

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ  
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ  
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

До захисту допускається  
Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ Скарга-Бандурова І.С.  
« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

НА ТЕМУ:

**Методи та програмні засоби розпізнавання людських облич**

---

---

---

Освітній ступінь Магістр”  
Спеціальність 123 “Комп’ютерна інженерія”

Науковий керівник роботи:

\_\_\_\_\_

(підпис)

**В.М.Барбарук**

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

\_\_\_\_\_

(підпис)

**Я.О.Критська**

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Студент:

\_\_\_\_\_

(підпис)

**В.В. Кардашов**

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Група:

**КІ-17зм**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет Інформаційних технологій та електроніки

Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії

Освітній ступінь магістр

Напрямок підготовки \_\_\_\_\_

(шифр і назва)

Спеціальність 123 "Комп'ютерна інженерія"

(шифр і назва)

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

Завідувач кафедри \_\_\_\_\_

І.С. Скарга-Бандурова

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

**З А В Д А Н Н Я  
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Кардашову Валентину Володимировичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Методи та програмні засоби розпізнавання людських облич

керівник проекту (роботи) Барабрук Віктор Миколайович, к.т.н., доц.

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

затверджені наказом вищого навчального закладу від «18» 10 2018 р. № 221/48

2. Строк подання студентом роботи 10.01.2018

3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики, набір

зображень облич людей для бази даних облич, зображення обличчя людини, що мають бути розпізнані

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Сучасний стан питання розпізнавання людських облич і

постановка задачі роботи, математичні методи, які застосовуються при

вирішенні задачі розпізнавання облич, алгоритм та програмна реалізація методу

розпізнавання облич, охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях,

висновки

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

Електронні плакати

## 6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Критська Я.О. ст. викл. кафедри КНІ		

7. Дата видачі завдання 18.10.2018

Керівник

\_\_\_\_\_ (підпис)

Завдання прийняв до виконання

\_\_\_\_\_ (підпис)

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту ( роботи )	Примітка
1	Розробка технічного завдання	10.09.2018-15.09.2018	
2	Ознайомлення з літературою	16.09.2018-22.09.2018	
3	Вибір методу та розробка алгоритму	26.09.2018-06.10.2018	
4	Складання програми та її тестування	07.10.2018-25.11.2018	
5	Розробка частини проекту "Охорона праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях"	26.11.2018-1.12.2018	
6	Оформлення пояснювальної записки, автореферату та презентації	2.12.2018-09.01.2019	
7			

Студент

\_\_\_\_\_ ( підпис )

Кардашов В.В.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Науковий керівник

\_\_\_\_\_ ( підпис )

Барбарук В.М.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Кардашов В.В. Методи та програмні засоби розпізнавання людських облич.

Дана робота присвячена вирішенню проблеми розробки методу розпізнавання людських облич за допомогою ознакових алгоритмів. Розроблено метод розпізнавання облич на основі методу побудови еластичних графів із допомогою вейвлет-перетворень Габора. Метою даної дипломної роботи є набуття практичних навичок розробки методів розпізнавання облич.

**Ключові слова:** розпізнавання образів, розпізнавання облич, метод побудови еластичних графів, вейвлет-перетворення, вейвлет-перетворення Габора, класифікатор Хаара.

## ABSTRACT

Kardashov V.V. Methods and tools for recognizing human faces.

This work is dedicated to solving the problem of developing a method of face recognition with feature algorithms. The face recognition method bases on the method of elastic graph constructing using the Gabor wavelet transforms. The aim of this thesis is the acquisition of practical skills development of face recognition methods.

**Keywords:** recognition, face recognition, elastic graph construction method, wavelet transformation, Gabor wavelet transformation, Haar classifier

## АННОТАЦИЯ

Кардашов В.В. Методы и программные средства распознавания человеческих лиц.

Данная работа посвящена решению проблемы разработки метода распознавания человеческих лиц с помощью признаковых алгоритмов. Разработан метод распознавания лиц на основе метода построения эластичных графов с помощью вейвлет-преобразований Габора. Целью данной дипломной работы является приобретение практических навыков разработки методов распознавания лиц.

**Ключевые слова:** распознавание образов, распознавания лиц, метод построения эластичных графов, вейвлет-превращения, вейвлет-превращения Габора, классификатор Хаара.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І	
ТЕРМІНІВ .....	6
ВСТУП .....	7
1 СУЧАСНИЙ СТАН ПИТАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ І	
ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ РОБОТИ.....	9
1.1 Розпізнавання образів .....	9
1.1.1 Загальна характеристика завдань розпізнавання образів і їх типи .....	11
1.1.2 Методи розпізнавання образів.....	12
1.1.3 Нейронні мережі .....	13
1.1.4 Розпізнавання образів за допомогою нейронних мереж .....	16
1.1.5 Історія розпізнавання образів .....	17
1.2 Розпізнавання облич .....	22
1.2.1 Виявлення і локалізація обличчя на зображенні.....	22
1.2.2. Методи розпізнавання облич.....	24
1.2.3 Переваги і недоліки методів першої і другої категорії.....	27
1.3 Постановка задачі .....	30
2 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, ЯКІ ЗАСТОСОВУЮТЬСЯ ПРИ ВИРІШЕННІ	
ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ.....	32
2.1 Вейвлет-перетворення .....	32
2.2 Історія вейвлет-перетворення.....	33
2.3 Вейвлети Габора.....	36
2.4 Класифікатор Хаара .....	40
2.5 Нормалізація.....	41
3 АЛГОРИТМ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ	
ОБЛИЧ .....	45
3.1 Вибір і обґрунтування середовища розробки .....	45
3.2 Алгоритм програми.....	46
3.3 Архітектура програмного продукту .....	47
3.4 Інструкція користувача .....	49
3.5 Результати роботи програми .....	51
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ .....	56
4.1 Аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих чинників	
проектованого об'єкту, що мають вплив на персонал .....	56

4.2 Заходи щодо техніки безпеки .....	57
4.3 Заходи, що забезпечують виробничу санітарію і гігієну праці.....	60
4.4 Рекомендації по пожежній безпеці.....	63
4.5 Охорона навколишнього природного середовища.....	66
ВИСНОВКИ.....	67
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	68
ДОДАТОК А. Електронні плакати.....	71

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

СТЗ – система технічного зору

РТ – розрахункова точка

РЗ – розпізнавання зображення

РЛО – розпізнавання за локальними ознаками

## ВСТУП

Існує велика кількість методів ідентифікації, причому багато які з них отримали широке комерційне застосування і використовуються вже немало років. Сьогодні в основі найбільш поширених технологій верифікації і ідентифікації лежить використання паролів і персональних ідентифікаторів або документів типу паспорта, водійських прав.

Проте такі системи занадто вразливі і можуть легко постраждати від підробки, пограбування і просто людської недбалості. Тому все більший інтерес викликають методи біометричної ідентифікації, що дозволяють визначити особу людини за його фізіологічними характеристиками шляхом розпізнавання за зразками.

Задача розпізнавання людського обличчя стала ще більш актуальною коли технології почали швидко та стрімко розвиватися. Можна навести безліч прикладів, де доцільно застосувати системи розпізнавання людського обличчя. Найбільш відомими областями застосування є безпека та криміналістика. Але існують і інші області застосування. Наприклад, у сфері соціальних мереж дану технологію можна застосувати для автоматичного виділення та підпису людей на фотографіях. Також дана технологія вкрай важлива в робототехніці та військовій справі, оскільки дозволить швидко та точно визначити, ким являється дана особа, та до якого рівня чи рангу вона відноситься. Можна навести ще чимало прикладів, де та навіщо можуть застосовуватися алгоритми розпізнавання людських облич, це говорить про те, що вони є дуже актуальними та корисними на сьогоднішній день.

За останні десять років дослідження з виявлення обличчя людини значно активізувалися, що пояснюється виникненням багатьох застосувань для даної задачі, коли виявлення обличчя є першим кроком для будь-якої його обробки: розпізнавання обличчя, відео конференція, пошук зображень за змістом, відео спостереження, людино-комп'ютерний інтерфейс, аналіз емоцій, підрахунок відвідувачів, контроль доступу та інші.

Задача виявлення особи на зображенні є більш ніж простою для людського зору, однак при спробі побудови автоматичної системи виявлення осіб доводиться зіткнутися з наступними труднощами:

- сильно варіюється зовнішній вигляд обличчя у різних людей;
- навіть відносно невелика зміна орієнтації особи щодо камери тягне за собою серйозну зміну зображення обличчя;



- можлива присутність індивідуальних особливостей (вуса, борода, окуляри, зморшки і т.д.) істотно ускладнює автоматичне розпізнавання;
- зміна виразу обличчя може сильно позначитися на тому, як особа виглядає на зображенні;
- частина обличчя може бути невидима (закрита іншими предметами) на зображенні;
- умови зйомки (освітлення, спотворення зображення, що вноситься оптикою системи, якість зображення) значною мірою впливають на зображення обличчя.

Система розпізнавання та ідентифікації людських облич є безспірно актуальною та необхідною, так як вона може стати причиною швидкого та ефективного знаходження людей, наприклад тих які знаходяться в розшуку, це допомогло б уникнути кількість злочинів та значно покращити роботу пошуку людей.

# 1 СУЧАСНИЙ СТАН ПИТАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ РОБОТИ

## 1.1 Розпізнавання образів

Розпізнавання образів – завдання ідентифікації об'єкту або визначення яких-небудь його властивостей по його зображенню (оптичне розпізнавання) або аудіозапису (акустичне розпізнавання) та іншим характеристикам.

Одним з базових є поняття множини, що не має конкретного формулювання. У комп'ютері множина представляється набором однотипних елементів, що не повторюються. Це означає, що якийсь елемент в множині або є, або його там немає. Універсальна множина включає усі можливі для вирішуваної задачі елементи, порожня не містить жодного.

Образ – класифікаційне угруповання в системі класифікації, що об'єднує (що виділяє) певну групу об'єктів за деякою ознакою. Образи мають характерну властивість, що проявляється в тому, що ознайомлення з кінцевим числом явищ з однієї і тієї ж множини дає можливість впізнати скільки завгодно велику кількість її представників. Образи мають характерні об'єктивні властивості в тому сенсі, що різні люди, що навчаються на різному матеріалі спостережень, переважно однаково і незалежно один від одного класифікують одні і ті ж об'єкти. У класичній постановці завдання розпізнавання універсальна множина розбивається на частини-образи. Кожне відображення якого-небудь об'єкту на сприймаючі органи системи, що розпізнає, незалежно від його положення відносно цих органів, прийнято називати зображенням об'єкту, а множини зображень, об'єднані якими-небудь загальними властивостями, є образами [1].

Методика віднесення елементу до якого-небудь образу називається вирішальним правилом. Ще одне важливе поняття – метрика, спосіб визначення відстані між елементами універсальної множини. Чим менше ця відстань, тим більше схожими є об'єкти (символи, звуки та ін.) – те, що ми розпізнаємо. Зазвичай елементи задаються у вигляді набору чисел, а метрика – у вигляді функції. Від вибору представлення образів і реалізації метрики залежить ефективність програми, один алгоритм розпізнавання з різними метриками помилятиметься з різною частотою.

Навчанням зазвичай називають процес вироблення в деякій системі тієї або іншої реакції на групи зовнішніх ідентичних сигналів шляхом багаторазової дії на систему зовнішнього коригування. Таке зовнішнє коригування в навчанні прийнято називати "заохоченнями" і "покараннями". Механізм генерації цього коригування практично

повністю визначає алгоритм навчання. Самонавчання відрізняється від навчання тим, що тут додаткова інформація про вірність реакції системі не повідомляється.

Адаптація – це процес зміни параметрів і структури системи, а можливо – і дій, що управляють, на основі поточної інформації з метою досягнення певного стану системи при початковій невизначеності і умовах роботи, що змінюються.

Навчання – це процес, в результаті якого система поступово набуває здатність відповідати потрібними реакціями на визначені сукупності зовнішніх дій, а адаптація – це підстроювання параметрів і структури системи з метою досягнення необхідної якості управління в умовах безперервних змін зовнішніх умов.

Приклади завдань розпізнавання образів:

- розпізнавання літер;
- розпізнавання штрих-кодів;
- розпізнавання автомобільних номерів;
- розпізнавання облич і інших біометричних даних.

## 1.1.1 Загальна характеристика завдань розпізнавання образів і їх типи

Загальна структура системи розпізнавання та етапи процесу її розробки показані на рисунку 1.1.

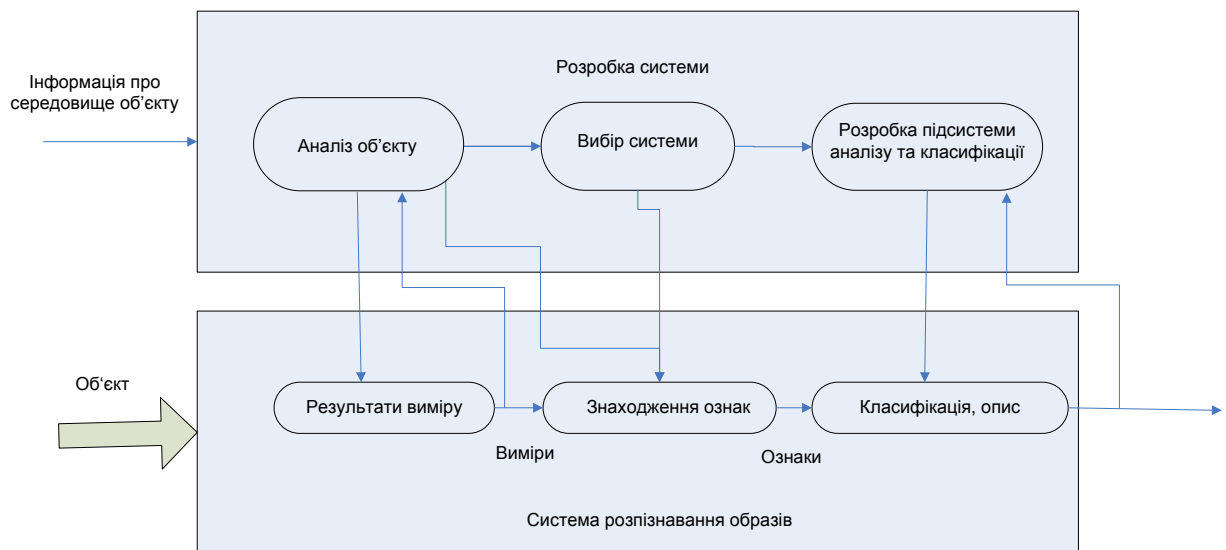


Рисунок 1.1 – Структура системи розпізнавання

Завдання розпізнавання мають деякі характерні риси. Це інформаційні завдання, що складаються з двох етапів:

- перетворення початкових даних до виду, зручного для розпізнавання;
- власне розпізнавання (визначення приналежності об'єкту певному класу).

У цих завданнях можна вводити поняття аналогії або подібності об'єктів і формулювати правила, на підставі яких об'єкт зараховується в один і той же клас або в різні класи.

У цих завданнях можна оперувати набором прецедентів-прикладів, класифікація яких відома і які у вигляді формалізованих описів можуть бути пред'явлені алгоритму розпізнавання для налаштування в процесі навчання.

Для цих завдань важко будувати формальні теорії і застосовувати класичні математичні методи (часто недоступна інформація для точної математичної моделі або виграш від використання моделі і математичних методів несумірний з витратами).

Виділяють наступні типи завдань розпізнавання :

- завдання розпізнавання – віднесення пред'явленого об'єкту по його опису до одного із заданих класів (навчання з учителем);
- завдання автоматичної класифікації – розбиття множини об'єктів, ситуацій, явищ по їх описах на систему класів (таксономія, кластерний аналіз, самонавчання), що не перетинаються;
- завдання вибору інформативного набору ознак при розпізнаванні;
- завдання приведення початкових даних до виду, зручного для розпізнавання;
- завдання динамічного розпізнавання і динамічної класифікації;
- завдання прогнозування – суть попередній тип, в якому рішення повинне відноситися до деякого моменту в майбутньому.

### **1.1.2 Методи розпізнавання образів**

В цілому, можна виділити три методи розпізнавання образів.

Метод перебору. В цьому випадку виробляється порівняння з базою даних, де для кожного виду об'єктів представлені всілякі модифікації відображення. Наприклад, для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору виду об'єкту під різними кутами, масштабами, зміщеннями, деформаціями і т.д. Для букв треба перебирати шрифт, властивості шрифту і т.д. У разі розпізнавання звукових образів, відповідно, відбувається порівняння з деякими відомими шаблонами (наприклад, слово, вимовлене декількома людьми) [2].

Другий підхід – виробляється глибший аналіз характеристик образу. У разі оптичного розпізнавання це може бути визначення різних геометричних характеристик. Звуковий зразок в цьому випадку піддається частотному, амплітудному аналізу і т. д.

Наступний метод – використання штучних нейронних мереж. Цей метод вимагає або великої кількості прикладів завдання розпізнавання при навчанні, або спеціальної структури нейронної мережі, що зважає на специфіку цього завдання. Проте, його відрізняє вища ефективність і продуктивність.

### 1.1.3 Нейронні мережі

Теорія нейронних мереж виникла в 40-60-х роках ХХ сторіччя в результаті спільних спроб фізіологів та кібернетиків зрозуміти і змоделювати роботу мозку. Вийшла наступна модель. Мозок складається з великої кількості (близько  $10^{11}$ ) клітин (нейронів), кожна з яких має довгий хвіст (аксон) і велике число (близько  $10^4$ ) відгалужень (дендритів), що стосуються аксонів інших нейронів та вхідних рецепторів. Через ці зони торкання (синапси) може передаватися інформація (електрохімічний потенціал).

