області фону, роз'єднані раніше вузькими лініями. Операція розширення відновлює розміри об'єктів, що збереглися після виконання [11]. В результаті отримуємо найбільш згладжені контури об'єктів обрання та відсутність виступів. Математичний запис цієї операції:

$$B \circ C = (B(-)C) \oplus B, \quad (2.10)$$

Над основним зображенням B виконується операція звуження по структурі елементу C , потім операція розширення за тим самим структуруючим елементом.

Операція розкриття застосовується для видалення з напівтонового зображення невеликих порівняно з розмірами структурного елемента світлих деталей. Це відбувається завдяки тому, що під час операції звуження, світлі деталі невеликих розмірів видаляються і яскравість при цьому зменшується, а при операції розширення, яскравість збережених деталей відновлюється, крім деталей, які були видалені під час стиснення.

Операція закриття, навпаки, використовує спочатку операцію розширення, потім звуження. На першому кроці заповнюються вузькі розриви та щілини малої ширини об'єкта, видаляються малі дірки в об'єктах та заповнює проміжки у контурах. На другому кроці відновлюються розміри об'єктів, які змінилися під час операції розширення. Результат цієї операції – згладжуються контури об'єктів за рахунок заповнення вузьких щілин [10].

$$B \circ C = (B \oplus C)(-)B; \quad (2.11)$$

Над B виконується операція розширення за структуруючим елементом, потім звуження по тому ж структурному елементу C .

Морфологічна операція закриття застосовується для видалення темних деталей на напівтоновому зображенні. Під час операції розширення, невеликі темні деталі видаляються із зображення, і яскравість зображення збільшується, а при операції звуження, відновлюється яскравість деталей, що збереглися на зображенні, крім тих, які були видалені [11].

Результати роботи морфологічних фільтрів з апертурою 3 показані на рис. 2.14, а, б.

Апертура з великим розміром не розглядається, оскільки відбувається сильне розмиття зображення, що погано позначиться на етапі розпізнавання. Помилки першого роду для морфологічних фільтрів виявилися вищими, ніж в інших алгоритмів і склали для операції відкриття 3,92% і для операції закриття - 1,96%, а помилка другого роду для операції відкриття $FP = 7,84\%$, а для операції закриття $FP = 5,88\%$.

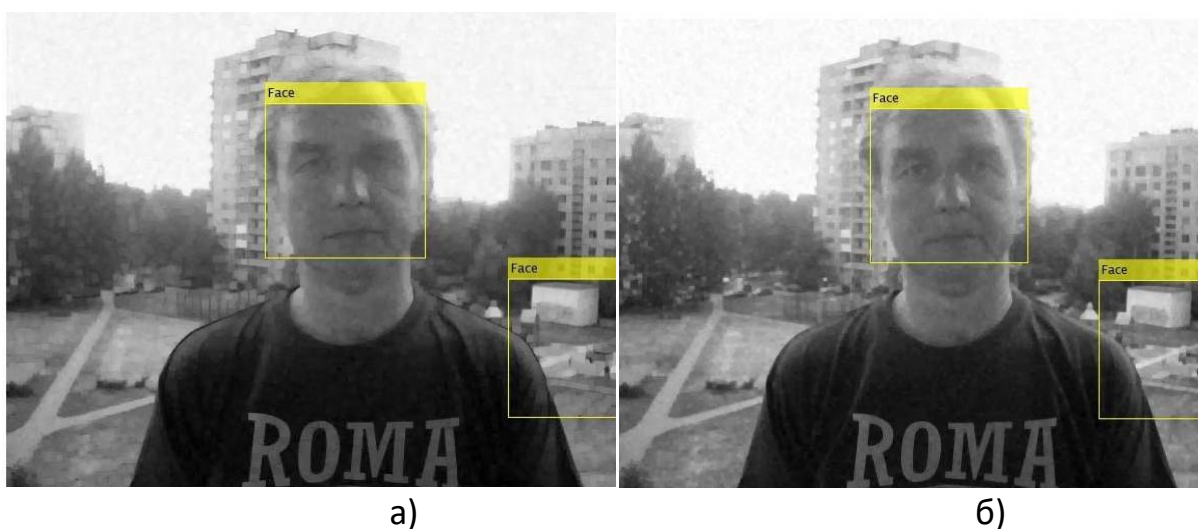


Рис. 2.14. Результат спільної роботи методу Віоли-Джонса морфологічних фільтрів а) відкриття б) закриття

Результати виявилися трохи гіршими, ніж у методі Віоли - Джонса. З рисунків видно, що шум відфільтрувався, але якість зображення погіршилась. Тому фільтр не застосовуватимемо для передобробки зображення перед етапом виділення.

Метод адаптивної фільтрації, що добре зарекомендував себе, – білатеральний фільтр. Фільтр згладжує зображення, пригнічуючи шум і малоконтрастні об'єкти невеликих розмірів, зберігаючи чіткість меж великих об'єктів.

Такий результат виходить за рахунок обчислення інтенсивності кожного пікселя як зваженої середньої інтенсивності сусідніх пікселів. Вага, пов'язана з сусідніми пікселями, змінюється зі значеннями відстаней на площині

зображення та осі інтенсивності. Ця особливість дозволяє зберігати чіткі межі об'єктів зображення. Фільтр записується наступним чином:

$$y_{i,j} = \sum_{k,m \in Q} x_{i+k,j+m} W(i, j, k, m), \quad (2.12)$$

де $y_{i,j}$ -вихідний піксель; $W(i, j, k, m)$ – виважена сума.

З формули видно, що ваги не є фіксованими, а залежать не тільки від k і m , а й від координат центрального пікселя I і j . Ваги залежать наступним чином:

$$W(i, j, k, m) \approx \left(-\frac{(x_{i,j} - x_{i+k,j+m})}{h^2} \right)^2 \exp \left(-\frac{k^2 + m^2}{\rho^2} \right); \quad (2.13)$$

Ліва частина формули являє собою фотометричну близькість, яка аналізує інтенсивність пікселів шляхом оцінювання інтенсивності центрального пікселя та того пікселя, з яким відбуватиметься усереднення. Якщо інтенсивності близькі, то пікселі усереднюють, інакше не усереднюють, щоб уникнути розмиття кордонів. Шум пригнічується, при цьому межі не розмиваються

Права частина формули являє собою просторову близькість і являє собою Гаусів фільтр. Ця експонента оцінює відстань пікселя у вікні до центру.

Завдяки цим експонентам фільтр називається білатеральним, оскільки відбувається оцінка близькості пікселя з двох сторін: відстані та інтенсивності.

На рис.2.15 представлений приклад спільної роботи білатерального фільтра і методу Віоли - Джонса для складного зображення.



Рис. 2.15. Результат виділення обличчя із застосуванням білатерального фільтра та методу Віоли – Джонса

Білатеральний фільтр, на відміну від інших методів шумозаглушення, зберіг межі обличчя людини, а дрібні деталі, такі як вікна будівлі, розмив. Помилка першого та другого роду склала 0%. Але такий модифікований метод виділення дає такий результат не з першого разу, тому застосуємо комбінацію методів шумоподавлення.

Комбінований алгоритм придушення шуму

Найкращими фільтрами, які виділили всі зображення, виявилися фільтри:

1. Білатеральний;
2. Медіанний з апертурою 5;
3. Гауса з апертурою 5.

Оскільки Медіанний і Гаусів фільтри сильно розмивають зображення, що може погано позначитися на етапі розпізнавання, то скомбінуємо білатеральний фільтр і медіанний фільтр з розміром вікна 3. Гаусів фільтр не застосовуємо, тому що білатеральний фільтр містить в собі Гаусову функцію.

На рис. 2.16, а, б, в, г, показані результати розробленого алгоритму, що включає процедуру шумоподавлення та виявлення осіб на базі методу Віоли – Джонса, із зображеннями, на яких раніше спостерігалися помилкові спрацьовування.