Кожен нейрон є простеньким комп'ютером: потенціал нейрона (і його аксона, що грає роль виходу) є функцією від потенціалів синапсів його дендриту (входів), причому функцією цілком певного виду. А саме, кожен нейрон має два стійкі стани (збуджене і незбуджене) і відповідні ним значення потенціалу, однакові для усіх нейронів. Кожен нейрон обчислює лінійну комбінацію потенціалів вхідних синапсів, порівнює її з пороговим значенням і переходить в збуджений (незбуджене) стан якщо ця лінійна комбінація більше (відповідно, менше) порогового значення.

В сукупності мозок обчислює деяку вектор-функцію: залежність потенціалів нейронів (достатньо розглядати не усі нейрони, а тільки пов'язані своїми аксонами з виконавцями) від потенціалів вхідних рецепторів. А уся нетривіальність роботи мозку полягає в тому, що порогові значення (по одному на нейрон, разом близько  $10^{11}$ ) і коефіцієнти лінійних комбінацій (по одному на дендрит, разом близько  $10^{15}$ ), взагалі кажучи, різні і можуть змінюватися з часом. Це зміна коефіцієнтів називається навчанням. Нейронна мережа прямого поширення – це орієнтований ациклічний граф з множиною вершин і ребер, вершини якого розбиті на шари таким чином:

- нульовий шар складається з вершин-витоків (вхідних рецепторів);
- ребра (синапси), що входять у вершини  $(k+1)$ -го шару, виходять з вершин (рецепторів або нейронів)  $k$ -го шару;
- усі стоки (вихідні нейрони) належать одному і тому ж шару.

Існує певна класифікація нейронних мереж.

Багатошарові нейронні мережі. Архітектура багатошарової нейронної мережі складається з послідовно сполучених шарів, де нейрон кожного шару своїми входами пов'язаний з усіма нейронами попереднього шару, а виходами – наступного. Нейронна мережа з двома вирішальними шарами може з будь-якою точністю апроксимувати будь-яку багатовимірну функцію. Нейронна мережа з одним вирішальним шаром здатна формувати лінійні розділяючі поверхні, що сильно звужує круг завдань ними

вирішуваних, зокрема така мережа не зможе вирішити завдання типу "виключаючого або". Нейронна мережа з нелінійною функцією активації і двома вирішальними шарами дозволяє формувати будь-які опуклі області в просторі рішень, а з трьома вирішальними шарами – області будь-якої складності, у тому числі і неопуклі.

При цьому багатошарова нейронна мережа не втрачає своєї здатності до узагальнення. Навчаються багатошарові нейронні мережі за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, градієнтного спуску, що є методом, в просторі вагів з метою мінімізації сумарної помилки мережі. При цьому помилки (точніше величини корекції вагів) поширюється у зворотному напрямку від входів до виходів, крізь ваги, сполучаючи нейрони.

Нейронні мережі високого порядку відрізняються від багатошарових нейронних мереж тим, що у них тільки один шар, але на входи нейронів поступають так само терми високого порядку, що є добутком двох або більше компонентів вхідного вектору. Такі мережі так само можуть формувати складні розділяючі поверхні. Особливість такої мережі полягає в тому, що для навчання деякому класу досить пред'явити його образ без варіацій масштабів і поворотів – після навчання мережа розпізнаватиме відомі класи інваріантно до масштабу і поворотів. Така мережа не є повнозв'язною, швидко навчається і працює. Відмічено істотне підвищення точності класифікації такою мережею повернених і масштабованих зображень в порівнянні з багатошаровою нейронною мережею.

Нейронні мережі Хопфілда. Нейронна мережа Хопфілда є одношаровою і повно зв'язною (зв'язки нейронів на самих себе відсутні), її виходи пов'язані з входами. На відміну від багатошарової нейронної мережі, Нейронна мережа Хопфілда є релаксаційною – тобто будучи встановленою в початковий стан, функціонує до тих пір, поки не досягне стабільного стану, який і буде її вихідним значенням. Нейронна мережа Хопфілда застосовуються як асоціативна пам'ять і для вирішення оптимізаційних завдань. У першому випадку Нейронна мережа Хопфілда навчається без учителя (наприклад, за правилом Хебба), в другому випадку ваги між нейронами спочатку кодуєть вирішувану задачу. Нейронні мережі Хопфілда бувають синхронними, коли одночасно перераховуються усі нейрони і асинхронними, коли перераховується випадково вибраний нейрон. Для дослідження динаміки функціонування таких мереж використовуються методи Ляпунова.

Показано, що асинхронна нейронна мережа Хопфілда завжди сходиться до стійких точок, а аттракторами синхронної нейронної мережі Хопфілда є стійкі стаціонарні точки і граничні цикли довжини два. Таким чином така мережа з початкового стану сходиться до найближчого локального мінімуму енергії мережі, стан нейронів в якому і буде

відновленим чином для завдань розпізнавання, і рішенням – для оптимізаційних завдань. Для пошуку глобального мінімуму стосовно оптимізаційних завдань використовують стохастичні модифікації нейронної мережі Хопфілда.

Нейронні мережі Кохонена забезпечують топологічне впорядкування вхідного простору образів. Вони дозволяють топологічно безперервно відображувати вхідний  $n$ -вимірний простір у вихідний  $m$ -вимірний.

Нейронна мережа з радіально-базисною функцією є подальшим розвитком нейронної мережі Кохонена, в якій після конкурентного шару доданий ще один шар, що навчається методом зворотного поширення. На відміну від нейронної мережі Кохонена в цій мережі виходами нейронів конкурентного шару є значення функції Гауса з нормальним законом розподілу, і обнуління нейронів, що не перемогли, не потрібно. Ширина радіально-базисної функції характеризує відстань між центром кластера, який утворюється кожним нейронним елементом і його найближчими сусідами.

Когнітрон своєю архітектурою схожий на будову зорової кори, має ієрархічну багатшарову організацію, в якій нейрони між шарами пов'язані тільки локально. Навчається конкурентним навчанням (без учителя). Кожен шар мозку реалізує різні рівні узагальнення; вхідний шар чутливий до простих образів, таких, як лінії, і їх орієнтації в певних областях візуальної області, тоді як реакція інших шарів є складнішою, абстрактнішою та незалежнішою від позиції образу. Аналогічні функції реалізовані в когнітроні шляхом моделювання організації зорової кори.

Неокогнітрон є подальшим розвитком ідеї когнітрона і точніше відбиває будову зорової системи, дозволяє розпізнавати образи незалежно від їх перетворень, обертань, спотворень і змін масштабу. Неокогнітрон може, як самонавчатися, так і навчатися з учителем. Неокогнітрон отримує на вході двовимірні образи, аналогічні зображенням на сітчастій оболонці ока, і обробляє їх в наступних шарах аналогічно тому, як це було виявлено в зоровій корі людини. Звичайно, в неокогнітроні немає нічого, що обмежує його використання тільки для обробки візуальних даних, він досить універсальний і може знайти широке застосування як узагальнена система розпізнавання образів.

У зоровій корі були виявлені вузли, що реагують на такі елементи, як лінії і кути певної орієнтації. На вищих рівнях вузли реагують на складніші і абстрактніші образи такі, як кола, трикутники і прямокутники. На ще вищих рівнях міра абстракції зростає до тих пір, поки не визначаються вузли, що реагують на обличчя і складні форми. У загальному випадку вузли на вищих рівнях отримують вхід від групи низькорівневих вузлів і, отже, реагують на ширшу область візуального поля. Реакції вузлів більше високого рівня менш залежать від позиції і стійкіші до спотворень.



Когнітрон є потужним засобом розпізнавання зображень, проте вимагає високих обчислювальних витрат, які на сьогодні недосяжні.

У штучних нейронних мережах, як і в мозку, усі обчислення відбуваються паралельно, і тим самим, дуже швидко. У реальності нейронні мережі моделюються на звичайних послідовних комп'ютерах і працюють досить повільно, тому на кількості вершин і ребер мережі доводиться економити.

#### **1.1.4 Розпізнавання образів за допомогою нейронних мереж**

Нейронні мережі не програмуються в звичному значенні цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. В процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що, у разі успішного навчання, мережа зможе повернути вірний результат на підставі даних, які були відсутні в повчальній вибірці [3].

Початкові дані перетворюються до виду, в якому їх можна подати на входи мережі. Кожен запис у файлі даних називається повчальною парою або повчальним вектором. Навчальний вектор містить по одному значенню на кожен вхід мережі і, залежно від типу навчання (з учителем або без), по одному значенню для кожного виходу мережі. Навчання мережі на "сирому" наборі, як правило, не дає якісних результатів. Існує ряд способів поліпшити "сприйняття" мережі.

Нормування виконується, коли на різні входи подаються дані різної розмірності. Наприклад, на перший вхід мережі подається величини зі значеннями від нуля до одиниці, а на другій – від ста до тисячі. За відсутності нормування значення на другому вході завжди чинитимуть істотно більший вплив на вихід мережі, ніж значення на першому вході. При нормуванні розмірності усіх вхідних і вихідних даних зводяться воедино.

Навчання з учителем – це процес формування узагальнених образів класів, на основі навчальної вибірки, що містить характеристики конкретних об'єктів як в описових, так і в класифікаційних шкалах і градаціях.

Причому, якщо описові характеристики можуть формуватися за допомогою інформаційно-вимірювальної системи автоматично, то

класифікаційні – є результатом взагалі кажучи процесу оцінки міри приналежності цих об'єктів до різних класів, який здійснюється людиною-експертом або, як традиційно говорять фахівці з розпізнавання образів, "вчителем". В цьому випадку не виникає питання про те, для формування узагальненого образу яких класів використовувати опис цього конкретного об'єкту.

Навчання без учителя або самонавчання – це процес формування узагальнених образів класів, на основі навчальної вибірки, що містить характеристики конкретних об'єктів, причому тільки в описових шкалах і градаціях.

Тому цей процес реалізується в три етапи:

а) кластерний аналіз об'єктів навчальної вибірки, в результаті якого визначаються групи найбільш схожих з них за їх ознаками (кластери);

б) надання кластерам статусу узагальнених класів, для формування узагальнених образів яких використовуються конкретні об'єкти, що входять саме в ці кластери;

в) формування узагальнених образів класів, аналогічно тому, як це робилося при навчанні з учителем.

### **1.1.5 Історія розпізнавання образів**

Розглянемо коротко математичний формалізм розпізнавання образів. Об'єкт в розпізнаванні образів описується сукупністю основних характеристик (ознак, властивостей). Основні характеристики можуть мати різну природу: вони можуть братися з впорядкованої множини типу дійсної прямої, або з дискретної множини (яка, втім, так само може бути наділена структурою). Таке розуміння об'єкту узгоджується як потребою практичних програм розпізнавання образів, так і з нашим розумінням механізму сприйняття об'єкту людиною. Дійсно, ми вважаємо, що при спостереженні (вимірі) об'єкту людиною, відомості про нього поступають по кінцевому числу сенсорів (аналізованих каналів) в мозок, і кожному сенсору можна поставити в відповідність певну

характеристику об'єкту. Окрім ознак, відповідних нашим вимірам об'єкту, існує так само виділена ознака, або група ознак, які ми називаємо класифікуючими ознаками, і в з'ясуванні їх значень при заданому векторі  $X$  і полягає завдання, яке виконують природні і штучні системи, що розпізнають.

Зрозуміло, що для того, щоб встановити значення цих ознак, необхідно мати інформацію про те, як пов'язані відомі ознаки з тими, що класифікують. Інформація про цей зв'язок задається у формі прецедентів, тобто множини описів об'єктів з відомими значеннями класифікуючих ознак. І за цією прецедентною інформацією і необхідно побудувати вирішальне правило, яке ставитиме довільному опису об'єкту значення його класифікуючих ознак.

Таке розуміння завдання розпізнавання образів затвердилося в науці починаючи з 50-х років минулого століття. І тоді ж було помічено що така постановка зовсім не є новою. З подібним формулюванням стикалися і вже існували методи статистичного аналізу даних, які активно використовувалися для багатьох практичних завдань, що не погано зарекомендували себе, таких як наприклад, технічна діагностика. Тому перші кроки розпізнавання образів пройшли під знаком статистичного підходу, який і диктував основну проблематику.

Статистичний підхід ґрунтується на ідеї, що початковий простір об'єктів є імовірнісним простором, а ознаки (характеристики) об'єктів являють собою випадкові величини задані на ньому. Тоді завдання дослідника даних полягало в тому, щоб з деяких міркувань висунути статистичну гіпотезу про розподіл ознак, а точніше про залежність класифікуючих ознак від інших. Статистична гіпотеза, як правило, була параметрично заданою множиною функцій розподілу ознак. Типовою і класичною статистичною гіпотезою є гіпотеза про нормальність цього розподілу (різновидів таких гіпотез статистики придумали велику кількість). Після формулювання гіпотези залишалося перевірити цю гіпотезу на прецедентних даних. Це перевірка полягала у виборі деякого розподілу із заданої множини розподілів (параметри гіпотези про розподіл) і оцінки надійності(довірчого інтервалу) цього вибору. Власне ця функція розподілу і була відповіддю до завдання, тільки об'єкт класифікувався вже не однозначно, але з деякою імовірністю приналежності до класів. Статистиками були розроблено так само і асимптотичне обґрунтування таких методів. Такі обґрунтування робилися за наступною схемою: встановлювався деякий функціонал якості вибору розподілу (довірчий інтервал) і показувалося, що при збільшенні числа прецедентів, наш вибір із імовірністю що прагне до 1 ставав вірним в сенсі цього функціонала (довірчий інтервал прагнув до 0). Статистичний погляд на проблему розпізнавання виявився дуже плідним не лише в сенсі

розроблених алгоритмів (до числа яких входять методи кластерного, дискримінанта аналізів, непараметрична регресія і так далі), але і привів згодом Вапника до створення глибокої статистичної теорії розпізнавання.

Проте існує серйозна аргументація на користь того, що завдання розпізнавання образів не зводяться до статистики. Будь-яке таке завдання, в принципі, можна розглядати із статистичної точки зір і результати її рішення можуть інтерпретуватися статистично. Для цього необхідно лише припустити, що простір об'єктів завдання є імовірнісним. Але з точки зору інструменталізму, критерієм вдалої статистичної інтерпретації деякого методу розпізнавання може служити лише наявність обґрунтування цього методу мовою статистики як розділу математики. Під обґрунтуванням тут розуміється вироблення основних вимог до завдання які забезпечують успіх в застосуванні цього методу. Проте на даний момент для більшої частини методів розпізнавання, у тому числі і для тих, які безпосередньо виникли у рамках статистичного підходу, подібних задовільних обґрунтувань не знайдено. Окрім цього, найчастіше вживані на даний момент статистичні алгоритми, типу лінійного дискримінанта Фішера, парзенівського вікна, ЕМ-алгоритму, методу найближчих сусідів, не кажучи вже про байесовські мережі довіри, мають сильно виражений евристичний характер і можуть мати інтерпретації відмінні від статистичних. І нарешті, до усього вищесказаного слід додати, що окрім асимптотичної поведінки методів розпізнавання, яке і є основним питанням статистики, практика розпізнавання ставить питання обчислювальної і структурної складності методів, які виводять далеко за рамки однієї лише теорії ймовірності.

Разом, всупереч прагненням статистиків розглядати розпізнавання образів як розділ статистики, в практику і ідеологію розпізнавання входили абсолютно інші ідеї. Одна з них була викликана дослідженнями в області розпізнавання зорових образів.

Як вже відзначалося, в повсякденному житті люди постійно вирішують (часто несвідомо) проблеми розпізнавання різних ситуацій, слухових і зорових образів. Подібна здатність для ЕОМ є у кращому разі справою майбутнього. Звідси піонерами розпізнавання образів був зроблений висновок, що рішення цих проблем на ЕОМ повинне у загальних рисах моделювати процеси людського мислення. Найбільш відомою спробою підійти до проблеми з цього боку було знамените дослідження Ф. Розенблатта по перцептронам.

До середини 50-х років минулого сторіччя здавалося, що нейрофізіологами були зрозумілі фізичні принципи роботи мозку (в книзі "Новий розум короля" знаменитий британський фізик-теоретик Р. Пенроуз ставить під сумнів нейромережеву модель мозку, обґрунтовувавши істотну роль в його функціонуванні квантово-механічних ефектів; хоча,

ця модель ставилася під сумнів із самого початку. Відштовхуючись від цих відкриттів Ф.Розенблатт розробив модель навчання розпізнаванню зорових образів, названу їм перцептроном. Перцептрон Розенблатта є функцією (рис. 1.2).

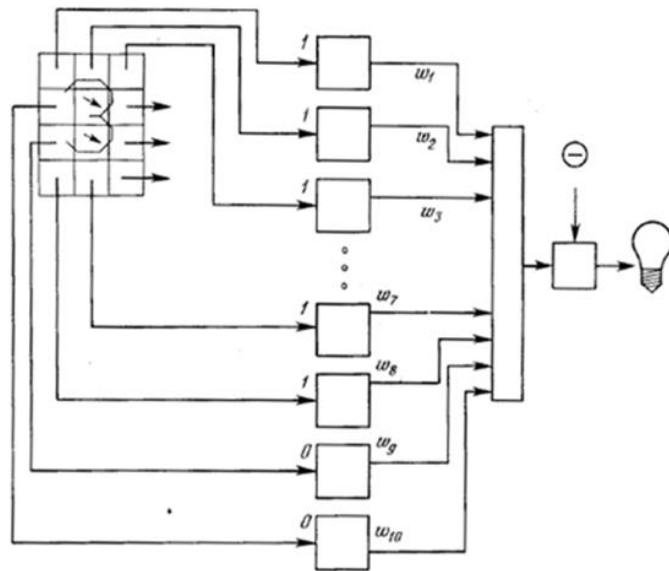


Рисунок 1.2 – Схема перцептрона

На вхід перцептрон отримує вектор об'єкту, який в роботах Розенблатта був бінарним вектором, що показував який з пікселів екрану зачорнений зображенням, а який ні. Далі кожна з ознак подається на вхід нейрона, дія якого є простим множенням на деяку вагу нейрона. Результати подаються на останній нейрон, який їх складає і загальну суму порівнює з деяким порогом. Залежно від результатів порівняння вхідний об'єкт  $X$  визнається потрібним образом або ні. Тоді завдання навчання розпізнаванню образів полягало в такому підборі вагів нейронів і значення порогу, щоб перцептрон давав на прецедентних зорових образах правильні відповіді. Розенблатт вважав, що функція, що вийшла, буде непогано розпізнавати потрібний зоровий образ навіть якщо вхідного об'єкту і не було серед прецедентів. З біонічних міркувань ним так само був придуманий і метод підбору вагів і порогу, на якому зупиняться ми не будемо. Скажемо лише, що його підхід виявився успішним у ряді завдань розпізнавання і породив собою цілий напрям досліджень алгоритмів навчання заснованих на нейронних мережах, окремим випадком яких і є перцептрон.

Згодом були винайдені різні узагальнення перцептрона, функція нейронів була ускладнена: нейрони тепер могли не лише множити вхідні числа або складати їх і порівнювати результат з порогоми, але застосовувати по відношенню до них складніші функції. На рисунку 1.3 зображене одне з подібних ускладнень нейрона.

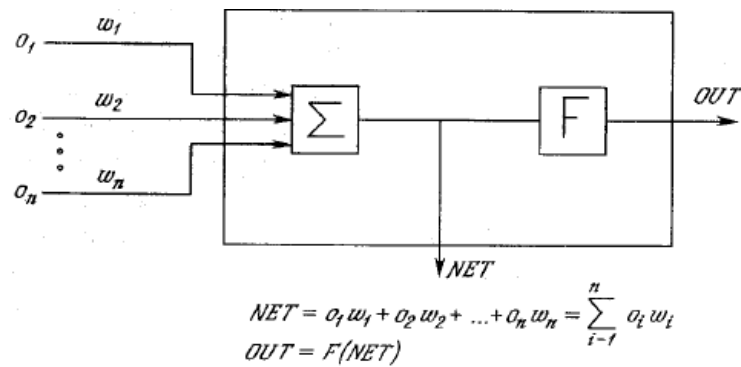


Рисунок 1.3 – Схема нейронної мережі

Крім того, топологія нейронної мережі могла бути значно складніше за ту, що розглядав Розенблатт. Ускладнення призводили до збільшення числа параметрів, що настраювалися, при навчанні, але при цьому збільшували можливість налаштуватися на дуже складні закономірності. Дослідження в цій області зараз йдуть по двох тісно пов'язаних напрямках – вивчаються і різні топології мереж і різні методи налаштування.

Нейронні мережі на даний момент є не лише інструментом вирішення завдань розпізнавання образів, але отримали застосування в дослідженнях по асоціативній пам'яті, стискуванню зображень. Хоча цей напрям досліджень і перетинається сильно з проблематикою розпізнавання образів, але є окремим розділом кібернетики. Для того, хто займається розпізнаванням на даний момент, нейронні мережі не більше ніж дуже специфічно певна, параметрично задана безліч відображень, яка в цьому сенсі не має яких-небудь істотних переваг над багатьма іншим подібними моделями навчання які далі будуть коротко перераховані.

У зв'язку з такою оцінкою ролі нейронних мереж для власне розпізнавання (тобто не для біоніки, для якої вони мають первинне значення вже зараз) хотілося б відмітити наступне: нейронні мережі, будучи надзвичайно складним об'єктом для математичного аналізу, при грамотному їх використанні, дозволяють знаходити дуже нетривіальні закони в даних. Важкість їх аналізу, в загальному випадку, пояснюється їх складною структурою і як наслідок, практично невичерпними можливостями для пошуку найрізноманітніших закономірностей. Але ці переваги, як це часто і буває, є джерелом потенційних помилок, можливості перенавчання. Як буде наведено далі, подібний двоякий погляд на перспективи всякої моделі навчання є одним з принципів машинного навчання.

Ще одним популярним напрямом в розпізнаванні є логічні правила і дерева рішень. Порівняно з вищезгаданими методами розпізнавання ці методи найактивніше використовують ідею вираження наших знань про предметну область у виді, ймовірно найприродніших (на свідомому рівні) структур – логічних правил. Під елементарним

логічним правилом мається на увазі висловлювання типу "якщо ознаки, що не класифікуються, знаходяться в співвідношенні  $X$  то ті, що класифікуються знаходяться в співвідношенні  $Y$ ". Прикладом такого правила в медичній діагностиці служить наступне: якщо вік пацієнта вище 60 років і раніше він переніс інфаркт, то операцію не робити – ризик негативного результату великий.

Для пошуку логічних правил в даних потрібно 2 речі: визначити міру "інформативності" правила і простір правил. Завдання пошуку правил після цього перетворюється на завдання повного або часткового перебору в просторі правил з метою знаходження найбільш інформативних з них. Визначення інформативності може бути введене різними способами. Простір же пошуку визначається стандартно.

Після знаходження досить інформативних правил настає фаза "збірки" правил в кінцевий класифікатор. Не обговорюючи глибоко проблеми які тут виникають (а їх виникає чимала кількість) перерахуємо 2 основні способи "збірки". Перший тип – лінійний список. Другий тип – зважене голосування, коли кожному правилу ставиться у відповідність деяка вага, і об'єкт відноситься класифікатором до того класу за який проголосувала найбільша кількість правил.

Насправді, етап побудови правил і етап "збірки" виконуються спільно і, при побудові зваженого голосування або списку, пошук правил на частинах прецедентних даних викликається знову і знову, щоб забезпечити краще узгодження даних і моделі.

## **1.2 Розпізнавання облич**

### **1.2.1 Виявлення і локалізація обличчя на зображенні**

Задача виявлення обличчя на зображенні часто є "першим кроком", попередньою обробкою в процесі рішення задачі "вищого рівня". Проте і сама інформація про присутність і, можливо, кількість облич на зображенні може бути корисна для таких програмних продуктів, як охоронні системи та змістовна індексація бази зображень.

Незважаючи на велику різноманітність існуючих алгоритмів, можна виділити загальну структуру процесу розпізнавання осіб.



Рисунок 1.4 – Загальний процес обробки зображення особи при розпізнаванні

На першому етапі проводиться виявлення і локалізація особи на зображенні. На етапі розпізнавання проводиться вирівнювання зображення особи (геометричне та яркісне), обчислення ознак і безпосередньо розпізнавання — порівняння обчислених ознак із закладеними в базу даних еталонами.

У контексті побудови природного інтерфейсу людина-комп'ютер завдання локалізації обличчя знаходить своє застосування в підсистемі відстежування обличчя і його характерних рис для розпізнавання виразу обличчя, визначення його положення в тривимірному просторі для генерації команд комп'ютеру.

У машинному зорі часто зустрічаються дві модифікації завдання виявлення обличчя – локалізація обличчя і відстежування переміщення обличчя. Локалізація обличчя є спрощеним варіантом завдання виявлення, оскільки спирається на знання про те, що на зображенні є присутній одне і тільки одне обличчя.

Завдання виявлення обличчя на зображенні є більш ніж простим для людського зору, проте при спробі побудови автоматичної системи виявлення обличч доводиться зіткнутися з наступними складнощами:

- зовнішній вигляд обличчя, що сильно варіюється, у різних людей;
- навіть відносно невелика зміна орієнтації обличчя спричиняє за собою серйозну зміну зображення обличчя;
- можлива присутність індивідуальних особливостей (інша зачіска, вуса, борода, окуляри, зморшки, і так далі) істотно ускладнює автоматичне розпізнавання;
- зміна виразу обличчя;
- частина обличчя може бути невидима на зображенні;
- освітлення, баланс кольору в камері, спотворення зображення, що привносяться оптикою системи, якість зображення значною мірою впливають на зображення обличчя.



## 1.2.2. Методи розпізнавання облич

Існуючі алгоритми виявлення облич можна розбити на дві широкі категорії. До першої категорії відносяться методи, що відштовхуються від досвіду людини в розпізнаванні облич і що роблять спробу формалізувати і алгоритмізувати цей досвід, побудувавши на його основі автоматичну систему розпізнавання. Друга категорія спирається на інструментарій розпізнавання образів, розглядаючи завдання виявлення обличчя, як окремий випадок завдання розпізнавання [4].

Людський мозок справляється із завданням виявлення облич на зображеннях більш ніж успішно. Природно було б спробувати визначити і використовувати принципи, якими керується мозок при рішенні задачі розпізнавання. Серед методів, що роблять таку спробу, можна виділити два напрями: методи розпізнавання "згори-вниз" засновані на знаннях і методи розпізнавання "знизу-вгору" засноване на особливостях.

Розпізнавання "згори-вниз" означає побудову деякого набору правил, яким повинен відповідати фрагмент зображення, для того, щоб бути визнаним людським обличчям. Цей набір правил є спробою формалізувати емпіричні знання про те, як саме виглядає обличчя на зображеннях і чим керується людина коли приймає рішення обличчя вона бачить або ні. Досить легко побудувати набір простих і очевидних (як здається) властивостей зображення обличчя, наприклад: обличчя звичайно симетричне, риси обличчя (ока, носа, рота) відрізняються від шкіри по яскравості (зазвичай їм також відповідають області різкої зміни яскравості), риси обличчя розташовані цілком певним чином. Спираючись на перераховані властивості, можна побудувати алгоритм, що перевіряє їх наявність на фрагменті зображення. До цього ж сімейства методик можна також віднести розпізнавання за допомогою шаблонів, заданих розробником. Шаблони задають деякий стандартний образ зображення обличчя, шляхом опису властивостей окремих областей обличчя і їх можливого взаємного розташування. Виявлення обличчя за допомогою шаблону полягає в перевірці кожної з областей зображення на відповідність заданому шаблону.

Принципи шаблонів і інші методи розпізнавання "згори-вниз" використовувалися, в основному, в ранніх роботах по виявленню обличчя. Це були перші спроби формалізації ознак зображень обличчя, до того ж обчислювальні потужності комп'ютерів в ті роки не дозволяли ефективно використовувати складніші методи розпізнавання зображень. Незважаючи на деяку наївність алгоритмів, не варто недооцінювати значення цих робіт,

оскільки багато методик, успішно вживаних нині, було розроблено або адаптовано до цієї конкретної проблеми саме в них.

Розпізнавання "знизу-вгору" використовує інваріантні властивості зображень облич, спираючись на пропозицію, що раз людина може без зусиль розпізнати обличчя на зображенні незалежно від його орієнтації, умов освітлення і індивідуальних особливостей, то повинні існувати деякі ознаки присутності облич на зображенні, інваріантні відносно умов зйомки. Алгоритм роботи методів розпізнавання "знизу-вгору" може бути коротко описаний таким чином:

- виявлення елементів і особливостей, які характерні для зображення обличчя;
- аналіз виявлених особливостей, прийняття рішення про кількість і розташування облич.

Зображення обличчя мають деякі характерні елементи та особливості.

Краї – різкі переходи яскравості. Краї зазвичай відповідають межам об'єктів на зображенні. Використовуючи цей факт і те, що обличчя є еліпсом певних пропорцій (близьких для різних людей) були зроблені спроби розпізнавання обличчя за допомогою карти країв (зображення, на якому позначені різкі переходи яскравості) і характерної форми обличчя. Різкі переходи яскравості також часто відповідають рисам обличчя) – межам очей, брів, рота, носа. Ця властивість також використовується у ряді робіт, які розглядають краї на зображенні як ознаки потенційної присутності обличчя.

Яскравість. Області зображення, відповідні рисам обличчя, часто темніше, ніж шкіра, що оточує їх. Скориставшись цим спостереженням, ряд дослідників використовує алгоритми виявлення і підкреслення областей локальних мінімумів яскравості, розглядаючи їх як потенційні риси обличчя. У деяких роботах робиться спроба використовувати певні схеми залежності значень яскравості, характерних для деяких рис обличчя.

Колір – не дивлячись на те, що яскравість зазвичай є основним джерелом інформації в багатьох завданнях машинного зору, колір (завдяки додатковій інформації про відтінок об'єкту) є потужнішим засобом розпізнавання і розрізнення об'єктів на зображенні. Як показали експерименти, колір шкіри різних людей займає досить невелику обмежену підобласть колірного простору, навіть при розгляді кольорів шкіри рас. Причому основна відмінність полягає в яскравості, а не відтінку кольору, що дозволяє зробити висновок про близькість відтінку кольору шкіри різних людей і використовувати характерний колір шкіри як ознаку для розпізнавання облич.

Характерна форма рис обличчя. Виходячи з того, що процесам розпізнавання візуальних образів високого рівня в мозку передує деяка низькорівнева організація

візуальної інформації, було запропоновано декілька операторів, що підкреслюють області зображення які володіють властивостями, характерними для рис обличчя. Такими, наприклад, як симетричність, близькість межі рис обличчя за формою до параболи. Результатом застосування таких операторів є набір точок на зображенні, що з високою вірогідністю відносяться до рис обличчя. Інший близький варіант розпізнавання – використання жорстких або таких, що деформуються шаблонів для виявлення рис обличчя (наприклад, око) [5].

Після того, як на зображенні виділені області, що мають властивості, характерні для людського обличчя, робиться їх комплексна перевірка для виявлення областей, що дійсно є обличчями. Суть цієї перевірки залежить від характеру використовуваних ознак, а також від обраної дослідниками стратегії. Наприклад, якщо ознаками виступають потенційні риси обличчя, виявлені за допомогою аналізу карти країв, то перевіркою буде аналіз їх взаємного розташування з метою визначення, чи можуть вони утворювати людське обличчя. Якщо використовується також розпізнавання за кольором, то може бути додана додаткова умова, що розглядатися як потенційні обличчя будуть тільки області близькі за кольором до відтінку шкіри, причому форма областей має бути еліптичною. Перевірка співвідношення виявлених ознак обличчя може бути заснована на: деякому емпіричному алгоритмі, статистиці взаємного розташування ознак, зібраній по зображеннях облич, моделюванні процесів, що відбуваються в людському мозку при розпізнаванні візуальних образів, застосуванні жорстких або таких, що деформуються шаблонів розташування рис обличчя і т. д. [6].

Друге сімейство методів підходить до проблеми з іншого боку, і, не намагаючись в явному виді формалізувати процеси, що відбуваються в людському мозку, прагнуть виявити закономірності і властивості зображення обличчя неявно, застосовуючи методи математичної статистики і машинного навчання. Методи цієї категорії спираються на інструментарій розпізнавання образів, розглядаючи завдання виявлення обличчя, як окремий випадок завдання розпізнавання. Зображенню (чи його фрагменту) ставиться у відповідність деяким чином обчислений вектор ознак, який використовується для класифікації зображень на два класи, – обличчя чи не обличчя. Найпоширеніший спосіб отримання вектору ознак це використання самого зображення: кожний піксель стає компонентом вектору, перетворюючи чорно-біле зображення  $n \times m$  на вектор простору  $R_{n \times m}$ . Недоліком такого підходу є надзвичайно висока розмірність простору ознак. Перевага полягає в тому, що використовуючи усе зображення цілком замість вчислених на його основі характеристик, з усієї процедури побудови класифікатора (включаючи виділення стійких ознак для розпізнавання) повністю виключається участь людини, що

потенційно знижує вірогідність помилки побудови неправильної моделі зображення обличчя внаслідок невірних рішень і помилок розробника [7].

Зазвичай пошук облич на зображеннях за допомогою методів, заснованих на побудові математичної моделі зображення обличчя, полягає в повному переборі усіх прямокутних фрагментів зображення всіляких розмірів і проведення перевірки кожного з фрагментів на наявність обличчя. Оскільки схема повного перебору має такі безумовні недоліки, як надмірність і велика обчислювальна складність, авторами застосовуються різні методи скорочення кількості даних фрагментів.

### 1.2.3 Переваги і недоліки методів першої і другої категорії

Основа методів першої категорії – емпірика, є одночасно їх сильною і слабкою стороною. Велика мінливість об'єкту розпізнавання, залежність виду обличчя на зображенні від умов зйомки і освітлення дозволяють без коливань віднести виявлення обличчя на зображенні до завдань високої складності. Застосування емпіричних правил дозволяє побудувати деяку модель зображення обличчя і звести завдання до виконання деякої кількості відносно простих перевірок. Проте, незважаючи на безумовно розумну посилку – спробувати використовувати і повторити вже успішно функціонуючий інструмент розпізнавання – людський зір, методи першої категорії ще далекі по ефективності від свого прообразу, оскільки дослідники, що вирішили обрати цей шлях, стикаються з рядом серйозних труднощів. По-перше, процеси, що відбуваються в мозку під час рішення задачі розпізнавання зображень вивчені далеко не повністю, і той набір емпіричних знань про людське обличчя, які доступні дослідникам на "свідомому рівні", далеко не вичерпує інструментарій, використовуваний мозком "підсвідомо". По-друге, важко ефективно перевести неформальний людський досвід і знання в набір формальних правил, оскільки занадто жорсткі рамки правил приведуть до того, що у ряді випадків обличчя не будуть виявлені, і навпроти, занадто загальні правила приведуть до великої кількості випадків помилкового виявлення.

Можна перерахувати наступні три проблеми, загальні для методів другої категорії.

*Залежність від орієнтації і масштабу обличчя.* Більшість класифікаторів не є інваріантними до повороту обличчя в площині зображення і зміни його розміру. Тому для успішного виявлення обличчя, відмінного за розміром або орієнтацією від обличчя в тренувальному наборі, потрібно додаткова обробка вхідного зображення (масштабування,

поворот). Проблему зміни масштабу вирішують, зазвичай, шляхом повного перебору усіх можливих прямокутних фрагментів зображення усіх можливих розмірів. Спроба ж розглядати ще і усі можливі кути повороту облич в площині зображення приведе до того, що час виконання і без того довгої процедури перебору фрагментів перевищить усі допустимі межі. Якщо говорити про поворот голови поза площиною зображення, то це є проблемою для багатьох методів обох категорій, оскільки при значному повороті обличчя на зображенні змінюється настільки сильно, що ознаки і правила (задані розробником або отримані неявно) розпізнавання фронтального зображення обличчя стають абсолютно непридатними).