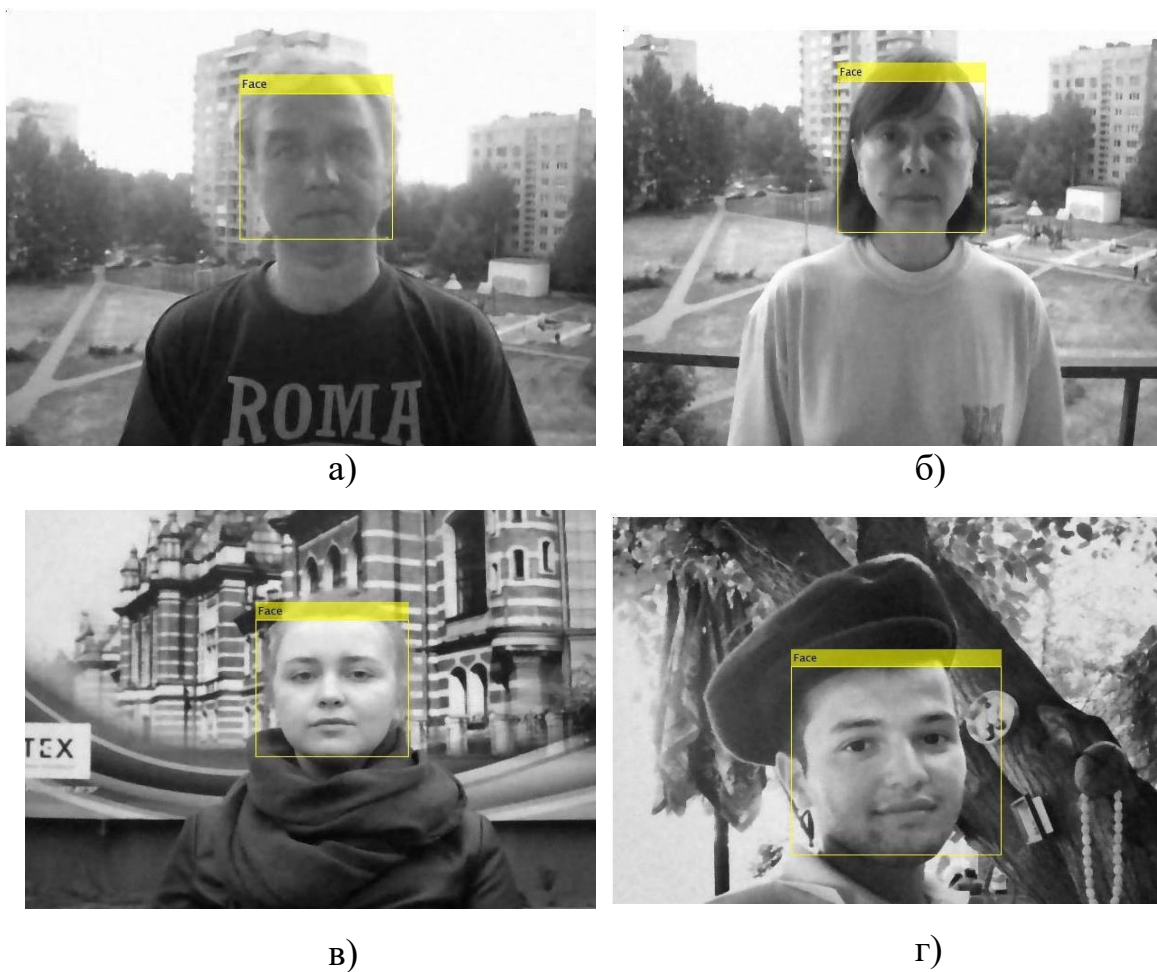


Рис. 2.16. Результати комбінованого методу шумоподавлення та алгоритму виділення

Комбінований метод пригнічує вхідний шум на зображеннях та на першій ітерації успішно виділяє обличчя на зображеннях, що зменшує час роботи алгоритму.

Для отримання вихідних зображень іноді можуть використовуватися камери не дуже високої якості. Головна проблема, яка виникає в такому випадку – нестабільність яскравості параметрів зображення: яскравості і контраст зображення повністю залежать від освітлення [12]. Вхідні зображення можуть мати різну яскравість та контрастність. Гістограми дуже темних зображень характеризуються тим, що ненульові значення гістограми сконцентровані біля нульових рівнів яскравості, а для дуже світлих зображень

навпаки – усі ненульові значення сконцентровані у правій частині гістограми. Найбільш зручним для сприйняття буде зображення з гістограмою, яка близька до рівномірного розподілу. Тобто необхідно, щоб гістограма містила всі можливі значення яскравості і приблизно однакову кількість. Таке перетворення називається еквалізацією гістограми.

Гістограма зображення $h(k)$ – це вектор з розмірністю 255, кожна складова якого дорівнює числу пікселів зображення з інтенсивністю k . При використанні еквалізації відбувається мінімізація модуля різниці між гістограмами зображення та еталонною, яка є рівномірною $h_{\text{еталон}}(k)$:

$$F(k) = |c_1(T(k)) - c_0(k)|, \quad (2.14)$$

де $F(k)$ – мінімізована функція; $T(k)$ – оператор перетворення яскравостей; $c_0(k)$ – сума відліків гістограми оброблюваного зображення, яка менша або дорівнює інтенсивності пікселів k ; $c_1(k)$ – сума відліків еталонної гістограми $h_{\text{еталон}}(k)$ яка менша або дорівнює інтенсивності пікселів k .

Розрахована мінімізуюча функція необхідна для перетворення пікселів вихідного зображення до пікселів обробленого зображення:

$$b = T(a), \quad (2.15)$$

де b – яскравість пікселів обробленого зображення, a – яскравість пікселів вихідного зображення.

При мінімізації накладаються такі обмеження:

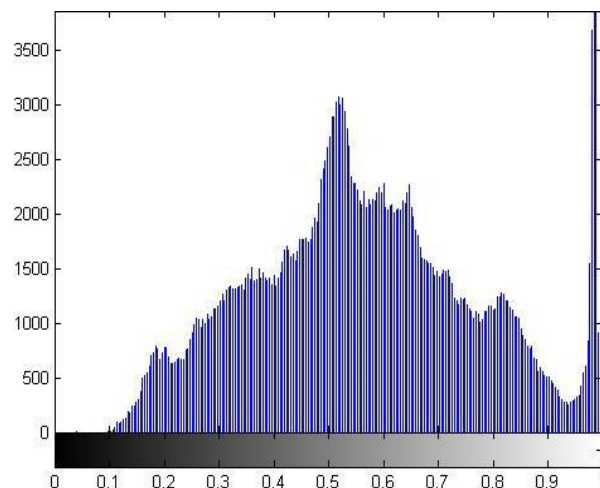
- мінімізуюча функція має бути монотонною;
- $c_1(T(k))$ не повинна перевищувати $c_0(k)$ більш ніж на половину точок з

яскравістю вихідного зображення.

Приклад зображень після застосування еквалізації гістограми представлені на рис. 2.17 – 2.18.



а)

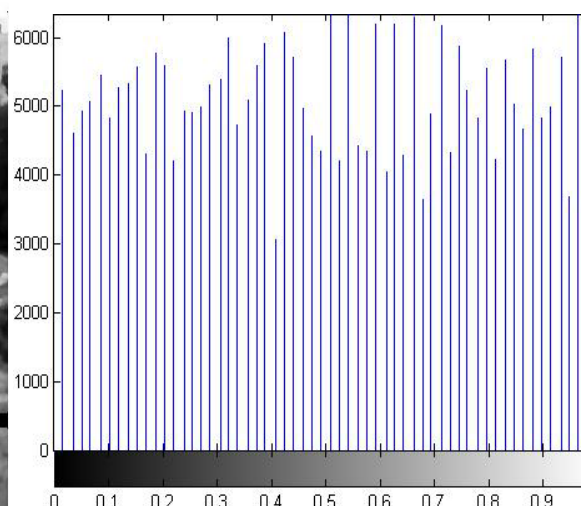


б)

Рис. 2.17. а) Вихідне зображення б) Гістограма вихідного зображення



а)



б)

Рис. 2.18. а) Оброблене зображення; б) Гістограма зображення

На зображення видно покращення середньої яскравості та контрастності. Підвищення контрастності пов'язано з розширенням динамічного діапазона на всю шкалу яскравості, а підвищення загальної яскравості викликано з тим, що середній рівень яскравості на гістограмі еквалізованного зображення стало вище, ніж на вихідному зображенні.

2.3. Розробка алгоритму розпізнавання обличчя на зображенні

Функціонування системи розпізнавання обличчя починається з створенням бази даних, в якій знаходиться фотографії обличчя різних людей.

Сформувавши навчальну вибірку необхідно навчити систему, для цього проводиться перетворення всіх зображень, які є двовимірною матрицею, у вектор-стовпці. Потім їх поміщають у ряд і будується нова двовимірна матриця, стовпці якої розгорнуті вектори зображення. Такий вектор розглядається як точка у просторі, розмірність якого збігається з розмірністю зображення. Сформувавши нову матрицю необхідно нормалізувати зображення. Для цього проводиться підрахунок середнього зображення та віднімання його з зображення. Нормалізація необхідна для того, щоб прибрати непотрібну інформацію всіх зображень, а залишити лише інформативну (унікальну) частину. Після цього здійснюється перехід у новий простір, для цього обчислюються власні вектори (значення) та ваги для кожного з 13 зображень. Обчислюється матриця коваріації та є власні вектори, які є головними компонентами і вважаються ваги. Власні вектора показують дисперсію по кожній з осей головних компонент, до кожного компонента відповідає одна розмірність в просторі.



Рис. 2.19. Виділення обличчя алгоритмом Eigenfaces

Навчивши систему, на вхід подається тестове зображення, проходить аналогічна процедура, і відбувається порівняння зображень шляхом

проектування в новий простір. Для цього вважається евклідова відстань між тестовим зображенням та всіма зображеннями в базі даних. Знаходиться мінімальна відстань та індекс об'єкта, до якого це зображення розташоване найближче.

Приклад успішної роботи алгоритму розпізнавання Eigenfaces показано на рис. 2.19. Програмний код, що реалізує алгоритм виділення та розпізнавання осіб, представлений у додатках А – Б.

2.4. Висновки до розділу 2

У другому розділі проведено аналіз методів виділення людського обличчя на зображенні. Як алгоритм виділення обрано метод Віоли - Джонса, оскільки він найкраще впорався з виділенням обличчя на зображеннях з перерахованими раніше недоліками.

Для більш ефективної роботи методу Віоли-Джонса запропоновано етап попередньої обробки зображення перед виділенням обличчя, яка складається з використання комбінованого методу шумоподавлення, що складається з медіанного, білатерального фільтрів та еквалізації гістограми.

Для заключного етапу запропонованого алгоритму виділення та розпізнавання обличчя обрано та реалізовано метод розпізнавання Eigenfaces.

РОЗДІЛ 3

НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

Розроблений алгоритм виділення та розпізнавання обличчя зображено на рис. 3.1.