*Неявний спосіб визначення ознак* для розпізнавання обличчя таїть в собі потенційну небезпеку: класифікатор, що має недостатньо репрезентативний набір зображень облич, теоретично може виділити вторинні або помилкові ознаки як важливі. Один з наслідків – потенційна залежність від освітлення, яке переважало в тренувальному наборі. У ряді випадків застосовується додаткова попередня обробка зображення для компенсації впливу освітлення.

*Висока обчислювальна складність.* По-перше, самі класифікатори часто включають велику кількість досить складних обчислень; по-друге, повний перебір усіх можливих прямокутних фрагментів зображення сам по собі займає велику кількість часу. Це ускладнює використання деяких методів в системах реального часу.

Порівнювати між собою якість розпізнавання методів різних категорій досить важко, оскільки в більшості випадків, спиратися можна тільки на дані випробувань, що надаються самими авторами, оскільки провести широкомасштабне дослідження по реалізації більшості відомих методів і порівняння їх між собою на єдиному наборі зображень не є можливим унаслідок неймовірної трудомісткості цього завдання.

На основі інформації, що надається авторами методів, також складно провести коректне порівняння, оскільки перевірка методів часто виробляється на різних наборах зображень, з різним формулюванням умов успішного і неуспішного виявлення. До того ж перевірка для багатьох методів першої категорії робилася на значно менших наборах зображень.

Помітна відмінність між першою і другою категорією описаних методів полягає ще і в тому, що емпіричні методи часто досить прості в реалізації (особливо відносно методів другої категорії), і надають можливість гнучкого налаштування під конкретне завдання шляхом модифікації інтуїтивно зрозумілих параметрів. Методи, що спираються на інструментарій розпізнавання образів, вимагають значних зусиль із формування тренувальних наборів зображень і навчання класифікатора. Вплив параметрів,

контролюючих класифікатор, на його поведінку часто далеко неочевидне. Проте трудомісткість створення працюючих прототипів методів другої категорії частково компенсується високими заявленими показниками якості розпізнавання на великих колекціях зображень [7].

Що стосується рекомендацій по вибору методу для вирішення завдання виявлення облич, то можна сказати, що вибирати відповідний метод, виходячи з цифрових показників якості розпізнавання навряд чи доцільно. Швидше, усе залежить від конкретного завдання і умов, в яких повинен функціонувати алгоритм, що розробляється. Побудова універсального методу, що забезпечує високий рівень розпізнавання за відсутності обмежень на початкові зображення, нині не здається можливою, проте для більшості конкретних завдань можна створити методи, що надають достатній рівень розпізнавання.

Як умови, що впливають на вибір методу вирішення задачі, можна перерахувати наступні:

- передбачувана різноманітність облич: обмежений набір людей, обмеження на можливий тип (раса, присутність рослинності на обличчі, окулярів і так далі), відсутність обмежень;
- орієнтація облич на зображенні: строго вертикальна (чи нахил під відомим кутом), в певних межах поблизу відомого кута нахилу або будь-яка;
- кольорове або чорно-біле зображення;
- масштаб облич, та якість зображення (зашумленість, міра стискування);
- передбачувана кількість облич, присутніх на зображенні: відома, приблизно відома, невідома;
- умови освітлення: фіксовані відомі, приблизно відомі або будь-які;
- фон: фіксований, контрастний однотонний, слабкоконтрастний зашумлений, невідомий;
- що важливіше – не пропустити жодне обличчя або мінімізувати кількість випадків помилкового виявлення.

### 1.3 Постановка задачі

Існуючі алгоритми погано справляються із завданнями розпізнавання слабо контрастних зображень, не здатні вирішувати завдання розпізнавання в реальному часі і не можуть гарантувати успішного розпізнавання, що перешкоджає їх поширенню.

Для вирішення завдання ідентифікації особи по зображенню обличчя був вибраний метод порівняння еластичних графів на основі вейвлетів Габора. Розклад Габора уперше був запропонований як інструмент аналізу текстур. Цей підхід мотивований уявленнями про психофізичну природу людського зору. Декомпозиція Габора є так званим "спрямованим мікроскопом" з набором орієнтацій і масштабом.

Фільтри Габора дають сильну реакцію в тих точках зображення, де є компоненти з локальними особливостями просторової частоти і орієнтації. Застосування фільтрів на основі вейвлетів Габора для обробки зображень включає згортку з численними ядрами вейвлетів з різною довжиною хвилі і орієнтацією. Фільтри Габора використовують парами, які часто називають квадратурними парами, один фільтр з цієї пари служить для визначення симетричних компонентів певного напрямку, а інший – антисиметричних. Цей метод має ряд переваг, серед яких, : точність, висока результативність, а так само можливість використання його для вирішення завдань розпізнавання емоцій людини.

Для виділення облич на зображенні в системі використовується алгоритм, розроблений Полом Віолою і Майклом Джонсом. Цей алгоритм називають алгоритмом Віола-Джонса. У бібліотеці OpenCV він носить назву "Класифікатор Хаара", оскільки використовує вейвлети Хаара.

Таким чином, є наступне завдання дипломної роботи: розробити метод розпізнавання облич, із застосуванням методу еластичних графів на основі вейвлетів Габора.

З вищесказаного сформулюємо наступні завдання дипломної роботи :

- вивчення алгоритмів розпізнавання облич;
- розробка ефективного методу розпізнавання облич;
- програмна реалізація розробленого методу;
- перевірка ефективності методу на різних тестових наборах;
- побудова концепції розвитку системи.

Схема роботи програмного засобу представлена на рисунку 1.4.

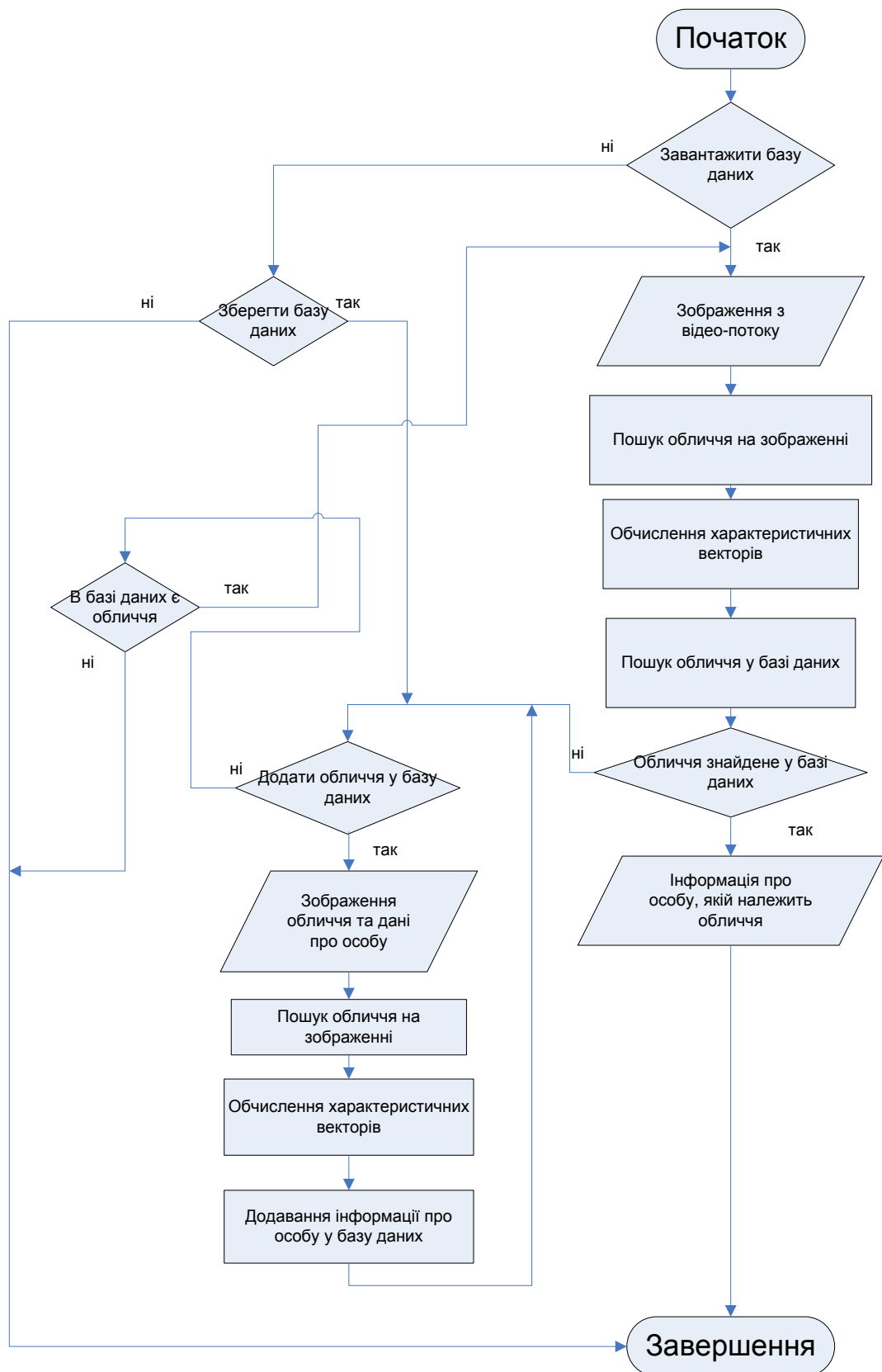


Рисунок 1.5 – Схема роботи програмного засобу



## 2 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, ЯКІ ЗАСТОСОВУЮТЬСЯ ПРИ ВИРІШЕННІ ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ

### 2.1 Вейвлет-перетворення

Вейвлетне перетворення сигналів є узагальненням спектрального аналізу, типовий представник якого – класичне перетворення Фур'є. Термін "вейвлет" в перекладі з англійського означає "маленька (коротка) хвиля". Вейвлети – це узагальнена назва сімейств математичних функцій певної форми, які локальні в часі і по частоті, і в яких усі функції отримуються з однієї базової за допомогою її зрушень і розтягувань по осі часу. Вейвлет-перетворення розглядають аналізовані тимчасові функції в термінах коливань, локалізованих за часом і частоті. Як правило, вейвлет-перетворення підрозділяють на дискретне і безперервне [8].

Дискретне вейвлет-перетворення використовується для перетворень і кодування сигналів, безперервне вейвлет-перетворення – для аналізу сигналів. Вейвлет-перетворення нині приймаються на озброєння для величезного числа різноманітних застосувань, нерідко замінюючи звичайне перетворення Фур'є. Це спостерігається в багатьох областях, включаючи молекулярну динаміку, квантову механіку, астрофізику, геофізику, оптику, комп'ютерну графіку і обробку зображень, аналіз ДНК, дослідження білків, дослідження клімату, загальну обробку сигналів і розпізнавання мови.

Вейвлетний аналіз є особливим типом лінійного перетворення сигналів і фізичних даних. Базис власних функцій, по якому проводиться вейвлетне розкладання сигналів, має багато специфічних властивостей і можливостей. Вейвлетні функції базису дозволяють сконцентрувати увагу на тих або інших локальних особливостях аналізованих процесів, які не можуть бути виявлені за допомогою традиційних перетворень Фур'є і Лапласа. До таких процесів в геофізиці відносяться поля різних фізичних параметрів природних середовищ. В першу чергу це стосується полів температури, тиску, профілів сейсмічних трас і інших фізичних величин.

Вейвлети мають вигляд коротких хвилевих пакетів з нульовим середнім значенням, локалізованих по осі аргументів (незалежних змінних), інваріантних до зрушення і лінійних до операції масштабування (стискування чи розтягування). По локалізації в тимчасовому і частотному вигляді вейвлети займають проміжне положення між гармонійними функціями, локалізованими по частоті, і функцією Дірака, локалізованою в часі.

Теорія вейвлетів не є фундаментальною фізичною теорією, але вона дає зручний і ефективний інструмент для вирішення багатьох практичних завдань. Основна сфера застосування вейвлетних перетворень – аналіз і обробка сигналів і функцій, нестационарних в часі або неоднорідних в просторі, коли результати аналізу повинні містити не лише частотну характеристику сигналу (розподіл енергії сигналу по частотних складових), але і відомості про локальні координати, на яких проявляють себе ті або інші групи частотних складових або на яких відбуваються швидкі зміни частотних складових сигналу. В порівнянні з розкладанням сигналів на ряди Фур'є вейвлети здатні з набагато вищою точністю представляти локальні особливості сигналів, аж до розривів 1-го роду (стрибків). На відміну від перетворень Фур'є, вейвлет-перетворення одновимірних сигналів забезпечує двовимірну розгортку, при цьому частота і координата розглядаються як незалежні змінні, що дає можливість аналізу сигналів відразу в двох просторах.

## 2.2 Історія вейвлет-перетворення

Історія спектрального аналізу починається з Бернуллі, Ейлера і Фур'є, який уперше побудував теорію розкладання функцій в тригонометричні ряди. Проте це розкладання довгий час застосовувалося як математичний прийом і не зв'язувалося з якими-небудь фізичними поняттями. Спектральні представлення застосовувалися і розвивалися порівняно вузьким колом фізиків-теоретиків. Проте, починаючи з 20-х років минулого століття, у зв'язку з бурхливим розвитком радіотехніки і акустики, спектральні розкладання набули фізичного сенсу і практичного застосування. Основним засобом аналізу реальних фізичних процесів став гармонійний аналіз, а математичною основою аналізу – перетворення Фур'є. Перетворення Фур'є розкладає довільний процес на елементарні гармонійні коливання з різними частотами, а усі необхідні властивості і формули виражаються за допомогою однієї базисної функції  $\exp(j\omega t)$  або двох дійсних функцій  $\sin(\omega t)$  і  $\cos(\omega t)$ . Гармонійні коливання мають широке поширення в природі, і тому сенс перетворення Фур'є інтуїтивно зрозумілий незалежно від математичної аналітики[8].

Перетворення Фур'є має ряд визначних властивостей. Областю визначення перетворення є простір  $L^2$  інтегрованих з квадратом функцій, і багато фізичних процесів в природі можна вважати функціями, що належать цьому простору. Для застосування

перетворення розроблені ефективні обчислювальні процедури типу швидкого перетворення Фур'є. Ці процедури входять до складу усіх пакетів прикладних математичних програм і реалізовані апаратно в процесорах обробки сигналів.

Було також встановлено, що функції можна розкласти не лише по синусах і косинусах, але і по інших ортогональних базисних системах, наприклад, поліномам Лежандра і Чебишева, функціям Лагера та Ермита. Проте практичне застосування вони отримали тільки в останні десятиліття ХХ століття завдяки розвитку обчислювальної техніки і методів синтезу цифрових лінійних систем обробки даних. Безпосередньо для цілей спектрального аналізу подібні ортогональні функції не знайшли широкого застосування із-за труднощів інтерпретації отримуваних результатів. З тих же причин не отримали розвитку в спектральному аналізі функції типу "прямокутної хвилі" Уолша, Радемахера, і ін.

Теоретичні дослідження базисних систем привели до створення теорії узагальненого спектрального аналізу, яка дозволила оцінити межі практичного застосування спектрального аналізу Фур'є, створила методи і критерії синтезу ортогональних базисних систем. Ілюстрацією цьому являється те, що активно розвивається з початку 80-х років минулого століття теорія базисних функцій типу вейвлет. Завдяки прозорості фізичної інтерпретації результатів аналізу, схожої з "частотним" підходом в перетворенні Фур'є, ортогональний базис вейвлетів став популярним і ефективним засобом аналізу сигналів і зображень в акустиці, сейсміці, медицині і інших галузях науки і техніки.

Вейвлет-аналіз є різновидом спектрального аналізу, в якому роль простих коливань грають функції особливого роду, звані вейвлетами. Базисна функція вейвлет – це деяке "коротке" коливання, але не тільки. Поняття частоти спектрального аналізу тут замінене масштабом, і, щоб перекрити "короткими хвилями" усю тимчасову вісь, введено зміщення

функцій в часі. Базис вейвлетів – це функції типу  $\Psi\left(\frac{(t-b)}{a}\right)$ , де  $b$  – зсув,  $a$  – масштаб.

Функція  $\Psi(t)$  повинна мати нульову площу і, ще краще, рівними нулю перший, другий і інші моменти. Фур'є-перетворення таких функцій дорівнює нулю при  $\omega = 0$  має вигляд смугового фільтру. При різних значеннях масштабного параметра  $a$  це буде набір смугових фільтрів. Сімейства вейвлетів в тимчасовій або частотній області використовуються для представлення сигналів і функцій у вигляді суперпозицій вейвлетів на різних масштабних рівнях декомпозиції (розкладання) сигналів.

Перша згадка про подібні функції (які вейвлетами не називалися) з'явилася в роботах Хаара ще на початку минулого століття. Вейвлет Хаара – це коротке прямокутне коливання на інтервалі  $[0,1]$ , показане на рисунку 2.1.

Проте він цікавий більше теоретично, оскільки не є функцією, що безперервно диференціюється, і має довгі "хвости" в частотній області.

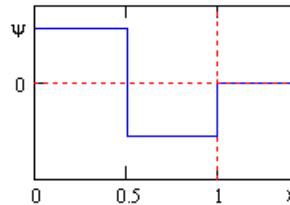


Рисунок 2.1 – Вейвлет Хаара

У 30-і роки фізик Пол Леви, досліджуючи броунівський рух, виявив, що базис Хаара краще, ніж базис Фур'є, підходить для вивчення деталей броунівського руху.

Сам термін "вейвлет", як поняття, ввели у своїй статті Дж. Морлет і А. Гроссман, опублікованій у 1984 р. Вони займалися дослідженнями сейсмічних сигналів за допомогою базису, який і назвали вейвлетом. Вагомий внесок в теорію вейвлетів внесли Гуппілауд, Гроссман і Морлет, що сформулювали основи безперервного вейвлет-перетворення, Інгрід Добеши, що розробила ортогональні вейвлети (1988), Наталі Делпрат, що створила часово-частотну інтерпретацію безперервного вейвлет-перетворення (1991), і багато інших. Математична формалізація в роботах Маллат і Мейєр привела до створення теоретичних основ вейвлет-аналізу, названого мультивирішуючим (кратномасштабним) аналізом.

Нині спеціальні пакети розширень по вейвлетам присутній в основних системах комп'ютерної математики (Matlab, Mathematica, Mathcad, та ін.), а вейвлет-перетворення і вейвлетний аналіз використовуються в багатьох галузях науки і техніки для найрізноманітніших завдань. Багато дослідників називають вейвлет-аналіз "математичним мікроскопом" для точного вивчення внутрішнього складу і структур неоднорідних сигналів і функцій.

Не слід розглядати вейвлет-методи обробки і аналізу сигналів як нову універсальну технологію рішення будь-яких завдань. Можливості вейвлетів ще не розкриті повністю, проте це не означає, що їх розвиток приведе до повної заміни традиційних засобів обробки і аналізу інформації, добре відпрацьованих і перевірених часом. Вейвлети дозволяють розширити інструментальну базу інформаційних технологій обробки даних.

## 2.3 Вейвлети Габора

У теперішній час методи, засновані на вейвлетах Габора привертають все більше уваги дослідників зображень, що займаються розпізнаванням. Одним з пояснень цього явища є результати досліджень біологів, що показали схожість двовимірних ядер Габора з формою рецепторного поля зорових клітин кори головного мозку ссавців [9]. Крім того, вже накопичений досить великий позитивний досвід використання фільтрів Габора в завданнях, пов'язаних з розпізнаванням людини по зображенню обличчя.

Фільтри Габора дають сильну реакцію в тих точках зображення, де є компоненти з локальними особливостями просторової частоти і орієнтації. Застосування фільтрів на основі вейвлетів Габора для обробки зображень включає згортку з численними ядрами вейвлетів з різною довжиною хвилі і орієнтацією. Фільтри Габора використовують парами, які часто називають квадратурними парами, один фільтр з цієї пари служить для визначення симетричних компонентів певного напрямку, а інший – антисиметричних.

Вейвлет-перетворення – це згортка початкового зображення з деякою функцією  $\Psi$  – вейвлетом. Двовимірний вейвлет Габора  $\Psi_k(x)$  це:

$$\Psi_k(x) = \left( \frac{\|k\|^2}{\sigma^2} \right) \cdot \exp\left( \frac{-\|k\|^2 \cdot \|x\|^2}{2\sigma^2} \right) \cdot \left( \exp(ikx) - \exp\left( \frac{-\sigma^2}{2} \right) \right),$$

де  $k = (\omega \cos \theta, \omega \sin \theta)$ ;

$i$  – уявна одиниця;

$x \in \mathbb{R}^2$ .

Зазвичай розглядають дійсну (парну) компоненту  $R_k(x) = \text{Re}(\Psi_k(x))$  (рис. 2.2) і уявну (непарну) компоненту  $S_k(x) = \text{Im}(\Psi_k(x))$  (рис. 2.3) вейвлету Габора [10].

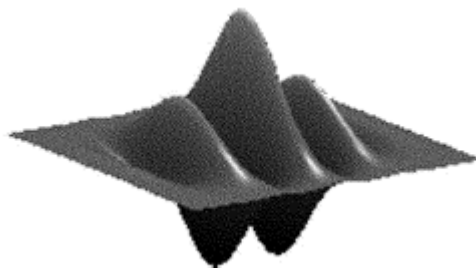


Рисунок 2.2 – Дійсна компонента вейвлету Габора

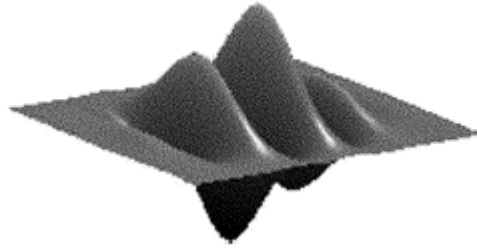


Рисунок 2.3 – Уявна компонента вейвлету Габора

Вейвлет-перетворення  $T_k(x, y)$  функції (зображення)  $I(x, y)$  представляється у вигляді:

$$T_k(x, y) = \iint I(u, v) \Psi_k(x - u, y - v) du dv.$$

Для розпізнавання облич пропонується використовувати метод парного вейвлет-перетворення Габора для розпізнавання облич. Розглянемо функцію  $R_k(x, y)$  при різних значеннях  $k(\omega, \theta)$  (рис. 2.4) і зображення обличчя  $I(x, y)$  (рис. 2.5). Для кожного значення  $k(\omega, \theta)$  обчислимо  $T_k(x, y)$ .

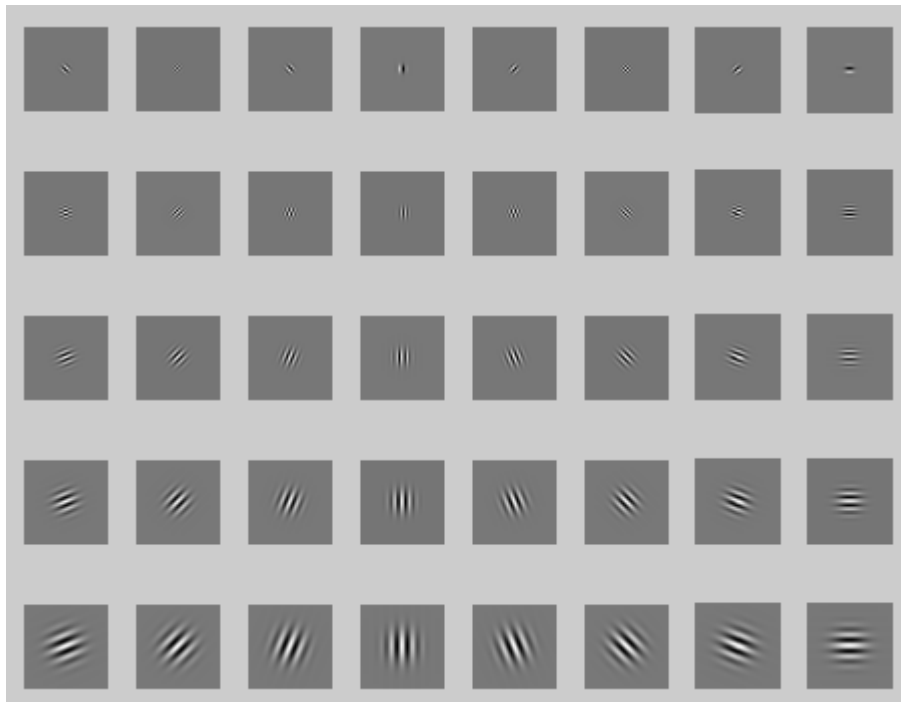


Рисунок 2.4 – Парне вейвлет-перетворення Габора



Рисунок 2.5 – Приклад вхідного зображення

За допомогою отриманого сімейства зображень  $T_k(x, y)$  можна знайти на обличчі характеристичні точки. Точку  $(x_0, y_0)$  будемо називати характеристичною, якщо:

$$T_k(x_0, y_0) = \max_{(x,y) \in P} (T_k(x, y)), \quad (2.1)$$

$$T_k(x_0, y_0) > \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H T_k(x, y), \quad k = 1, \dots, 40, \quad (2.2)$$

де  $P$  – прямокутне вікно з центром в точці  $(x_0, y_0)$ ;

$W$  – ширина зображення;

$H$  – висота зображення.

Рівняння (2.1) говорить про те, що значення  $T_k(x_0, y_0)$  максимальне в  $P$ -околі  $(x_0, y_0)$ . Рівняння (2.2) – про те, що цей максимум не локальний. Тут важливий розмір вікна  $P$ . Якщо розглянути отримані характерні точки на початковому зображенні  $I(x, y)$ , то вони сконцентровані біля очей, носа, рота і так далі (рис. 2.6).



Рисунок 2.6 – Початкове зображення зі знайденими на ньому характеристичними точками

Для кожної характеристичної точки  $(x_k, y_k)$  кожного зображення  $i$  визначимо характеристичні вектори (вектори рис обличчя)  $v_{i,k} = (x_k, y_k, T_{i,j}(x_k, y_k), j = 1, \dots, 40)$ .

Такий вектор складається з координат особливої точки і 40 вейвлет-коефіцієнтів, що відповідають цій точці. За допомогою характерних векторів  $v_{i,k}$  і  $v_{j,t}$  визначимо міру схожості зображень  $i$  і  $j$ .

$$S_{k,r}(i, j) = \frac{\sum_{m=3}^{42} |v_{i,k}(m)| \cdot |v_{j,r}(m)|}{\sqrt{\sum_{m=3}^{42} |v_{i,k}(m)|^2 \sum_{l=3}^{42} |v_{j,r}(m)|^2}},$$

де  $v_{i,k}(m)$  –  $m$ -та компонента вектору  $v_{i,k}$ .

Нехай дана база даних облич і обличчя  $X$ , яке треба розпізнати. Алгоритм розпізнавання наступний: для кожного характерного вектору  $v_{x,k}$  та обличчя  $i$  з бази даних створимо множину  $N_i^k (k = 1, \dots, 40)$ , що складається з векторів  $v_{i,r}$  з наступними властивостями:

$$\sqrt{(x_k - x_r)^2 + (y_k - y_r)^2} < C_1,$$

де  $C_1$  – радіус кола що приблизно містить область очей, носа і так далі.

$$S_{k,r}(i, X) > C_2,$$

де  $C_2$  - стандартне відхилення функції  $S_{k,r}(i, X)$  по усім  $i$  з бази даних.

В усіх не порожніх множинах

$$S_i^k = \max_{r \in N_i^k} (S_{k,r}(i, X)).$$

Тоді міру схожості зображень  $i$  і  $X$  можна характеризувати величиною  $S_i = E(S_i^k)$  – середнім значенням  $S_i^k$  по усім  $k$ .

У цьому алгоритмі слід зазначити наступні моменти:



- вибір константи  $C_1$  виходить з умов зйомки зображень, розміру зображення в пікселях і так далі,  $C_1$  підбирається емпірично;
- для двох різних зображень, навіть однієї людини, кількості характеристичних векторів можуть бути різними.

## 2.4 Класифікатор Хаара

У бібліотеці комп'ютерного зору з відкритим програмним кодом OpenCV для локалізації облич на зображенні використовується алгоритм, складений Полом Віолою і Майклом Джонсом. Цей алгоритм називають алгоритмом Виола-Джонса. Пізніше, він був модифікований Райнером Лейнартом і Йоханом Майдтом. У бібліотеці OpenCV він носить назву "Класифікатор Хаара" оскільки в основі його лежать вейвлети Хаара.

Перше дискретне вейвлет-перетворення було запропоноване угорським математиком Альфредом Хааром. Для вхідного сигналу, представленого масивом  $2^n$  чисел, вейвлет-перетворення Хаара просто групує елементи по 2 і утворює від них суми і різниці. Угрупування сум проводиться рекурсивно для утворення наступного рівня розкладання. У результаті виходить  $2^n - 1$  різниця і 1 загальна сума.

Це просте дискретне вейвлет-перетворення ілюструє загальні корисні властивості вейвлетів. По-перше, перетворення можна виконати за  $n \lg 2(n)$  операцій. По-друге, воно не лише розкладає сигнал на деяку подібність частотних смуг (шляхом аналізу його в різних масштабах), але і представляє часову область, тобто моменти виникнення тих або інших частот в сигналі. Разом ці властивості характеризують швидке вейвлет-перетворення – можливу альтернативу звичайному швидкому перетворенню Фур'є. При прийнятті умови випадковості сигналу  $X$  спектральну щільність його амплітуд  $Y$  обчислюють на основі алгоритму Йетса:  $\text{matrix}Y = \text{matrix}(\pm X)$ , вірно і зворотне  $\text{matrix}X = \text{matrix}(\pm Y)$ .

Найпоширеніший набір дискретних вейвлет-перетворень був сформульований бельгійським математиком Інгрід Добеші в 1988 році. Він заснований на використанні рекурентних співвідношень для обчислення усе більш точних вибірок неявно заданої функції материнського вейвлету з подвоєнням виміру при переході до наступного рівня (масштабу). У своїй основоположній роботі Добеші виводить сімейство вейвлетів, перший

з яких являється вейвлетом Хаара. Відтоді інтерес до цієї області швидко зріс, що привело до створення численних нащадків початкового сімейства вейвлетів Добеші.

Інші форми дискретного вейвлет-перетворення включають непроріджене вейвлет-перетворення (де не виконується проріджування сигналів), перетворення Ньюленда (де ортонормований базис вейвлетів виводиться із спеціальним чином побудованих фільтрів типу "top-hat" в частотній області). Інша форма дискретного вейвлет-перетворення – комплексне вейвлет-перетворення.

У дискретного вейвлет-перетворення багато застосувань в природних науках, інженерній справі, математиці (включаючи прикладну).

## 2.5 Нормалізація

Нормалізація може бути двох видів: технічна і алгоритмічна. Технічна нормалізація припускає компенсацію перетворень за рахунок технічних можливостей перетворення положення платформи з системою введення зображення – поворот, зміщення, за рахунок оптичних можливостей – компенсацію перетворень масштабу. Алгоритмічна нормалізація припускає вирішення задачі нормалізації зображення за допомогою математичних методів. Можливості алгоритмічної нормалізації ширше за можливості технічною, оскільки, окрім нормалізації поворотів, зміщень, масштабів, вона дозволяє компенсувати косе зрушення, дзеркальні відображення, проектні перетворення, перетворення перспективи.

На сьогодні існують різні алгоритми нормалізації зображень, що відрізняються один від одного швидкістю, можливостями, завадостійкістю.

Найбільшого поширення набули наступні методи нормалізації:

- – послідовна нормалізація повної афінної групи і підгруп;
- – паралельна нормалізація повної афінної групи;
- – метод перерізів;
- – кореляційні методи нормалізації.

Метод послідовної нормалізації є багатокроковим методом, тобто на кожному кроці знаходяться параметри одного з базових перетворень. Після того, як усі параметри знайдені, відбувається компенсація перетворень. Для обчислення параметрів перетворень використовуються центральні моменти  $\mu_{0,0}(B)$ ,  $\mu_{0,1}(B)$ ,  $\mu_{1,0}(B)$ , де

$$\mu_{ij}(B) = \iint_D B(x, y) x^i y^j dx dy,$$

де  $D$  – область поля зору,

$B(x, y)$  – функція розподілу яскравості зображення,  $i=0,1,\dots, j=0,1,\dots$

Після обчислення моментів відбувається компенсація зміщень, потім по центрованому зображенню знаходяться центральні моменти другого порядку і визначаються параметри повороту і масштабу. Алгоритм послідовної нормалізації дозволяє компенсувати також перетворення косою зрушення, дзеркального відображення і перспективи.

Перевагою методу є висока точність визначення параметрів перетворень, а недоліком – великий об'єм обчислень і низька швидкість роботи.

Алгоритм паралельної нормалізації складається з наступних кроків. На першому етапі знаходяться центральні моменти за наступними формулами:

$$\mu_{00}(B) = \iint_D B(x, y) dx dy, \quad \hat{\mu}_{10}(B) = \iint_D B(x, y) x dx dy / \iint_D B(x, y) dx dy,$$

$$\hat{\mu}_{01}(B) = \iint_D B(x, y) y dx dy / \iint_D B(x, y) dx dy,$$

$$\hat{\mu}_{20}(B) = \iint_D B(x, y) x^2 dx dy / \iint_D B(x, y) dx dy,$$

$$\hat{\mu}_{11}(B) = \iint_D B(x, y) xy dx dy / \iint_D B(x, y) dx dy,$$

$$\hat{\mu}_{02}(B) = \iint_D B(x, y) y^2 dx dy / \iint_D B(x, y) dx dy,$$

де  $B(x, y)$  – функція яскравості зображення.

Використовуючи ці центральні моменти, обчислюємо:

$$A_1 = \hat{\mu}_{20}(B) - \hat{\mu}_{10}^2(B); \quad A_2 = \hat{\mu}_{02}(B) - \hat{\mu}_{01}^2(B); \quad A_3 = \hat{\mu}_{11}(B) - \hat{\mu}_{10}(B)\hat{\mu}_{01}(B).$$

Обчислюємо кут повороту зображення за формулою:

$$\varphi = \frac{1}{2} \arctg \frac{2A_3}{A_1 - A_2}.$$

Знаходимо

$$A_4 = \cos^2 \varphi_1 A_1 + 2 \cos \varphi_1 \sin \varphi_1 A_3 + \sin^2 \varphi_1 A_2,$$

$$A_5 = \sin^2 \varphi_1 A_1 + 2 \cos \varphi_1 \sin \varphi_1 A_3 + \cos^2 \varphi_1 A_2.$$

Визначаємо

$$q = \left( \frac{A_5}{A_4} \right)^{1/4}.$$

Знаходимо добуток матриць  $R = R_3 R_2 R_1$ , де

$$R_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \hat{\mu}_{10}(B) \\ 0 & 1 & \hat{\mu}_{01}(B) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, R_2 = \begin{pmatrix} \cos \varphi_1 & \sin \varphi_1 & 0 \\ -\sin \varphi_1 & \cos \varphi_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$R_3 = \begin{pmatrix} q^{-1} \sqrt{\mu_{00}(B)} & 0 & 0 \\ 0 & q \sqrt{\mu_{00}(B)} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Застосування матриці  $R$  до точок спотвореного зображення дозволяє отримати нормалізоване.

Існує модифікація цього алгоритму, що має кращі якісні характеристики в порівнянні з описаним алгоритмом.

Такий підхід дозволяє виконувати процедуру нормалізації значно швидше в порівнянні з послідовним алгоритмом.