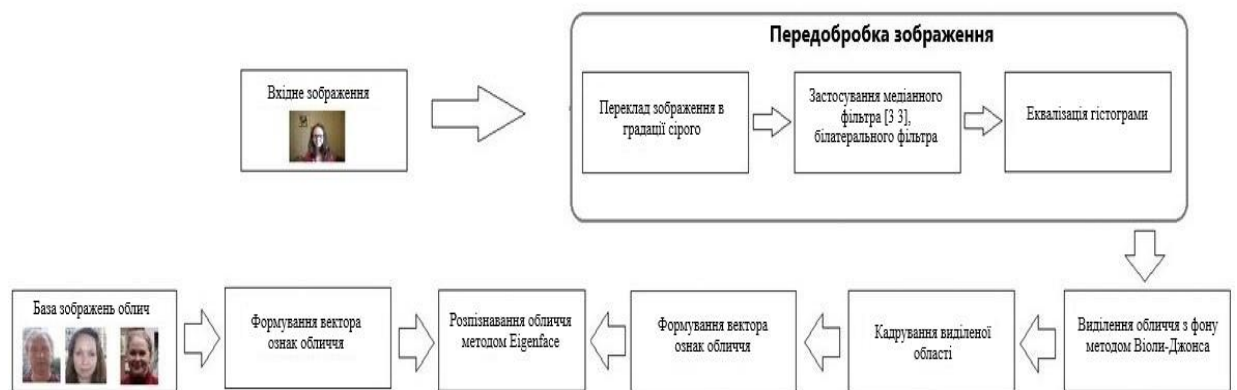


Рис. 3.1. Блок-схема алгоритму виділення та розпізнавання

Розв'язання задачі складається з кількох етапів:

1. На вхід системи надходить тестове зображення обличчя людини у форматі RGB, яке проходить етап попередньої обробки, що включає: переклад зображення в градації сірого, використання комбінованого алгоритму шумоподавлення для усунення діючих перешкод і спотворень, еквалізація гістограми;

2. Визначення локальної області зображення обличчя людини за складами яскравості. Для цього використовується алгоритм Віюлі-Джонса, який для пошуку обличчя на складному зображенні застосовує примітиви Хаара, алгоритм AdaBoost і каскади класифікаторів;

3. Виділення і кадрування обличчя із загальної сцени для того, що б прискорити процес на етапі розпізнавання;

4. Формування вектора ознак обличчя на підставі алгоритму «власних облич» (Eigenface). Ознаки формуються як для тестового зображення, так і для навчальної вибірки;

5. Застосування класифікатора, який в області ознак векторів здійснює ідентифікацію обличчя на зображенні.

3.1 Дослідження алгоритму виділення облич

Для проведення аналізу алгоритмів розпізнавання, який був проведений у другому розділі, використовувалася вибірка, що складається з 51 зображення з 13 різними особами, які мають розмір 480 на 640 пікселів. Зображення отримані реальною камерою за різних умов: на вулиці та в приміщенні. Приклади використаних зображень представлені на рис. 3.2.

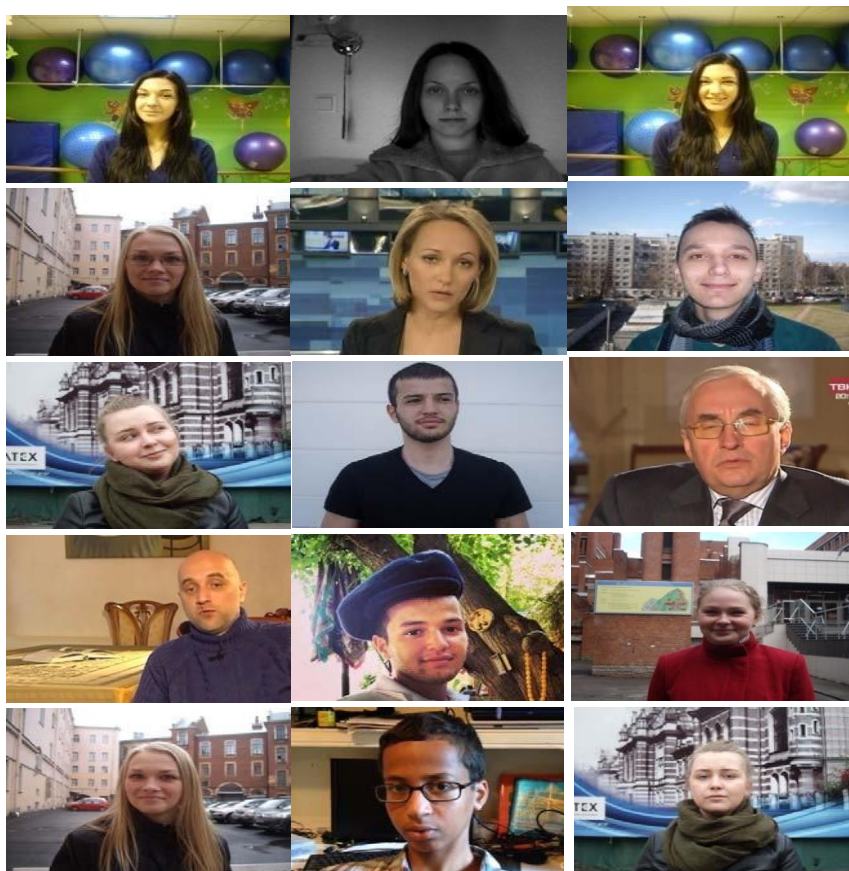


Рис. 3.2. Приклади осіб із тестової вибірки

На зображеннях присутні обличчя людей чоловічої та жіночої статі, різних національностей та вікових груп. У ній відображені зміни зовнішності людини: наявність заважають предметів (окуляри, волосся близько обличчя, шапка), присутність бороди, різний колір шкіри, а також присутність яскраво виражених емоцій на обличчі і невеликий поворот обличчя відносно фронтального положення.

При помилці першого роду людське обличчя на зображенні не розпізнається (пропускається) системою, тобто виникає помилкова перепустка. Помилка другого роду відбувається, коли зображення обличчя приймається об'єкт іншого класу, виникає хибне виявлення.

У таблиці 3.1 наведено результати роботи всіх вище зазначених алгоритмів

Таблиця 3.1

Порівняльні характеристики алгоритмів виділення обличчя

Метод	Кореляційний	Сегментація					Кенні	Віоли-Джонса
		Собеля	Робін-сона	Робертса	Превіт	LOG		
FN, %	1,96	0	1,96	1,96	0	0	0	0
FP, %	50,98	47,06	70,59	74,51	74,51	70,59	64,71	5,88

З таблиці видно, що найкращим алгоритмом виділення виявився метод Віоли - Джонса, у якого ймовірність пропуску на даній вибірці дорівнює нулю та вірогідність помилкового виявлення - 5,88%.

Кореляційний алгоритм і сегментація найгіршим чином справляються з виділенням осіб з тестової вибірки, оскільки у них високі показники помилки другого роду і присутній помилка першого роду, чого немає у алгоритмі Віоли -Джонса.

Для покращення роботи та зниження помилки першого роду методу Віоли -Джонса, було запропоновано алгоритм передобробки, в якому одним із

етапів є використання алгоритму, що знижує вплив шуму. Були розглянуті наступні фільтри: Вінера, Гауса з апертурами 3 і 5, медіанний з апертурами 3 і 5, морфологічний з операціями відкриття та закриття та білатеральний.

Щоб порівняти ефективність роботи фільтрів були застосовані помилки першого і другого роду. Результати зведено до таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Порівняльні характеристики розробленого алгоритму

Фільтр	Вінера [3 3]	Гауса		Медіанний		Морфологічний		Білатеральний	Комбінуючий
		[3 3]	[5 5]	[3,3]	[5 5]	відкриття	закриття		
FN, %	1,96	0	0	0	0	3,92	1,96	0	0
FP, %	7,84	3,92	0	1,96	0	7,84	5,88	0	0

На аналізі цих результатів було розроблено комбінований метод на основі застосування медіанного фільтра з розмірами вікна 3 та білатеральний фільтр. Результат роботи алгоритму також продемонстровано в таблиці 3.2.

3.2. Дослідження алгоритму розпізнавання облич

В якості алгоритма розпізнавання був обраний Eigenface. Для використання алгоритму спеціально було підготовлено набір зображень для бази даних. Вибірка складається з 15 зображень, на яких зображено 13 різних людей фронтальним становищем обличчя. Розмір зображення становить 180 на 200 пікселів. На рис. 3.3 показані всі зображення, що зберігаються у базі даних розробленого алгоритму.