Метод перерізів заснований на розв'язанні рівняння:

$$A \lambda^j = \lambda_0^j,$$

$$\text{де } \lambda^j = \mu^j(B) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mu^i(B_0), \lambda_0^j = \mu^j(B_0) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mu^i(B_0); j=1, \dots, m.$$

Мається на увазі, що зображення  $B$  півтонове, тобто функція розподілу яскравості  $B(x, y)$  приймає  $m+1$  дискретне значення  $0, b_1, \dots, b_m$ . Метод перерізів полягає в аналізі зображень і розподілі точок растру по діапазонах і заміні конкретного значення яскравості на 1, якщо точка потрапляє у встановлений діапазон.

Для розв'язання приведеної вище системи застосовується метод найменших квадратів, і вирішуючи цю систему, можна знайти матрицю  $A$ , а потім і параметри перетворення. Істотний недолік методу полягає в тому, що залежно від кількості діапазонів яскравості, по яких розподіляються точки зображення, може мінятися точність визначення параметрів спотворень. Для зображень типу "силует" він непридатний взагалі. Недостатньо ефективно метод працює і з кольоровими зображеннями, але водночас має високу швидкість знаходження параметрів перетворень.

Для знаходження параметрів перетворення, що зв'яже еталонне і вхідне зображення, застосовуються також кореляційні алгоритми. Параметри шуканого перетворення  $g \in G$  визначаються шляхом максимізації міри схожості вхідного і еталонного зображень. Далі вирішується завдання максимізації кореляційної функції. З аналізу можливостей кореляційних процедур нормалізації виходить їх велика трудомісткість при знаходженні параметрів перетворень, тому вони застосовуються тільки для простих плоско-паралельних перенесень.

На практиці розпізнавання за допомогою нормалізації отримує усе більше поширення. Порівняльний аналіз методів розпізнавання дозволяє зробити висновок про те, що розпізнавання за допомогою нормалізації – найбільш перспективний підхід.

Алгоритми послідовної і паралельної нормалізації найбільш придатні для застосування в системах технічного зору, але оскільки алгоритм паралельної нормалізації швидший, – використовуватимемо саме його. Проте, безпосереднє використання алгоритмів нормалізації, найважливіші з яких описані вище, викликають значні труднощі. Для використання цих алгоритмів потрібно кінцевий час, при цьому вони ніяк не враховують часовий чинник. Це призводить до того, що ці алгоритми не в змозі оперативно відстежувати зміни, що відбуваються в полі зору і здійснювати коригування параметрів системи.

## 3 АЛГОРИТМ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ

### 3.1 Вибір і обґрунтування середовища розробки

Середовищем для створення програмного продукту було обрано Microsoft Visual Studio 2010. Воно є найпотужнішим засобом розробки надійних багаторівневих програм для Windows, інтернету, мобільних пристроїв та додатків Microsoft Office. Розробка програми проводилася із допомогою мови програмування високого рівня Visual C#. Використовувалася бібліотека комп'ютерного зору з відкритим кодом OpenCV.

Ця бібліотека містить більше 500 функцій, оптимізованих для виконання в реальному часі. До першої версії розробкою займалася російська команда Intel в Нижньому Новгороді. Бібліотека містить алгоритми для обробки, реконструкції і очищення зображень, розпізнавання образів, захоплення відео, стеження за об'єктами, калібрування камер та ін.

Спочатку перед OpenCV ставилися наступні цілі:

- дослідження машинного зору, розробка і оптимізація коду;
- поширення інформації про машинний зір, розробка загальної інфраструктури на якій могли б ґрунтуватися розробники;
- програми мають бути переносимими, оптимізованими, код яких не обов'язково має бути відкритим. Додатки також можуть створюватися в комерційних цілях.

Для завантаження доступні версії для Windows, Mac, Linux. Підтримується безліч мов, включаючи C/C++, Python, Java, C#.

OpenCV складається з декількох модулів:

а) CXCORE – ядро, містить:

- 1) базові структури;
- 2) матричну алгебру;
- 3) алгоритми роботи з пам'яттю;
- 4) алгоритми перетворення типів;
- 5) алгоритми для обробки помилок;
- 6) функції для запису/читання XML файлів;
- 7) функції для роботи з 2D графіками.

б) CV – модуль обробки зображень, робота з комп'ютерним зором містить:

- 1) функції для роботи із зображеннями (перетворення, фільтрація і так далі);
- 2) функції для аналізу зображень (пошук контурів, гістограми і так далі);

- 3) алгоритми аналізу рухів, стеження за об'єктами;
- 4) алгоритми розпізнавання об'єктів (облич, предметів);
- 5) алгоритми для калібрування камер.

в) ML – навчання машин:

- 1) функції для класифікації і аналізу даних.

г) HighGUI – модуль для створення призначеного для користувача інтерфейсу, відповідає за:

- 1) створення вікон;
- 2) виведення зображень;
- 3) захоплення відео з файлів і камер;
- 4) читання/запис зображень.

д) CVAUX – застарілі функції:

- 1) просторовий зір;
- 2) знаходження і опис рис обличчя;
- 3) пошук стерео відповідностей;
- 4) опис текстур.

Підтримувані компілятори:

- Windows: Microsoft Visual C++, Borland C++, Intel Compiler, MinGW
- Linux: GCC, Intel Compiler
- Mac: Intel Compiler, Carbon та ін. [11].

У розробленій системі комп'ютерного зору бібліотека OpenCV застосовується для вирішення задачі пошуку обличчя на зображенні, що дозволяє застосовувати метод вейвлетів Габора не до усього зображення повністю, а тільки до знайденої області, яка містить обличчя. Таке рішення дозволяє уникнути ускладнень при обробці даних і допомагає прискорити процес розпізнавання. Реалізований в бібліотеці алгоритм "Класифікатор Хаара" показує стабільну роботу з мінімумом неточностей, а так само високу швидкодію.

### 3.2 Алгоритм програми

Поставлена задача може бути підрозділена на наступний ряд підзадач:

- створення бази даних облич на основі фотографій, що додаються користувачем, та інформації про осіб на цих фотографіях;

- пошук обличчя на вхідному зображенні шляхом реалізації "Класифікатора Хаара";
- побудова еластичного графа з характеристичних точок, отриманих після застосування парного вейвлет-перетворення Габора до вхідного зображення;
- пошук в базі даних найбільш схожого обличчя;
- якщо різниця між еластичними графами вхідного обличчя та обличчя з бази даних не перевищує заданий поріг, виведення інформації про знайдене обличчя на екран;
- якщо різниця перевищила поріг, користувачеві пропонується можливість додати це обличчя в базу даних, заповнивши форму з даними про особу.

### 3.3 Архітектура програмного продукту

Головними структурними компонентами програмного засобу є класи `ElastGraph`, `GaborWavelet` і `CharacteristicPoint`. Клас `CharacteristicPoint` представляє знайдену на зображенні характеристичну точку. Екземпляр такого класу містить в собі інформацію про розташування цієї точки в полі "position" типу `Point`. У класі `CharacteristicPoint` міститься також інформація про вейвлет-коефіцієнти усіх сорока перетворень Габора. Цей клас містить статичний метод "Compare", який дозволяє, за допомогою спеціальної метрики, обчислити відстань між характеристичними точками.

Клас `ElastGraph` представляє еластичний граф конкретного обличчя на зображенні, він містить масив характеристичних точок, дані про особу, якій належить це обличчя. Цей клас дозволяє сереалізувати і десереалізувати дані про особу та обличчя. Статичний метод "Compare" дозволяє обчислити різницю між еластичними графами різних облич.

Клас "GaborWavelet" дозволяє обчислювати значення усіх сорока вейвлет-перетворень Габора, застосованих до зображення. Крім того, в цьому класі є методи, які дозволяють знайти характеристичні точки, а так само обчислити значення вейвлет-перетворення в них. Усі коефіцієнти, які використовуються при обчисленні значення перетворення Габора, обчислюються в конструкторі об'єкту класу, що значно підвищує швидкодію основної функції класу "BuildGaborWavelett".

Клас "Complex" є реалізацією об'єкту комплексного числа. В ньому представлені основні функції для роботи з комплексними числами: обчислення модуля; виділення дійсної і уявної частини; операції складання, віднімання, множення, ділення; оператори



порівняння на рівність і нерівність. Комплексні числа відіграють важливу роль в обчисленні коефіцієнтів вейвлет-перетворення Габора.

Діаграми класів `ElastGraph`, `GaborWavelet`, `CharacteristicPoint`, `Complex` зображені на рисунку 3.1.

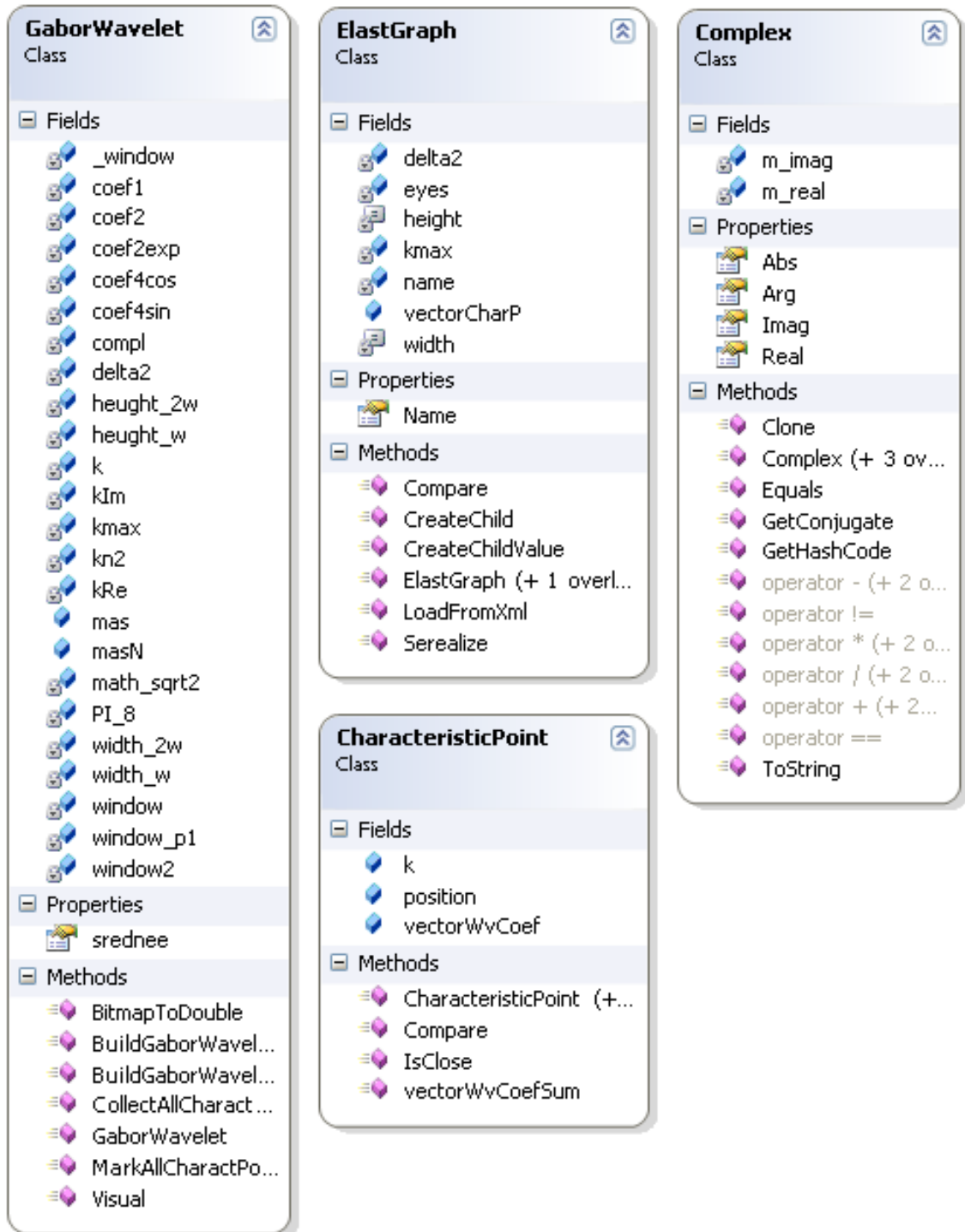


Рисунок 3.1 – Діаграми класів `ElastGraph`, `GaborWavelet`, `CharacteristicPoint`, `Complex`

### 3.4 Інструкція користувача

Запустіть файл DPYakovlev.exe. За допомогою пункту меню «База» ⇒ «Внести зображення» завантажте декілька зображень облич, внесіть інформацію про особу, якій належить обличчя на зображенні. Отриману базу даних можна зберегти скориставшись командою меню «База» ⇒ «Зберегти». При повторному запуску програми, збережену базу даних можна буде завантажити. Для того, щоб розпізнати обличчя на зображенні, треба скористатися командою меню «Зображення» ⇒ «Завантажити», а потім «Зображення» ⇒ «Розпізнати».

Скориставшись пунктом меню «Допомога» ⇒ «Користувачеві», можна ознайомитися з керівництвом по використанню програмного засобу.

На рисунку 3.2 представлено головне вікно програми.

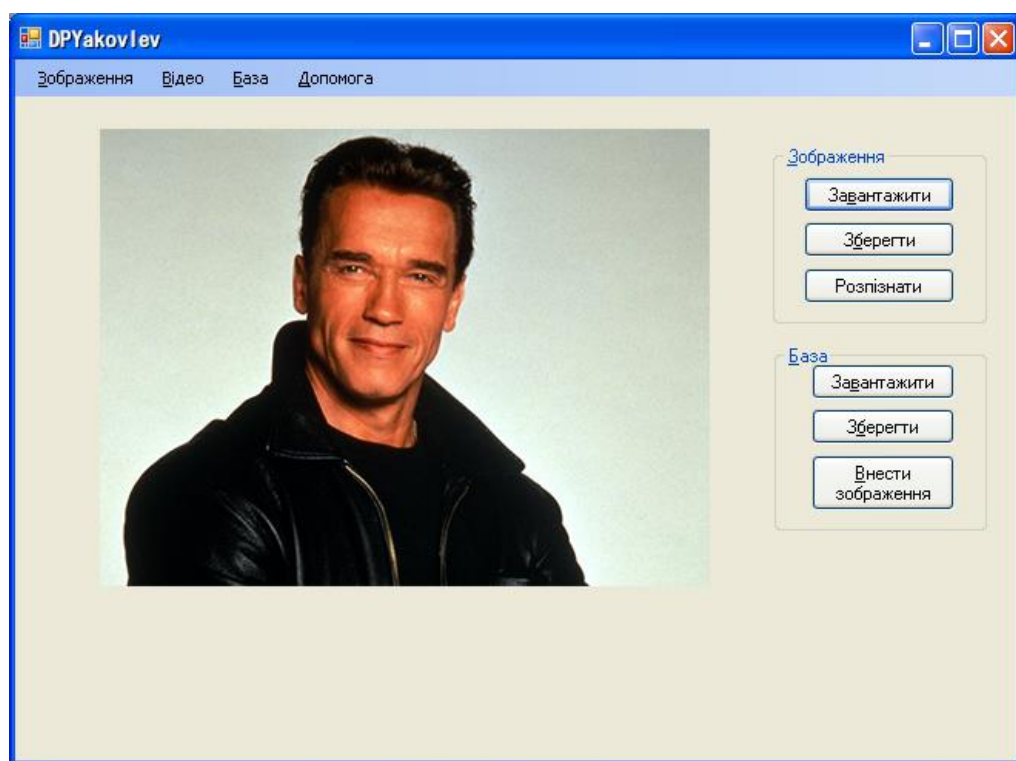


Рисунок 3.2 – Головне вікно програми

Приклад бази даних облич а також приклад розпізнавання обличчя можна бачити на рисунках 3.3 і 3.4 відповідно.