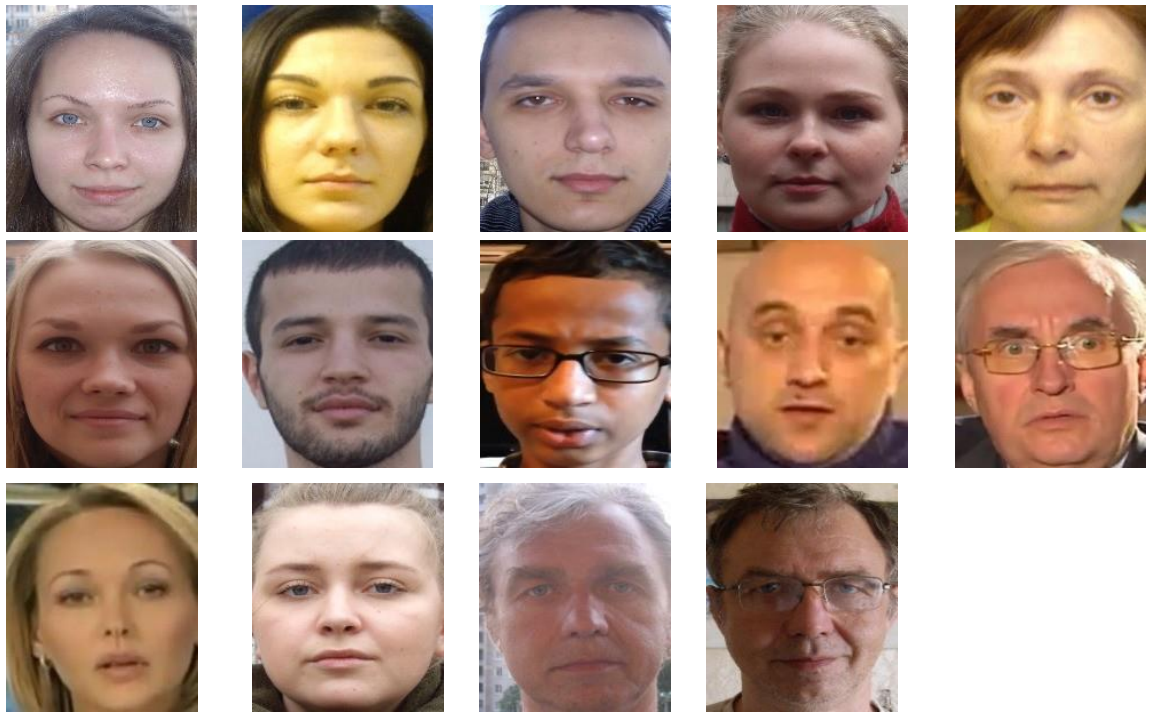
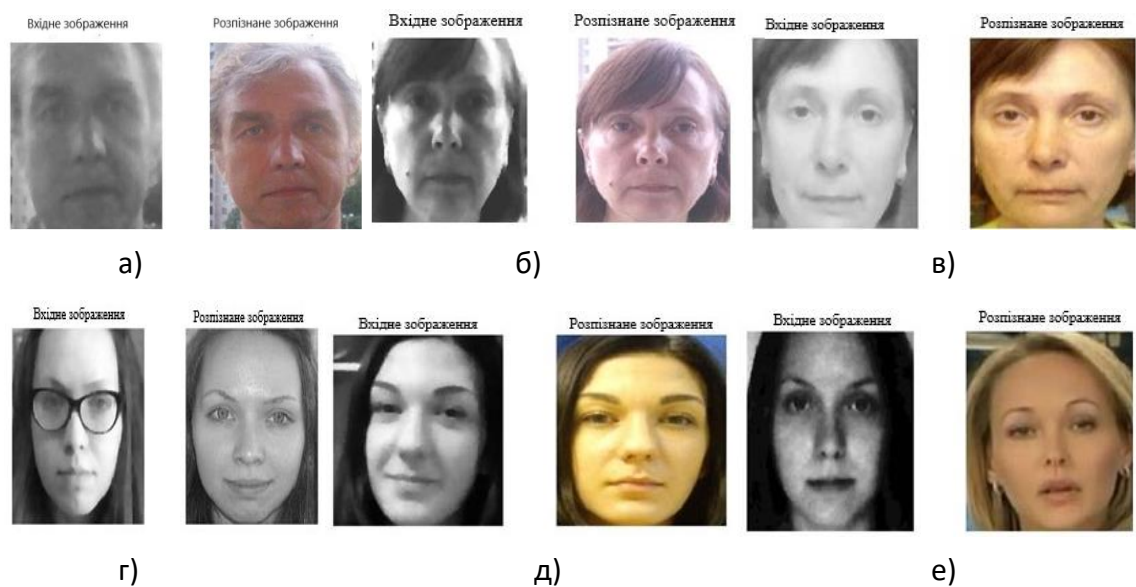


Рис. 3.3. Зображення бази даних

Як видно з рис. 3.3, ці зображення отримані вихідної тестової вибірки.

Результати роботи розробленого алгоритму, відображеного на блок-схемі представлений на рис.3.4.



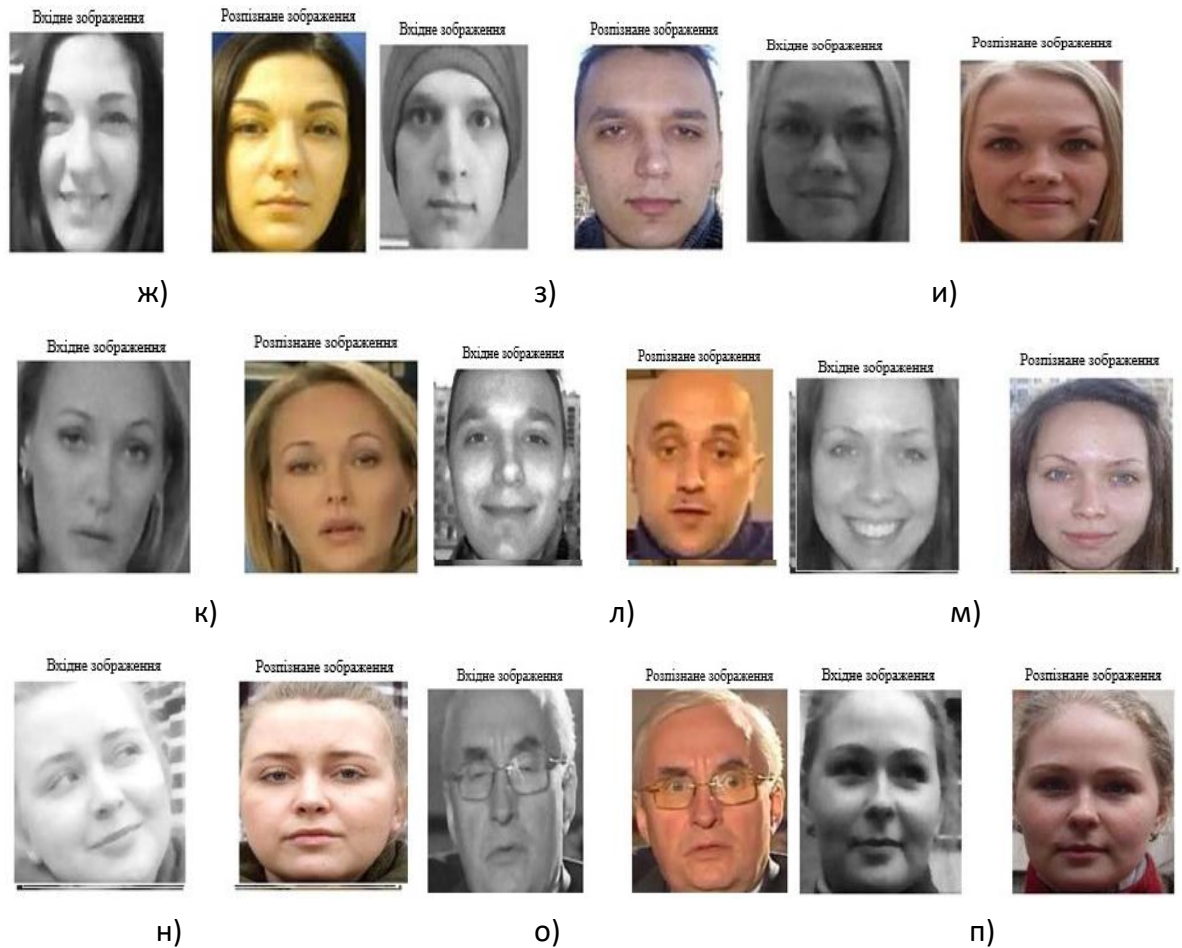


Рис.3.4. Результати роботи розробленого алгоритму

Отримані результати показують, що алгоритм успішно розпізнає обличчя людей з яскраво вираженою мімікою, окулярами, бородою, заплющеними очима, невеликим поворотом обличчя. Проте на рис. 3.4, л алгоритм помилився.

Для аналізу ефективності роботи алгоритму розпізнавання використовується оцінка ймовірності вірного розпізнавання.

Ймовірність правильного розпізнавання алгоритму склала $P=86,3\%$, що є добрим результатом за наявності зображення шуму, складного тла та низької роздільної здатності.

3.3. Висновки до розділу 3

Запропоновано та описано новий алгоритм на основі спільного застосування методу Віоли-Джонса з попередньою обробкою зображення та

методу Eigenfaces для розпізнавання облич на цифрових зображеннях з низьким дозволом, наявністю шуму та складним тлом. Розроблено програму, що реалізує запропонований алгоритм розпізнавання облич в середовищі Matlab

Здійснено аналіз результатів комп'ютерних експериментів, який показав успішну роботу розробленого алгоритму та програми виділення та розпізнавання облич. Помилки першого та другого роду для розробленого алгоритму виділення обличчя склали 0% на даній вибірці, а вірогідність правильного розпізнавання обличчя – 86,3%.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Охорона праці

Відповідно до Конституції України кожному громадянину України гарантуються конституційні права на належні безпечні і здорові умови праці .

Під час монтажу та експлуатації ліній електромережі необхідно повністю унеможливити виникнення електричного джерела загоряння внаслідок короткого замикання та перевантаження проводів, обмежувати застосування проводів з легкозаймистою ізоляцією і, за можливості, перейти на негорючу ізоляцію.

Заземлені конструкції, що знаходяться в приміщеннях з ПК (батареї опалення, водопровідні труби, кабелі із заземленим відкритим екраном тощо), мають бути надійно захищені діелектричними щитками або сітками від випадкового дотику.