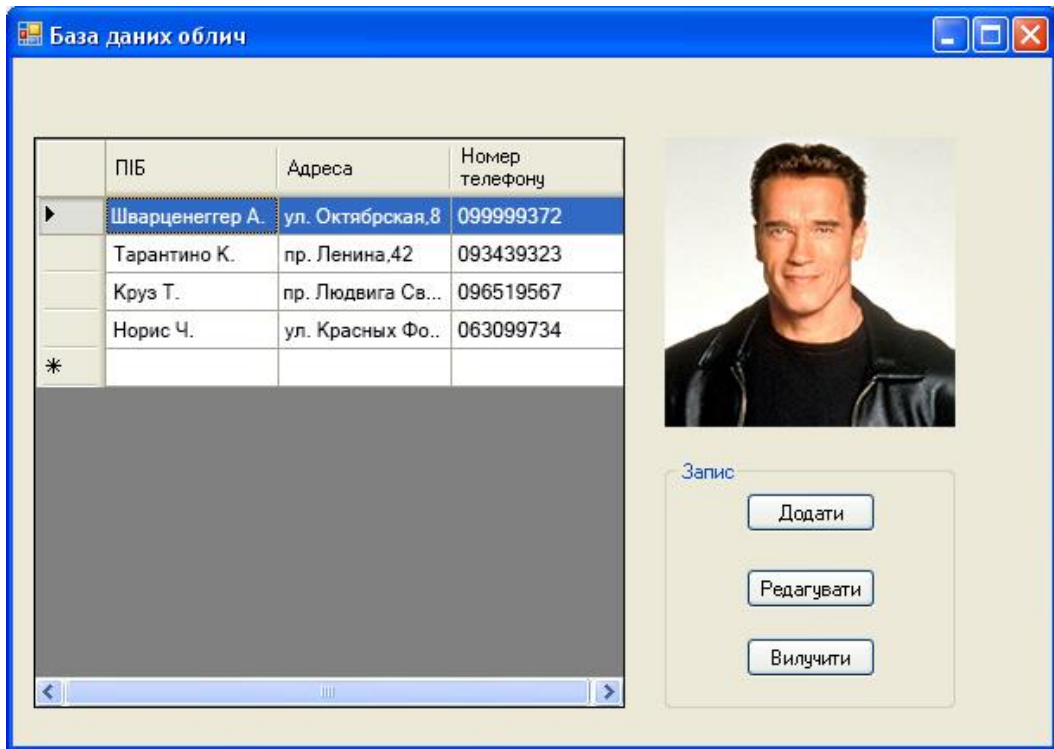


Рисунок 3.3 – Приклад бази даних облич

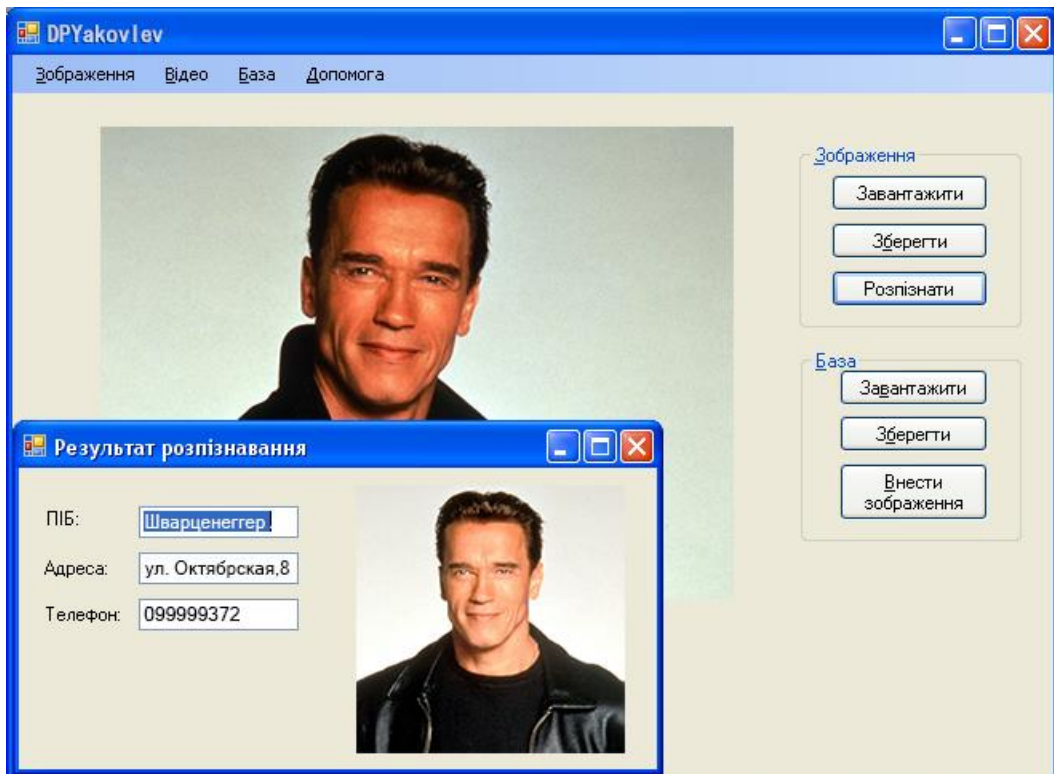


Рисунок 3.4 – Приклад розпізнавання обличчя

### 3.5 Результати роботи програми

Як тестовий набір використовувалася база даних фронтальних зображень облич, узятя з електронного ресурсу <http://vision.caltech.edu>. Вона містить чотириста п'ятдесят зображень облич розміром 892x592 пікселів у форматі Jpeg. У ній знаходиться близько двадцяти семи фотографій кожної людини з різним освітленням, виразом обличчя, фоном і таке інше.

Відсоток коректно розпізнаних реалізованою системою облич (при рівномірному освітленні обличчя розсіяним світлом, освітленості не менше 250 люкс, розміри обличчя не менше однієї третини висоти кадру, відхиленні обличчя від напрямку на камеру не більше 15 градусів) склав 95,5%.

Залежність відсотка коректно розпізнаних зображень залежно від освітленості представлена в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Залежність ефективності роботи алгоритму від освітленості зображення.

Освітленість, люкс	Розпізнавання, %
менше 100	31,4
100-200	59,1
200-250	81,4
більше 250	94,3

Діаграму залежності ефективності розпізнавання від освітленості можна бачити на рисунку 3.5.



Рисунок 3.5 – Діаграма залежності розпізнавання від освітленості

Залежність відсотка коректно розпізнаних зображень від кута відхилення обличчя від напрямку на камеру представлена в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Залежності розпізнавання від кута відхилення обличчя від напрямку на камеру

Кут, °	Розпізнавання, %
більше 45	41,6
30-45	53,1
15-30	82,7
менше 15	94,4

Діаграму залежності розпізнавання від кута відхилення обличчя від напрямку на камеру можна бачити на рисунку 3.6.

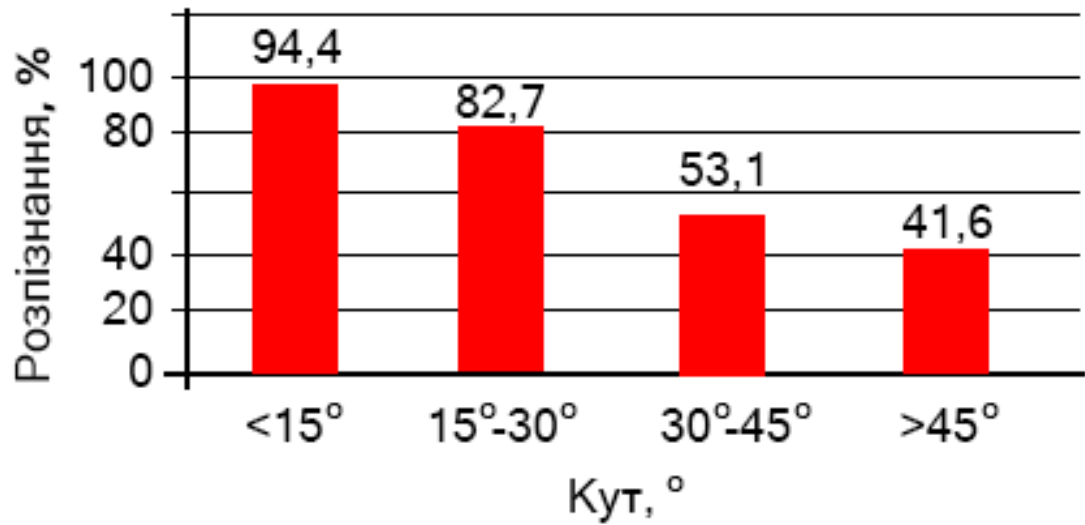


Рисунок 3.6 – Діаграма залежності розпізнавання від кута відхилення обличчя від напрямку на камеру

Залежність ефективності розпізнавання від кількості шуму з рівномірним законом розподілу представлена в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Залежності розпізнавання від кількості шуму з рівномірним законом розподілу

Шум, %	Розпізнавання, %
більше 10	49
5-10	61,3
2-5	77,5
1-2	81,8
менше 1	94,4

Діаграму залежності розпізнавання від кількості шуму з рівномірним законом розподілу можна бачити на рисунку 3.7.

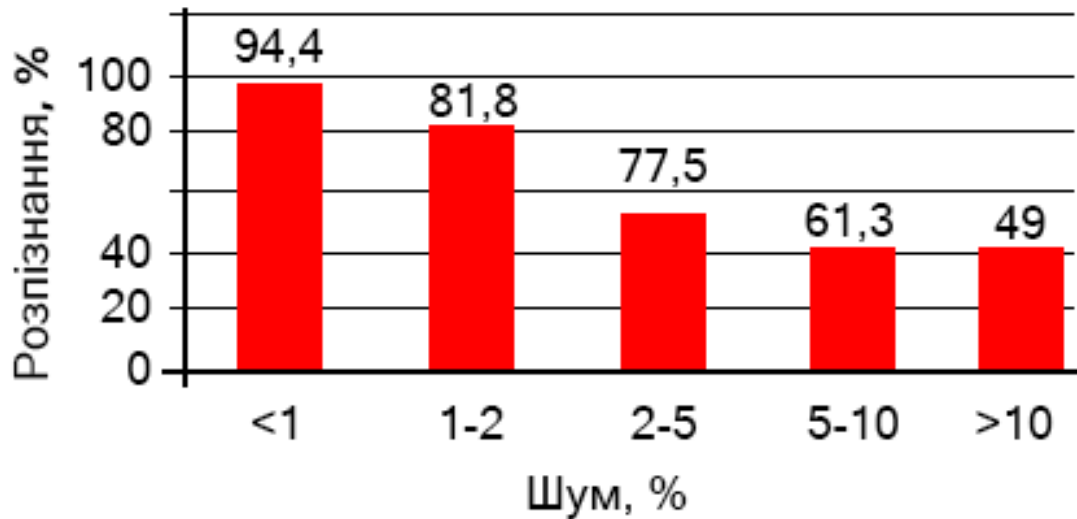


Рисунок 3.7 – Діаграма залежності розпізнавання від кількості шуму з рівномірним законом розподілу

Залежність розпізнавання від кількості шуму з нормальним розподілом представлена в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Залежність розпізнавання від кількості шуму з нормальним законом розподілу

Шум, %	Розпізнавання, %
більше 10	21,6
5-10	32,2
2-5	53,1
0,0,5-2	60,6
менше 0,5	94,4

Діаграму залежності розпізнавання від кількості шуму з нормальним законом розподілу можна бачити на рисунку 3.8.

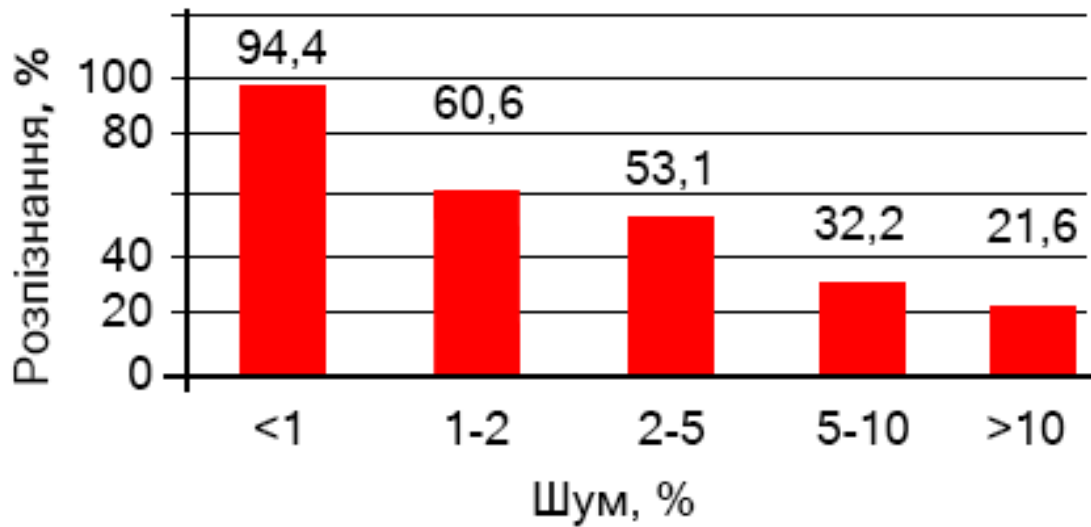


Рисунок 3.8 – Діаграма залежності розпізнавання від кількості шуму з нормальним законом розподілу

Для того, щоб система давала ефективні результати потрібне дотримання наступних умов :

- для нормальної роботи системи потрібні зображення з мінімальним розміром обличчя 160x160 пікселів;
- рівномірне освітлення обличчя розсіяним світлом;
- достатня чіткість і контрастність зображення облич в базі даних;
- відсутність заднього засвічення і сонячних променів;
- підвищення імовірності розпізнавання досягається, за інших рівних умов, збільшенням кількості зображень, занесених в базу, одного й того ж самого обличчя в різних ракурсах.



## 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

### 4.1 Аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих чинників проєктованого об'єкту, що мають вплив на персонал

У даному дипломному проєкті розробляється програмне забезпечення.

Розроблене програмне забезпечення орієнтоване на роботу з персональним комп'ютером. Експлуатовані для вирішення внутрішньовиробничих завдань ПЕОМ типу IBM PC мають наступні характеристики:

споживана потужність	220 Вт;
робоча напруга	220 В;
напруга джерел живлення	+12 В; - 12 В; +5 В;
робоча частота	50 Гц.

Виходячи з приведених характеристик, вочевидь, що для людини існує небезпека поразки електричним струмом, унаслідок недбалого поводження з комп'ютером і порушення правил експлуатації, залишення частин ПЕОМ, що знаходяться під напругою, відкритими або знятих для ремонту вузлів.

Відповідно до [18] до легкої фізичної роботи відносяться всі види діяльності, виконувані сидячи і ті, що не потребують фізичної напруги. Робота користувача ПК відноситься до категорії 1а.

При роботі на ПЕОМ користувач піддається ряду потенційних небезпек. Унаслідок недотримання правил техніки безпеки при роботі з машиною(невиконання огляду відкритих частин ПЕОМ, що знаходяться під напругою або знятих для ремонту вузлів) для користувача існує небезпека поразки електричним струмом.

Джерелами підвищеної небезпеки можуть служити наступні елементи:

- розподільний щит;
- джерела живлення;
- блоки ПЕОМ і друку, що знаходяться в ремонті.

Ще одна проблема полягає у тому, що спектр випромінювання комп'ютерного монітора включає рентгенівську, ультрафіолетову і інфрачервону області, а також широкий діапазон хвиль інших частот. Небезпека рентгенівського проміння мала, оскільки цей вид випромінювання поглинається речовиною екрану. Проте велику увагу

слід приділяти біологічним ефектам низькочастотних електромагнітних полів(аж до порушення ДНК).

Відповідно до [19], при обслуговуванні ПЕОМ мають місце фізичні і психофізичні небезпечні, а також шкідливі виробничі чинники:

- підвищене значення напруги в електричному ланцюзі, замикання якої може відбутися через тіло людини;
- підвищений рівень статичної електрики;
- підвищений рівень електромагнітних випромінювань;
- підвищена або знижена температура повітря робочої зони;
- підвищений або знижений рух повітря;
- підвищена або знижена вологість повітря;
- відсутність або недостатність природного світла;
- підвищена пульсація світлового потоку;
- недостатня освітленість робочого місця;
- підвищений рівень шуму на робочому місці;
- розумове перенапруження;
- емоційні навантаження;
- монотонність праці.

## **4.2 Заходи щодо техніки безпеки**

Основним небезпечним чинником при роботі з ЕОМ є небезпека поразки людини електричним струмом, яка посилюється тим, що органи чуття людини не можуть на відстані знайти наявності електричної напруги на устаткуванні.

Проходячи через тіло людини, електричний струм чинить на нього складну дію, що є сукупністю термічної(нагрів тканин і біологічних середовищ), електролітичної(розкладання крові і плазми) і біологічної(роздратування і збудження нервових волокон і інших органів тканин організму) дій.

Тяжкість поразки людини електричним струмом залежить від цілого ряду чинників:

- значення сили струму;
- електричного опору тіла людини і тривалості протікання через нього струму;

- роду і частоти струму;
- індивідуальних властивостей людини і навколишнього середовища.

Розроблений дипломний проект передбачає наступні технічні способи і засоби, що застерігають людину від ураження електричним струмом [20]:

- заземлення електроустановок;
- занулення;
- захисне відключення;
- електричне розділення ятерів;
- використання малої напруги;
- ізоляція частин, що проводять струм;
- огорожа електроустановок.

Занулення зменшує напругу дотику і обмежує година, протягом якого людина, ткнувшись до корпусу, може потрапити під дію напруги.

Струм однофазного короткого замикання визначається по наближеній формулі:

$$I_k = \frac{U_\phi}{Z_\Pi + \frac{Z_T}{3}}, \quad (4.1)$$

де  $U_\phi$  - номінальна фазна напруга мережі, В;

$Z_\Pi$  - повний опір петлі, створене фазними і нульовими дротами, Ом;

$Z_T$  - повний опір струму короткого замикання на корпус, Ом.

Згідно таблиці 4 [21]:  $Z_T / 3 = 0,1$  Ом.

Для провідників і жил кабелю для розрахунку повного опору петлі використовуємо формулу(4.2.) :

$$Z_\Pi = \sqrt{R_\Pi^2 + X_\Pi^2}, \quad (5.2)$$

де  $R_\Pi = R_\phi + R_0$  - сумарний активний опір фазного  $R_\phi$  і нульового  $R_0$  дротів, Ом;

$X_\Pi$  - індуктивний опір паяння дротів, Ом.

Перетин 1 км мідного дроту  $S = 2.5$  мм, тоді згідно таблицям 5 і 6 [21], має такий опір:

$X_\Pi = 0,11$  Ом;

$$R_{\phi} = 7,55 \text{ Ом};$$

$$R_0 = 7,55 \text{ Ом}.$$

$$\text{Отже, } R_{\Pi} = 7,55 + 7,55 = 15,1 \text{ Ом}.$$

Тоді по формулі (4.2) знаходимо повний опір петлі :

$$Z_{\Pi} = \sqrt{15,1^2 + 0,11^2} \approx 15,1 \text{ (Ом)}.$$

Струм однофазного короткого замикання рівний:

$$I_k = \frac{220}{15,1 + 0,1} = 14,47 \text{ (А)}.$$

Дія плавкої вставки на ПЕОМ забезпечується, якщо виконується співвідношення:

$$I_k \geq k * I_n, \quad (4.3)$$

де  $I_n$  - номінальний струм спрацьовування плавкої вставки, А;

$k$  - коефіцієнт кратності нелінійного струму  $I_n$ , А.

Коефіцієнт кратності нелінійного струму  $I_n$  розраховується по формулі (4.4.) :

$$I_n = P / U, \quad (4.4)$$

де  $P = 220$  Вт - споживана потужність;

$U = 220$  В - робоча напруга;

$k = 3$  А - для плавких вставок.

$$\text{Отже, } I_n = 220 / 220 = 1 \text{ А}.$$

Підставивши значення у вираз (4.3), одержимо:

$$14,47 > 3 * 1.$$

Таким чином, доведено, що апарат забезпечить спрацьовування(і захист) при підвищенні номінального струму.