Під час проектування систем електропостачання, монтажу силового електрообладнання та електричного освітлення будівель та приміщень для ПК необхідно дотримуватись вимог безпеки щодо використання комп'ютерної техніки визначають:

- ДСТУ EN 41003:2014 «Обладнання, яке підключають до телекомунікаційних мереж та/або кабельних розподільчих систем. Додаткові вимоги щодо безпеки».

- ДСТУ EN 60335-1:2015 «Прилади побутові та аналогічні електричні. Безпека. Частина 1. Загальні вимоги».

- ДСТУ EN 60950-1:2015 «Обладнання інформаційних технологій. Безпека. Частина 1. Загальні вимоги» (далі — ДСТУ EN 60950-1:2015).

- ДСТУ EN 61140:2015 «Захист проти ураження електричним струмом. Загальні аспекти щодо установок та обладнання» (далі — ДСТУ EN 61140:2015).

- ДСТУ EN 62368-1:2017 «Обладнання аудіо-, відео-, інформаційних та комунікаційних технологій».

Під час монтажу та експлуатації ліній електромережі необхідно повністю унеможливити виникнення електричного джерела загорання внаслідок короткого замикання та перевантаження проводів, обмежувати застосування проводів з легкозаймистою ізоляцією і, за можливості, перейти на негорючу ізоляцію.

Під час ремонту ліній електромережі шляхом зварювання, паяння та з використанням відкритого вогню необхідно дотримуватися Правил пожежної безпеки в Україні.

Лінія електромережі для живлення ПК, периферійних пристроїв ПК та устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження ЕОМ виконується як окрема групова трипровідна мережа, шляхом прокладання фазового, нульового робочого та нульового захисного провідників. Нульовий захисний провідник використовується для заземлення (занулення) електроприймачів. Використання нульового робочого провідника як нульового захисного провідника забороняється.

Нульовий захисний провід прокладається від стійки групового розподільчого щита, розподільчого пункту до розеток живлення.

Не допускається підключення на щиті до одного контактного затискача нульового робочого та нульового захисного провідників.

Площа перерізу нульового робочого та нульового захисного провідника в груповій трипровідній мережі повинна бути не менше площі перерізу фазового провідника. Усі провідники повинні відповідати номінальним параметрам мережі та навантаження, умовам навколишнього середовища, умовам розподілу провідників, температурному режиму та типам апаратури захисту, вимогам ПВЕ.

У приміщенні, де одночасно експлуатується або обслуговується більше п'яти персональних ПК, на помітному та доступному місці встановлюється аварійний резервний вимикач, який може повністю вимкнути електричне живлення приміщення, крім освітлення.

ПК, периферійні пристрої ПК та устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження ПК повинні підключатися до електромережі тільки з допомогою справних штепсельних з'єднань і електророзеток заводського виготовлення.

Штепсельні з'єднання та електророзетки крім контактів фазового та нульового робочого провідників повинні мати спеціальні контакти для підключення нульового захисного провідника. Конструкція їх має бути такою, щоб приєднання нульового захисного провідника відбувалося раніше ніж приєднання фазового та нульового робочого провідників. Порядок роз'єднання при відключенні має бути зворотним. Необхідно унеможливити з'єднання контактів фазових провідників з контактами нульового захисного провідника.

Неприпустимим є підключення ПК, периферійних пристроїв ПК та устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження ПК до звичайної двопровідної електромережі, в тому числі – з використанням перехідних пристроїв.

Електромережі штепсельних з'єднань та електророзеток для живлення персональних ПК, периферійних пристроїв ПК та устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження ПК слід виконувати за магістральною схемою, по 3...6 з'єднань або електророзеток в одному колі.

Штепсельні з'єднання та електророзетки для напруги 12 В та 36 В за своєю конструкцією повинні відрізнятися від штепсельних з'єднань для напруги 127 В та 220 В.

Штепсельні з'єднання та електророзетки, розраховані на напругу 12 В та 36 В, мають бути пофарбовані в колір, який візуально значно відрізняється від кольору штепсельних з'єднань, розрахованих на напругу 127 В та 220 В.

Індивідуальні та групові штепсельні з'єднання та електророзетки необхідно монтувати на негорючих або важкогорючих пластинах з урахуванням вимог ПВЕ та Правил пожежної безпеки в Україні.

Електромережу штепсельних розеток для живлення персональних ПК, периферійних пристроїв ПК та устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження ПК при розташуванні їх уздовж стін приміщення прокладають по підлозі поряд зі стінами приміщення, як правило, в металевих трубах і гнучких металевих рукавах з відводами відповідно до затвердженого плану розміщення обладнання та технічних характеристик обладнання.

При розташуванні в приміщенні за його периметром до 5 персональних ПК, використанні трипровідникового захищеного проводу або кабелю в оболонці з негорючого або важкогорючого матеріалу дозволяється прокладання їх без металевих труб та гнучких металевих рукавів.

Електромережу штепсельних розеток для живлення персональних ПК, периферійних пристроїв ПК та устаткування для обслуговування, ремонту та налагодження ПК при розташуванні їх у центрі приміщення, прокладають у каналах або під знімною підлогою в металевих трубах або гнучких металевих рукавах. При цьому не дозволяється застосовувати провід і кабель в ізоляції з вулканізованої гуми та інші матеріали, що містять сірку.

Відкрита прокладка кабелів під підлогою забороняється.

Металеві труби та гнучкі металеві рукави повинні бути заземлені.

Заземлення повинно відповідати вимогам ДНАОП 0.00-1.21-98 «Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів».

Конструкція знімної підлоги повинна забезпечувати:

- вільний доступ до кабельних комунікацій під час обслуговування;
- стійкість до горизонтальних зусиль при частково знятих плитах;
- вирівнювання поверхні підлоги за допомогою регульовальних опорних елементів;
- взаємозамінюваність плит.

Плити змінної підлоги повинні бути важкогорючими, з межею вогнестійкості не менше 0,5 год., або негорючими. Покриття плит виконують з матеріалів, які під час горіння не виділяють шкідливих токсичних речовин та газів, що сприяють корозії. Опори та стояки змінної підлоги повинні бути негорючими. Покриття плит підлоги повинно бути гладеньким, міцним, антистатичним, таким, яке легко чистити пилососом або прибирати вологим способом. Необхідно забезпечити відведення з покриття підлоги статичних зарядів.

Отвори в плитах для прокладання кабелів електроживлення виконуються безпосередньо в місцях встановлення устаткування відповідно до затвердженого технологічного плану розміщення устаткування та його технічних характеристик.

Простір під змінною підлогою розділяють негорючими діафрагмами на відсіки площею не більше 250 м². Межа вогнестійкості діафрагми повинна бути не меншою за 0,75 год. Комунікації прокладають крізь діафрагми в спеціальних обоймах з застосуванням негорючих ущільнювачів для запобігання проникненню вогню з одного відсіку в інший, а також з підпільного простору в приміщення.

Підпільний простір під змінною підлогою має бути оснащений системою автоматичної пожежної сигналізації та засобами пожежогасіння відповідно до вимог Переліку однотипних за призначенням об'єктів, які підлягають обладнанню автоматичними установками пожежогасіння та пожежної сигналізації, з використанням димових пожежних сповіщувачів.

Для протирання підлоги застосовують рідини, пара яких не утворює вибухопожежонебезпечних сумішей з повітрям та не викликає корозії контактів електричних з'єднань.

Для підключення переносної електроапаратури застосовують гнучкі проводи в надійній ізоляції.

Тимчасова електропроводка від переносних приладів до джерел живлення виконується найкоротшим шляхом без заплутування проводів у

конструкціях приладів та меблях. Доточувати проводи можна тільки шляхом паяння з наступним старанним ізолюванням місць з'єднання.

Є неприпустимими:

- експлуатація кабелів та проводів з пошкодженою або такою, що втратила захисні властивості за час експлуатації, ізоляцією; залишення під напругою кабелів та проводів з неізольованими провідниками;
- застосування саморобних подовжувачів, які не відповідають вимогам ПВЕ до переносних електропроводок;
- застосування для опалення приміщення нестандартного (саморобного) електронагрівального обладнання або ламп розжарювання;
- користування пошкодженими розетками, розгалужувальними та з'єднувальними коробками, вимикачами та іншими електровиробами, а також лампами, скло яких має сліди затемнення або випинання;
- підвішування світильників безпосередньо на струмопровідних проводах, обгортання електроламп і світильників папером, тканиною та іншими горючими матеріалами, експлуатація їх зі знятими ковпаками (розсіювачами);
- використання електроапаратури та приладів в умовах, що не відповідають вказівкам (рекомендаціям) підприємств-виготовлювачів.

4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях

Нещасний випадок – це обмежена в часі подія або раптовий вплив на працівника небезпечного виробничого чинника чи середовища, що стались під час виконання ним трудових обов'язків, внаслідок яких заподіяно шкоду здоров'ю або настала смерть. Відповідно до закону України “Про охорону праці”, роботодавець має організувати розслідування та вести облік нещасних випадків та професійних захворювань.

Існує велика кількість чинників надзвичайних ситуацій техногенного, природного, соціально-політичного та воєнного характеру, які загрожують

роботі ПК. До них можна віднести віруси, хакерські атаки, датчики збору інформації, іонізуюче та електромагнітне випромінювання, а також дії зловмисників, спрямовані на ІС з метою незаконного заволодіння інформацією, перешкоджання роботі мережі тощо.

Зв'язок нещасного випадку із виробництвом спеціально створена комісія з'ясовує, виходячи із обставин, за яких настає страховий випадок державного соціального страхування громадян від нещасного випадку на виробництві та професійного захворювання, і визнає його пов'язаним із виробництвом у разі:

- виконання потерпілим трудових обов'язків за режимом роботи підприємства (зокрема, у відрядженні);

- перебування на робочому місці, на території підприємства або в іншому місці, пов'язаному з виконанням трудових обов'язків чи завдань роботодавця, починаючи з моменту прибуття потерпілого на підприємство до його відбуття, який необхідно фіксувати відповідно до правил внутрішнього трудового розпорядку, у тім числі протягом робочого та надурочного часу;

- підготовки до роботи та приведення в порядок після закінчення роботи знарядь виробництва, засобів захисту, одягу, а також виконання заходів особистої гігієни, пересування територією підприємства перед початком роботи й після її закінчення; • виконання завдань роботодавця у неробочий час, під час відпустки, у вихідні, святкові та неробочі дні за його письмовим розпорядженням;

- проїзду на роботу чи з роботи на транспортному засобі, що належить підприємству, або на іншому транспортному засобі, наданому роботодавцем відповідно до укладеного договору;

- використання власного транспортного засобу в інтересах підприємства з дозволу або за письмовим дорученням роботодавця чи керівника робіт;

- виконання дій в інтересах підприємства, на якому працює потерпілий, зокрема дій щодо запобігання аваріям або рятування людей та майна підприємства, будь-яких дій за дорученням роботодавця, участі у спортивних змаганнях, інших масових заходах та акціях, запланованих підприємством

самостійно або за рішенням вищих органів за наявності відповідного рішення (наказу, розпорядження тощо) роботодавця;

- ліквідації наслідків аварії, надзвичайної ситуації техногенного або природного характеру на виробничих об'єктах і транспортних засобах, що використовує підприємство;

- надання підприємством шефської (благодійної) допомоги іншим підприємствам, установам, організаціям за наявності відповідного рішення (наказу, розпорядження тощо) роботодавця;

- перебування потерпілого у транспортному засобі або на його стоянці, на території вахтового селища, у тім числі під час змінного відпочинку, якщо настання нещасного випадку пов'язане з виконанням потерпілим трудових обов'язків або з впливом на нього небезпечних чи шкідливих виробничих чинників або середовища;

- прямування потерпілого до об'єкта (між об'єктами) обслуговування за затвердженими маршрутами або до будь-якого об'єкта за дорученням роботодавця;

- прямування потерпілого до/чи з місця відрядження згідно з визначеним завданням, у тім числі на транспорті будь-якого виду та форми власності;

- раптової смерті потерпілого внаслідок гострої серцевосудинної недостатності під час перебування на підземних роботах або після підйому потерпілого на поверхню з цією ознакою, що підтверджено медичним висновком;

- скоєння самогубства працівником плавскладу на суднах морського, річкового та рибпромислового флоту в разі перевищення обумовленого колективним договором терміну перебування у рейсі або його смерті під час перебування у рейсі внаслідок впливу психофізіологічних, небезпечних чи шкідливих виробничих чинників;

- оголошення потерпілого померлим унаслідок його зникнення, пов'язаного з нещасним випадком, під час виконання ним трудових (посадових) обов'язків;

- заподіяння тілесних ушкоджень іншою особою або вбивство потерпілого під час виконання обов'язків або дій в інтересах підприємства, незалежно від початку досудового розслідування, крім випадків з'ясування по131терпілим та іншою особою особистих стосунків невинного характеру, що підтверджено висновком компетентних органів;

- одержання потерпілим травми або інших ушкоджень внаслідок погіршення стану його здоров'я, яке сталося під впливом небезпечного виробничого чинника чи середовища у процесі виконання трудових (посадових) обов'язків, що підтверджено медичним висновком;

- раптового погіршення стану здоров'я потерпілого під час виконання трудових (посадових) обов'язків унаслідок впливу небезпечних чи шкідливих виробничих чинників та/або важкості чи напруженості трудового процесу, що підтверджено медичним висновком, або у разі непроходження ним обов'язкового медичного огляду, передбаченого законодавством, якщо виконувана робота протипоказана потерпілому відповідно до медичного висновку про стан його здоров'я;

- перебування потерпілого на території підприємства або в іншому місці роботи під час перерви для відпочинку та харчування (її встановлюють згідно з правилами внутрішнього трудового розпорядку підприємства), технологічної перерви, а також під час перебування потерпілого на території підприємства у зв'язку з проведенням виробничої наради, отриманням заробітної плати, проходженням обов'язкового медичного огляду тощо або проведенням з дозволу чи за ініціативою роботодавця професійних та кваліфікаційних конкурсів, спортивних змагань та тренувань чи заходів, передбачених колективним договором, якщо настання нещасного випадку пов'язано з впливом небезпечних чи шкідливих виробничих чинників, що підтверджено медичним висновком;

- впливу на здоров'я потерпілого шкідливих чи небезпечних виробничих чинників, унаслідок яких у нього виявлено професійне захворювання. За

інших обставин нещасний випадок визнають таким, що не пов'язаний із виробництвом, зокрема, якщо він стався:

- за місцем постійного проживання на території польових і вахтових селищ;

- під час використання потерпілим в особистих цілях транспортних засобів та обладнання підприємства (крім випадків, що стались унаслідок їхньої несправності);

- внаслідок отруєння алкоголем, наркотичними чи отруйними речовинами, за наявності відповідного медичного висновку, якщо це не пов'язане із використанням цих речовин у виробництві чи порушенням вимог безпеки щодо їхнього використання і транспортування, або якщо потерпілого, який перебував у стані алкогольного, наркотичного чи токсичного сп'яніння, до нещасного випадку відсторонили від роботи відповідно до вимог правил внутрішнього трудового розпорядку;

- у разі підтвердженого відповідним медичним висновком алкогольного, наркотичного чи токсичного отруєння, не зумовленого виробничим процесом, яке стало головною причиною нещасного випадку за відсутності технічних чи організаційних причин його настання;

- під час вчинення кримінального правопорушення, що підтверджено обвинувальним вироком суду;

- у разі природної смерті або самогубства, що засвідчено висновками судово-медичної експертизи та/або відповідною постановою про закриття кримінального провадження.

4.3. Висновки до розділу 4

У підрозділі з охорони праці сформульовано рекомендації по охорони праці з питань електробезпеки при роботі за ПК, безпечні умови праці при експлуатації блоку і тим самим мінімізовано ризик ушкодження електричним струмом.

В даному розділі дипломної роботи було розглянуто умови праці на робочому місці інженера-програміста, виявлено шкідливі та небезпечні виробничі фактори, що здійснюють вплив на нього в процесі роботи. Розглянуто ряд вимог до організації робочого місця

На основі аналізу літератури, присвяченої даному питанню, було розроблено ряд технічних та організаційних Запропоновані вимоги повинні забезпечити умови для комфортної роботи користувача ПК.

Отже, аналіз розвитку нещасних випадків засвідчує, що одним із ефективних заходів щодо запобігання нещасним випадкам на виробництві є усунення людського чинника із причин нещасних випадків шляхом формування відповідальності як у керівників, так і у працівників за власні дії під час професійної діяльності.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи було отримано такі результати:

1. Проведено огляд сучасних систем розпізнавання облич та виявлено недоліки, що негативно впливають на ефективність роботи систем. До недоліків відносяться: нестійка робота за наявності шуму та складного фону у вихідних даних, при роботі з бюджетними камерами, характерними для систем спостереження.

2. Розглянуто та проаналізовано алгоритми виділення та розпізнавання облич крім того проведено експериментальні дослідження які показали що завдяки отриманим результатам визначено ефективні алгоритми для вирішення поставленого завдання: алгоритм виділення – Віоли-Джонса та алгоритм розпізнавання – Eigenfaces є найбільш ефективним для вирішення поставленої задачі.

3. Розроблено процедуру попередньої обробки зображень, яка включає такі етапи – перетворення зображення в градації сірого, застосування комбінованого алгоритму шумозаглушення, що складається з медіанного фільтра і білатерального фільтра, еквалізації гістограми. Ця процедура дозволила значно підвищити ефективність роботи алгоритму виділення Віоли-Джонса. Похибки помилкового виділення зменшилися на 100% і помилки пропуску для алгоритму виділення обличчя на зображенні становили 0%.

4. Розроблено та реалізовано в програмному забезпеченні алгоритм виділення і розпізнавання облич, для якого ймовірність вірного розпізнавання склала 95% для наявної вибірки.

5. Також було розглянуто умови безпеки праці та досліджено встановлення зв'язку нещасного випадку з виробництвом.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Тропченко А. Ю., Тропченко А. А. Методи вторинної обробки та розпізнавання зображень. СПб.: Університет ІТМО, 2015. 215 с.
2. FaceVACS-DBScan // URL: <http://www.security.mti.ua>
3. VeriLook SDK // URL: <http://www.neurotechnology.com/verilook.html>
4. Face Recognition // URL: <http://www.nec.com>
5. VisionLabs // URL: <http://www.visionlabs.ru/face-recognition>
6. Face Detection / Tracking // URL: http://www.faceplusplus.com/tech_track/
7. Qaim M., Bal G., Rizwan B. A Review on Face Detection Methods Available
// URL: <https://www.researchgate.net/publication/257338580>
8. Yang G., Huang T. S. Human face detection in complex background. Pattern Recognition // URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii>
9. Kotropoulos C., Pitas I. Ruled заснований face detection у frontal views // IEEE Intern. Conf. на Acoustics, Speech, і Signal Processing, Washington DC, США Piscataway: IEEE Computer Society, 1997. P. 2537 - 2540.
10. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифрова обробка зображень. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
11. Красильников Н. Н. Цифрова обробка 2D-і 3-зображень. СПб: БХВ-Петербург, 2011. 608 с.
12. Кухарев, Г. А. Біометричні системи. СПб: Політехніка, 2001. 240 с.
13. Viola P., Jones MJ. Robust real-time face detection. //Intern. J. of Computer Vision. 2004. Vol. 57, iss. 2. P 137 - 154
14. Татаренков Д. А. Аналіз методів виявлення осіб на зображенні // Молодий вчений. 2015. № 4. С. 270 - 276.
15. Viola P., Jones M. J. Rapid Object Detection з Boosted Cascade of Simple Features. // IEEE Computer Society Conf. на Computer Vision and Pattern

Recognition, Kaia, Hawaii, USA Piscataway: IEEE Computer Society, 2001. P. 511 – 518.

16. Виявлення осіб на кольоровому растровому зображенні із застосуванням модифікованого методу Віоли-Джонса / М. М. В'язових, К. І. Зайцев, М.В. Мухортов, А. Н. Перов // URL: <http://sntbul.bmstu.ru/doc/45828>

17. Freund Y., Schapire R. E. Short Introduction to Boosting // J. of Japanese Society for Artificial Intelligence. 1999. Vol. 14, iss. 5. P. 771 - 780.

18. Sochman J., Matas J. AdaBoost. // URL: <https://scholar.google.ru/citations>

19. Лук'яниця А. А., Шишкін А. Г. Цифрова обробка відеозображень. М: Ай-Ес-Ес Прес, 2009. 518 с.

20. Полосухін І. С. Класифікація та регресія за допомогою дерев прийняття рішень // URL: <https://habrahabr.ru/post/116385/>

21. Пріоров А. Л., Апальков І. В., Хрящов В. В. Цифрова обробка зображень. Ярославль: ЯрДУ, 2007. 235 с.

22. Цифрова обробка зображень в інформаційних системах / І. С. Грузман, В. С. Киричук, В. П. Косих. та ін Новосибірськ: НДТУ, 2000. 168 с.

23. Прет У. Цифрова обробка зображень. М: Мир, 1982. 791 з.

24. Кухарев Г. А., Щеглова Н. Л. Системи розпізнавання людини за обробкою обличчя. СПб: Вид-во СПбГЕТУ «ЛІТІ», 2006. 176 с.

25. Інструкція з організації робіт, охорони праці та екологічної безпеки під час роботи на ПЕОМ /ПК // URL: <http://www.znaytovar.ru/gost>

26. Самгін Е. Б. Висвітлення робочих місць. М: МІРЕА, 1989. 186 с.

27. Белова Н. А. Безпека життєдіяльності. М: Знання, 2000. 364 с.

28. Сьоміна Н. А. Ергономіка при проектуванні користувальницьких інтерфейсів програмного забезпечення // URL: <http://sungatov.ru/articles>

Додаток А

Копія тези конференції

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ІВАНА
ПУЛЮЯ**

МАТЕРІАЛИ

ІХ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



8–9 грудня 2021 року

**ТЕРНОПІЛЬ
2021**

Н.С. Таванець, В.В. Никитюк СПОСІБ ГОЛОСОВОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КОРИСТУВАЧА N. Tavanets, V. Nykytyuk THE METHOD OF VOICE IDENTIFICATION OF THE USER	84
М. Тимків, О. Яскілка АНАЛІЗ ЗАСТОСУНКІВ ДЛЯ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНИХ МОВ M. Tymkiv, O. Yaskilka ANALYSIS OF APPLICATIONS FOR THE STUDY OF FOREIGN LANGUAGES	85
Д.Ю. Дзюба, Л.П. Дмитроца ПРИСТРОЇ З ФІЗИЧНОЮ НЕКЛОНОВАНОЮ ФУНКЦІЄЮ (PUF) D. Dziuba, L. Dmytrotsa DEVICES WITH PHYSICAL NON-CLONED FUNCTION (PUF)	86
Ж.Ж. Захем, В.Б. Савків РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ВІРТУАЛЬНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БЕЗПЕКИ ПРАЦІВНИКІВ ВИРОБНИЦТВ НА БАЗІ VR.AR ТА AI J. Zakhem, V. Savkiv DEVELOPMENT AND RESEARCH OF A VIRTUAL SECURITY SYSTEM FOR PRODUCTION WORKERS BASED WITH THE HELP OF VR.AR AND AI	87
Т. Скуржанський, О.Б. Назаревич ОДНОШАРОВИЙ ПЕРЦЕПТРОН ЯК ІНСТРУМЕНТ ДЛЯ АНАЛІЗУ ГАЗОСПОЖИВАННЯ T. Skurzhanskyi, O. Nazarevych SINGLE LAYER PERCEPTRON AS A TOOL FOR GAS CONSUMPTION ANALYSIS	88
Д. Корж, Д. Радчук, М. Тимків, А. Колесник, Т. Зошук РІЗНИЦЯ МЕЖ «ТРАДИЦІЙНИМИ» ТА «РОЗУМНИМИ» МІСТАМИ D. Korzh, D. Radchuk, M. Tymkiv, A. Kolesnyk, T. Zoshchuk THE DIFFERENCE BETWEEN "TRADITIONAL" AND "SMART" CITIES	90
Д. Корж, Д. Радчук, О. Лішук, А. Колесник, Т. Зошук РОЗУМНА СИСТЕМА ЕЛЕКТРОННОГО ЗДОРОВ'Я ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ТА МОНІТОРИНГУ ПАЦІЄНТІВ, ПЕРСОНАЛУ В РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ D. Korzh, D. Radchuk, O. Lishchuk, A. Kolesnyk, Zoshchuk T. SMART ELECTRONIC HEALTH SYSTEM FOR TRACKING AND MONITORING OF PATIENTS, PERSONNEL IN REAL TIME	92
М. Тимків, О. Яскілка АНАЛІЗ ЗАСТОСУНКІВ ДЛЯ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНИХ МОВ M. Tymkiv, O. Yaskilka ANALYSIS OF APPLICATIONS FOR THE STUDY OF FOREIGN LANGUAGES	91
О.І. Тимчак, І.Ю. Дедів АЛГОРИТМ ВИДІЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ O.I. Tymchak, Dediw. ALGORITHM OF SELECTION AND FACE RECOGNITION	93

УДК 004.932.72

О.І. Тимчак, гр. РРМ-61, к.т.н., доц. І.Ю. Дедів

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

АЛГОРИТМ ВИДІЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ

UDC 004.932.72

O.I. Tymchak, Ph.D I.Y. Dediv.**ALGORITHM OF SELECTION AND FACE RECOGNITION**

Ми живемо в сучасному світі. Нас оточують безліч технологій і розробок, але ще якихось 30 років тому людство тільки уявляло, що може бути в майбутньому. У сфері охорони та безпеки прогрес також не стоїть на місці. На сьогоднішній день існує багато розробок нових і модернізованих охоронних систем, і однією з таких є охоронна система з функцією виділення і розпізнавання обличчя особи. Дана система просто незамінна для організації пропускової системи і контролю доступу. Основною функцією такої системи є захист і охорона об'єкту за допомогою ідентифікації людини за допомогою виділення та розпізнавання зображення обличчя.

Існує кілька десятків систем розпізнавання облич, які дозволяють здійснювати пошук та ідентифікацію людини на цифрових зображеннях та у потоках відеоданих. Системи забезпечують високий відсоток розпізнавання і можуть використовуватися спільно із системами контролю і управління доступом, серед них - «FaceVACS», «VeriLook SDK», «NEC's Face Recognition», «Re:Action». Більшість систем показують гарні результати (у багатьох ймовірність вірного розпізнавання, за відомостями розробників, доходить до 99%) і успішно застосовуються в системах безпеки і контролю доступу. Однак, мінімальні вимоги, які встановлені розробниками систем до відеопотоку та зображень, такі як роздільна здатність кадру, висока чіткість та кількість кадрів на секунду, не завжди виконуються. Тому, все це призводить до низки проблем, з якими стикаються багато систем розпізнавання: низька роздільна здатність відеопотоку, що надходить з камери відеоспостереження, яка ускладнює завдання розпізнавання, присутні шуми на зображенні та відеопотоці, що виникають через несприятливі умови середовища (наприклад: туман, дощ, радіація, електромагнітні перешкоди та нічна зйомка); наявність складного фону - камера, що використовується для систем безпеки, знаходиться на вулиці, тому в відеопотоці присутній складний фон навколо обличчя. Тому, розробка алгоритму, який враховує зазначені недоліки, є актуальною задачею.

Для розробки алгоритму розпізнавання необхідно реалізувати перший етап – виділення обличчя з фону, а потім використати алгоритм розпізнавання. В результаті проведеного порівняльного аналізу алгоритмів та методів, найкращий результат показав алгоритм Віолі-Джонса. Однак, у роботі Віолі-Джонса зустрічаються помилки другого роду – хибні виявлення. Тому, для збільшення ефективності виділення обличчя на зображенні необхідно врахувати блок попередньої обробки відеоданих, який має включати такі етапи: переведення зображення у градації сірого, фільтрація шуму, еквалізація гістограми.

Таким чином, загальний алгоритм розпізнавання буде мати вигляд (рис. 1):

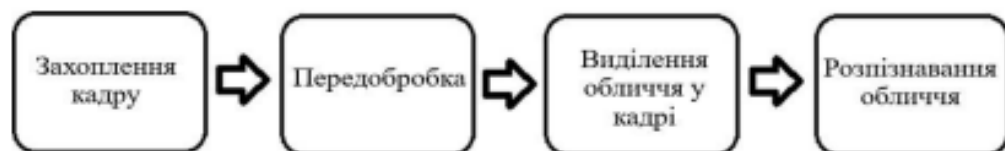


Рисунок 1. Загальна схема алгоритму розпізнавання обличчя у кадрі

Мета даного алгоритму – звужити область пошуку на зображенні для подальшого розпізнавання обличчя.

Для реалізації алгоритму розпізнавання було обрано алгоритм Eigenfaces через свою відносну простоту і високий рівень розпізнавання.

В результаті, отримуємо алгоритм виділення та розпізнавання обличчя, який зображено на рис. 2.

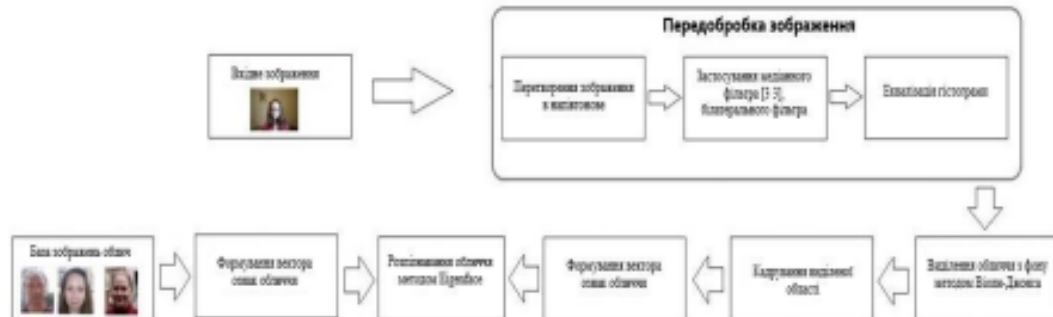


Рисунок 2ю Алгоритм виділення та розпізнавання обличчя

Застосування запропонованого алгоритму, включає такі етапи:

1. На вхід системи надходить тестове зображення обличчя людини у форматі RGB, яке проходить етап попередньої обробки, що включає: переклад зображення в градації сірого, використання комбінованого алгоритму фільтрації шуму для усунення перешкод і спотворень, еквалізація гістограми.

2. Визначення локальної області зображення обличчя людини за складами яскравості. Для цього використовується алгоритм Віоли-Джонса, який для пошуку особи на складному зображенні застосовує каскад з ознаками Хаара, алгоритм AdaBoost і каскади класифікаторів;

3. Виділення і кадрування обличчя із загальної вигляду для того, що б прискорити процес на етапі розпізнавання;

4. Формування вектора ознак обличчя на підставі алгоритму «власних облич» (Eigenface). Ознаки формуються як для тестового зображення, так і для навчальної вибірки;

5. Застосування класифікатора, який в області ознак векторів здійснює ідентифікацію обличчя на зображенні.

Розроблений алгоритм на основі спільного застосування методу Віоли-Джонса з попередньою обробкою зображення та методу Eigenfaces дає змогу здійснювати виділення та розпізнавання облич на цифрових зображеннях та у потоках відеоданих, які мають низьку роздільною здатністю, наявність шуму та складний фон, що відповідно, підвищує ефективність роботи систем виявлення та розпізнавання облич.

Література.

1. Тропченко А. Ю., Тропченко А. А. Методи вторинної обробки і розпізнавання зображень. СПб.: Університет ІТМО, 2015. 215 с.

ДОДАТОК Б

```

% Вибір папки із тестовими зображеннями. Читання зображення
TestDatabasePath = uigetdir('D:\image', 'Вибір папки');
prompt = {'1:'};
dlg_title = 'Вхідне зображення';
num_lines = 1;
def = {'1'};
Image = inputdlg(prompt,dlg_title,num_lines,def);
Image = strcat(TestDatabasePath,'\ ',char(Image),'.jpg');
Picture = imread (Image);
% Змінюємо розмір зображення
[m, n, r] = size (Picture);
% m - висота n - ширина
Picture_2 = imresize (Picture, [480640]);
%Перетворення вихідного зображення на півтонове
if(size(Picture_2,3)>1)
for i=1:size(Picture_2,1)
for j=1:size(Picture_2,2)
GrayImg(i,j)=0.2989*Picture_2(i,j,1)+0.5870*Picture_2(i,j,2)+0.114
0*Picture_2(i,j,3);
end
end
end
figure(1)
subplot (1,2,1)
imshow(Picture)
title ('Початкове зображення')
subplot (1,2,2)
imshow (GrayImg)
title('Напівтонове зображення')
% Накладання Гаусового шуму
Noise = imnoise(GrayImg, 'gaussian',0,0.0008);
Med = medfilt2(Noise,[3 3]);
% медіанний фільтр

```

```

% Фільтрування шуму
img1 = double(Med)/255;
img1 = img1+0.03*randn(size(img1));
img1(img1<0) = 0;
    img1(img1>1) = 1;
% Параметри білатерального фільтра
w = 5; %напівширина
sigma = [20.1]; % стандартне відхилення
bfltfilter = bfilter2(img1,w,sigma);
%Еквалізація гістограми
Gamma = histeq(bfltfilter,20);
    figure(2)
subplot (1,3,1)
    imshow (Noise)
title ('Зашумлене зображення') subplot (1,3,2)
imshow(bfltfilter)
title ('Відфільтроване зображення')
subplot (1,3,3)
imshow (Gamma)
title ('Гамма-корекція')
image=uint8(round(Gamma*255));
% Метод Віоли - Джонса
FaceDetect = vision.CascadeObjectDetector('FrontalFaceCART');
    BB = step (FaceDetect, image);
IFaces = insertObjectAnnotation(image, 'rectangle', BB, 'Face');
% Вирізаємо виділене обличчя та змінюємо розмір
Face = imcrop (image, BB);
TestImage = imresize (Face, [200180]);
    figure(3)
subplot (1,2,1)
imshow(IFaces)
title('Виділена обличчя')
subplot (1,2,2)
imshow(TestImage)
    title('Вирізане обличчя')

```


ДОДАТОК В

```

%Читання бази даних
TrainDatabasePath = uigetdir('D:\image', 'Вибір папки');
% Перетворення зображень бази даних у векторні стовпці.
TrainFiles = dir(TrainDatabasePath);
Train_Number = 0;
for i = 1:size(TrainFiles,1)%рядки
if
not(strcmp(TrainFiles(i).name, '.')|strcmp(TrainFiles(i).name, '..')
|strcmp(TrainFiles(i).name, 'Th umbs.db'))
Train_Number = Train_Number + 1; % Число всіх навчених зображень у
БД
end
end
% Перетворення матриці зображення у вектор-стовпців
T = [];
for i = 1: Train_Number
str = int2str(i); %порівнюємо рядки
str = strcat('\',str, '.jpg'); % об'єднання '\',str, '.jpg'
str = strcat (TrainDatabasePath, str); % об'єднуємо рядки і
розташовуємо їх по горизонталі
img = imread(str);
img = rgb2gray(img);
[m n] = size (img);
temp = reshape (img ', m * n, 1); % зміна форми масиву (матриця --
- вектор-стовпець)
T = [T temp];
end
% Використання Метод основних компонентів
% обчислюємо мат.очікування, власні вектори коваріаційної матриці,
m = mean(T,2); % мат. очікування m = (1/P) * sum (Tj's) де j = 1
: P
Train_Number = size (T,2);
% Розрахунок відхилення кожного зображення від середнього

```

```

A = [];
for i = 1: Train_Number
temp = double(T(:,i)) - m; % Ai = Ti - m різносторонє зображення
із зображення в базі
A = [A temp]; % об'єднання
end
% відрахування власних значень коваріаційної матриці
L = A'*A; %C=A*A
[V D] = eig(L); % L=A'*A та C=A*A'.
% Сортування та усунення неінформативних власних значень
L_eig_vec = [];
for i = 1 : size(V,2)
    if( D(i,i)>1 )
L_eig_vec = [L_eig_vec V(:,i)];
    end
end
% Обчислення власних векторів коваріаційної матриці
Eigenfaces = A * L_eig_vec;
% Порівнюються 2 особи, шляхом проектування їх у нове
% простір та виміри Евклідова простору між ними
ProjectedImages = [];
Train_Number = size(Eigenfaces,2);
for i = 1: Train_Number
temp = Eigenfaces'*A(:,i); % Проекція у новий простір
ProjectedImages = [ProjectedImages temp];
    end
% Вилучення ознак МГК із тестового зображення
InputImage = TestImage;
temp = InputImage(:, :, 1);
[M N] = size (temp);
InImage1 = reshape (temp ', M * N, 1);
InImage = double(InImage1);
Difference = InImage - m;
ProjectedTestImage = Eigenfaces'*Difference;
%Підрахунок відстані

```

```
Euc_dist=[];
for i = 1 : Train_Number
q = ProjectedImages(:,i);
V=ProjectedTestImage - q;
temp = (norm(V)) ^ 2; Euc_dist=[Euc_dist temp];
end
[Euc_dist_min, Recognized_index] = min(Euc_dist);
OutputName = strcat(int2str(Recognized_index),'.jpg');
% Фінальна процедура розпізнавання
SelectedImage = strcat(TrainDatabasePath,'\',OutputName);
SelectedImage = imread(SelectedImage);
subplot (1,2,1)
imshow(TestImage)
title('Вхідне зображення');
subplot (1,2,2);
imshow(SelectedImage);
title('Розпізнане зображення');
```