### 4.3 Заходи, що забезпечують виробничу санітарію і гігієну праці

Вимоги до виробничих приміщень встановлюються [22], СНіП, відповідними ГОСТами і ОСТАми з урахуванням небезпечних і шкідливих чинників, що утворюються в процесі експлуатації електроустаткування.

Підвищення працездатності людини і збереження її здоров'я забезпечується стабільними метеорологічними умовами. Мікроклімат виробничих приміщень [23] визначається діючими на організм людини поєднаннями температури, вологості і швидкості руху повітря, а також температури навколишніх поверхонь. Значне коливання параметрів мікроклімату приводить до порушення систем кровообігу, нервової і потовидільної, що може викликати підвищення або пониження температури тіла, слабкість, запаморочення і навіть непритомність.

Відповідно до [24] встановлюють оптимальну і допустиму температуру, відносну вологість і швидкість руху повітря в робочій зоні. За відсутності надмірного тепла, вологи, шкідливих речовин в приміщенні досить природної вентиляції.

У приміщенні для виконання робіт операторського типу(категорія 1а), пов'язаних з нервово-емоційною напругою, проектом передбачається дотримання наступних нормованих величин параметрів мікроклімату (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 - Санітарні норми мікроклімату робочої зони приміщень для робіт категорії 1а.

Пора року	Температура, С	Відносна вологість, %	Швидкість руху повітря, м/с
Холодна	22...24	40...60	0,1
Тепло	23...25	40...60	0,1

У приміщенні, де знаходиться ПЕОМ, повітрообмін реалізується за допомогою природної організованої вентиляції(з пристроєм вентиляційних каналів в перекриттях будівлі і вертикальних шахт) й установленого промислового кондиціонера фірми Mitsubishi, який дозволяє вирішити переважну більшість завдань по створінню та підтримці необхідних параметрів повітряного середовища. Цей метод забезпечує приток потрібної кількості свіжого повітря, визначеного в СНіП (30 м<sup>3</sup> в годину на одного працівника).

Шум на виробництві має шкідливу дію на організм людини. Стомлення операторів через шум збільшує число помилок при роботі, призводить до виникнення травм. Для

оператора ПЕОМ джерелом шуму є робота принтера. Щоб усунути це джерело шуму, використовують наступні методи. При покупці принтера слід вибрати найбільш шумозахисні матричні принтери або з великою швидкістю роботи(струменеві, лазерні). Рекомендується принтер поміщати в найбільш віддалене місце від персоналу, або застосувати звукоізоляцію та звукопоглинання(під принтер підкладають демпфуючі підкладки з пористих звукопоглинальних матеріалів з листів тонкої повсті, поролону, пеноплону).

При роботі на ПЕОМ, проектом передбачені наступні методи захисту від електромагнітного випромінювання : обмеження часом, відстанню, властивостями екрану.

Обмеження годині роботи на ПЕОМ складає 3,5-4,5 години. Захист відстанню передбачає розміщення монітора на відстані 0,4-0,5 м від оператора. Передбачений монітор 20" TFT, Samsung 2043BW відповідає вимогам стандарту [25].

Стандарт [26] пред'являє жорсткі вимоги в таких областях: ергономіка(фізична, візуальна і зручність користування), енергія, випромінювання(електричних і магнітних полів), навколишнє середовище і екологія, а також пожежна та електрична безпека, які відповідають всім вимогам [27].

Для зниження стомлюваності та підвищення продуктивності праці обслуговуючого персоналу в колірній композиції інтер'єру приміщень для ПЕОМ дипломним проектом пропонується використовувати спокійні колірні поєднання і покриття, що не дають відблисків.

У проекті передбачається використання сумісного освітлення. У світлий час доби приміщення освітлюватиметься через віконні отвори, в решту часу використовуватиметься штучне освітлення.

Як штучне освітлення необхідно використовувати штучне робоче загальне освітлення. Для загального освітлення необхідно використовувати люмінесцентні лампи. Вони володіють наступними перевагами: високою світловою віддачею, тривалим терміном служби, хоча мають і недоліки: високу пульсацію світлового потоку.

При експлуатації ПЕОМ виробляється зорова робота. Відповідно до [28] ця робота відноситься до розряду 5а. При цьому нормоване освітлення на робочому місці(Ен) при загальному освітленні рівна 200 лк.

Приміщення завдовжки 12 м, шириною 10 м, заввишки 4 м обладнується світильниками типу ЛПО2П, оснащеними лампами типу ЛБ зі світловим потоком 3120 лм кожна.

Виконаємо розрахунок кількості світильників в робочому приміщенні завдовжки  $a=12$  м, шириною  $b=10$  м, заввишки  $z=4$  м, використовуючи формулу (4.5) розрахунку штучного освітлення при горизонтальній робочій поверхні методом світлового потоку:

$$n = (E \cdot S \cdot Z \cdot k) / (F \cdot U \cdot M), \quad (4.5)$$

де  $F$  - світловий потік = 3120 лм;

$E$  - максимально допустима освітленість робочих поверхонь = 200 лк;

$S$  - площа підлоги = 120 м<sup>2</sup>;

$Z$  - поправочний коефіцієнт світильника = 1,2;

$k$  - коефіцієнт запасу, що враховує зниження освітленості в процесі експлуатації світильників = 1,5;

$n$  - кількість світильників;

$U$  - коефіцієнт використання освітлювальної установки = 0,6;

$M$  - кількість ламп у світильнику = 2.

З формули (4.5) виразимо  $n$  (4.6) і визначимо кількість світильників для даного приміщення:

$$n = (E \cdot S \cdot Z \cdot k) / (F \cdot U \cdot M), \quad (4.6)$$

Отже,  $n = (200 \cdot 120 \cdot 1,2 \cdot 1,5) / (3120 \cdot 0,6 \cdot 2) = 12$ .

Виходячи з цього, рекомендується використовувати 12 світильників. Світильники слід розміщувати рядами, бажано паралельно стіні з вікнами. Схема розташування світильників зображена на рис. 4.1.

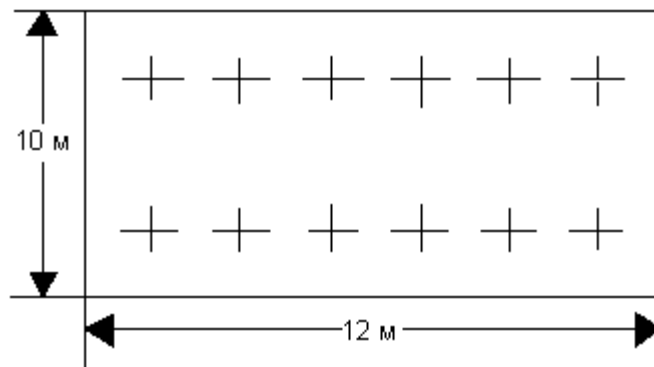


Рисунок 4.1 - Схема розташування світильників

#### 4.4 Рекомендації по пожежній безпеці

Пожежі в приміщеннях, де встановлена обчислювальна техніка, представляють небезпеку для життя людини. Пожежі також пов'язані як з матеріальними втратами, так і з відмовою засобів обчислювальної техніки, що у свою чергу спричиняє за собою порушення ходу технологічного процесу.

Пожежа може виникнути при наявності горючої речовини та внесення джерела запалювання в горюче середовище. Пальними матеріалами в приміщеннях, де розташовані ПЕОМ, є:

- поліамід - матеріал корпусу мікросхеми, горюча речовина, температура самозаймання аерогелю 420 З ;
- полівінілхлорид - ізоляційний матеріал, горюча речовина, температура запалювання 335 З, температура самозаймання 530 З, кількість енергії, що виділяється при згоранні - 18000 - 20700 кДж/кг;
- стеклотекстоліт ДЦ - матеріал друкарських плат, важкозаймистий матеріал, показник горючості 1.74, не схильний до температурного самозаймання;
- пластика кабельний №489 - матеріал ізоляції кабелю, горючий матеріал, показник горючості більш 2.1;
- деревина - будівельний і обробний матеріал, матеріал з якого виготовлені меблі, горючий матеріал, показник горючості більше 2.1, теплота згорання 18731 - 20853 кДж/кг, температура запалювання 399 З, схильна до самозаймання [28].

Згідно [29] приміщення відносяться до категорії В(пожежовибухонебезпечним) і згідно правилам побудови електроустановок простір усередині приміщення відноситься до вогнебезпечної зони класу П - Па (зони, розташовані в приміщеннях, в яких зберігаються тверді горючі речовини).

Потенційними джерелами запалення при роботі ПЕОМ є:

- іскри при замиканні і розмиканні ланцюгів;
- іскри і дуги коротких замикань;
- перегрів від тривалого перевантаження і наявності перехідного опору.

Продуктами згорання, що виділяються при пожежі, є : оксид вуглецю, сірчистий газ, оксид азоту, синильна кислота, акролеїн, фосген, хлор та ін. При горінні пластмас, окрім звичайних продуктів згорання, виділяються різні продукти термічного розкладання: хлорангідридні кислоти, формальдегіди, хлористий водень, фосген, синильна кислота, аміак, фенол, ацетон, стирол та ін., що шкідливо впливають на організм людини.



Для захисту персоналу від дії небезпечних і шкідливих чинників пожежі проектом передбачається застосування промислового протигаза з коробкою марки В(жовта).

Пожежна безпека об'єктів народного господарства регламентується [30] і забезпечується системами запобігання пожежам і протипожежному захисту. Для успішного гасіння пожеж вирішальне значення має швидке виявлення пожежі і своєчасний виклик пожежних підрозділів до місця пожежі.

Зменшити горюче навантаження не представляється можливим, тому проектом передбачається застосувати наступні способи і їх комбінації для запобігання утворенню(внесення) джерел запалення :

- застосування устаткування, що задовольняє вимогам електростатичної безпеки;
- застосування в конструкції швидкодіючих засобів захисного відключення можливих джерел запалення;
- виключення можливості появи іскрового заряду статичної електрики в горючому середовищі з енергією, рівної і вище мінімальної енергії запалення;
- підтримка температури нагріву поверхні машин, механізмів, устаткування, пристроїв, речовин і матеріалів, які можуть увійти до контакту з палим середовищем, нижче гранично допустимої, становить 80% якнайменшої температури самозаймання пального.
- заміна небезпечних технологічних операцій більш безпечними;
- ізолюване розташування небезпечних технологічних установок і устаткування;
- зменшення кількості палих і вибухонебезпечних речовин, що знаходяться у виробничих приміщеннях;
- запобігання можливості утворення палих сумішей на лінії, вентиляційних системах і ін.;
- механізація, автоматизація та справність(потокова) виробництва;
- суворе дотримання стандартів і точне виконання встановленого технологічного режиму;
- запобігання можливості появи в небезпечних місцях джерел запалення;
- запобігання розповсюдженню пожеж і вибухів;
- використання устаткування і пристроїв, при роботі яких не виникає джерел запалення;
- виконання вимог сумісного зберігання речовин і матеріалів;
- наявність громовідводу;

- організація автоматичного контролю параметрів, що визначають джерела запалення;

- ліквідація можливості самозаймання речовин і матеріалів .

- Для запобігання пожежі в обчислювальних центрах проектом пропонується виконання наступних вимог :

- електроживлення ЕОМ повинно мати автоматичне блокування відключення електроенергії на випадок зупинки системи охолодження і кондиціонування;

- система вентиляції обчислювальних центрів повинна бути обладнана блокуючими пристроями, що забезпечують її відключення на випадок пожежі;

- робочі місця повинні бути оснащені пожежними щитами, сигналізацією, засобами для сповіщення про пожежну небезпеку (телефонами), медичними аптечками для надання першої медичної допомоги, розробленим планом евакуації.

Для зниження пожежної небезпеки в приміщеннях використовуються первинні засоби гасіння пожеж, а також система автоматичної пожежної сигналізації, яка дозволяє знайти початкову стадію загоряння, швидко і точно оповістити службу пожежної охорони про час і місце виникнення пожежі.

Відповідно до [31] приміщення категорії В підлягають устаткуванню системами автоматичної пожежної сигналізації. Проектом передбачається застосування датчика типу ІДФ - 1(димовий фотоелектричний датчик), оскільки специфікою пожеж обчислювальної техніки і радіоапаратури є, в першу чергу, виділення диму, а потім - підвищення температури.

При виникненні пожежі в робочому приміщенні обслуговуючий персонал зобов'язаний негайно вжити заходи по ліквідації пожежі. Для ліквідації пожежі використовують вогнегасники (хімічно-пінні, пінні для повітря ОП-5, ОП-6, ОП-9, вуглекислотні ОУ-5), пісок, пожежний інвентар(сокири, ломи, багри, шерстяну або азбестову ковдри) [32]. Як засіб індивідуального захисту проектом передбачається використання промислового протигаза з маскою, фільтруючої коробки В.

В якості організаційно-технічних заходів рекомендується проводити навчання робочого персоналу правилам пожежної безпеки.

## 4.5 Охорона навколишнього природного середовища

Діяльність за темою магістерської роботи, а саме розробці автоматизованої системи моделювання рівноважного складу впливає на навколишнє природне середовище і регламентується нормами діючого законодавства [33 - 38].

Основним екологічним аспектом в процесі діяльності за даними спеціальностями є процеси впливу на атмосферне повітря та процеси поводження з відходами, які утворюються, збираються, розміщуються, передаються на видалення (знешкодження), утилізацію, тощо в ІТ галузі.

Вплив на атмосферне повітря при нормальних умовах праці не оказує, бо не має в приміщенні сканерів, принтерів та інших джерел викиду забруднюючих речовин в повітря робочої зони.

В процесі створення/розробки програми на робочому місці виникають процеси поводження з відходами ІТ галузі. Нижче надано перелік відходів, що утворюються в процесі роботи:

- Відпрацьовані люмінесцентні лампи - I клас небезпеки
- Змінні носії інформації - IV клас небезпеки
- Відпрацьовані вогнегасники - IV клас небезпеки
- Макулатура - IV клас небезпеки
- Відпрацьовані фільтрувальні засоби індивід. захисту (респіратори, протигази) - IV клас небезпеки
- Побутові відходи - IV клас небезпеки

## ВИСНОВКИ

В ході роботи розроблена програма яка сканує зображення, що поступає, і встановлює факт появи зображення обличчя (чи декількох облич) на цьому зображенні. Для знайденого обличчя обчислюється еластичний граф, а також значення перетворень Габор в його точках. На підставі цих даних відбувається порівняння отриманого графа з еластичними графами облич, що вже містяться в базі даних. Якщо заданий поріг відмінності не перевищений, виводиться інформація про особу, інакше – програма пропонує занести це обличчя в базу даних.

Ефективність системи при рівномірному освітленні обличчя розсіяним світлом, освітленості не менше 250 люкс, при розмірі обличчя не менше 50x50 пікселів, відхиленні обличчя від напрямку на камеру не більше п'ятнадцяти градусів, кількості шуму менш одного відсотка складає близько 95 відсотків.

Ідентифікація особи по зображенню обличчя є ключовим завданням для цілого ряду напрямів забезпечення безпеки: контролю доступу і пересувань людей, боротьби з тероризмом, документарного контролю, сортування службових і особистих фотоархівів. На сьогодні є велика і очевидна потреба в автоматизованих комп'ютерних програмах, що поєднують швидку обробку фото з надійною локалізацією і ідентифікацією облич.

Робота детекторів облич дозволяє створювати реєстраційні бази даних на контрольно-перепускних пунктах або в місцях масового скупчення людей. Спільно з детекторами облич модулі розпізнавання можуть застосовуватися в різних біометричних системах ідентифікації людини по обличчю – від контрольно-перепускного пункту до оперативно-розшукових баз даних.

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» виконано аналіз потенційних небезпек при роботі із засобами обчислювальної техніки і механізмами, розроблені заходи щодо техніки безпеки, заходи, які забезпечують виробничу санітарію і гігієну праці, розраховане штучне освітлення, виконані рекомендації по пожежній безпеці.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

- 1) Putyatin, E. Information systems technology. Image processing and pattern recognition [Text] / E. Putyatin, E. Matat. – Kharkiv National University of Radio Electronics. – Kharkiv, 2003. – 105 p.
- 2) Гороховатский, В.А. Распознавание изображений в условиях неполной информации [Текст] / В.А. Гороховатский. – Харьков: ХНУРЭ, 2003. – 112с.
- 3) Путятин, Е.П. Обработка изображений в робототехнике [Текст] / Е.П. Путятин, С.И. Аверин. – Москва: Машиностроение, 1990. – 320 с.
- 4) Машталир, В.П. Точечно-множественные методы обработки информации [Текст] / В.П. Машталир. – Харьков: Бизнес Информ. – 2001. – 199 с.
- 5) Sonka, M. Image processing, analysis, and machine vision [Text] / M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle. – USA, California: Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.
- 6) Вежневек, В. Обнаружение и локализация лица на изображении [Электронный ресурс] / В. Вежневек // Графика и мультимедиа. – Режим доступа: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/25/>. – 19.05.2011.
- 7) Schalkoff, R.J. Digital image processing and computer vision [Text] / R.J. Schalkoff. – New York: Wiley, 1989. – 489 p.
- 8) Вапник, В.Н. Теория распознавания образов [Текст] / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М. : Наука, 1974. – 416 с.
- 9) Лифшиц, Ю. Методы распознавания лиц [Электронный ресурс] / Ю. Лифшиц. – 2005. – Режим доступа: <http://download.yandex.ru/class/lifshits/lecture-note08.pdf> – 19.05.2011.
- 10) Bradsky, G. Learning OpenCV[Text] / G. Bradsky, A. Kaehler. – O'Reilly, 2008. – 576p.
- 11) Столнц, Э. Вейвлеты в компьютерной графике [Текст] / Э. Столнц, Т. ДеРоуз, Д. Салезин. – РХД Москва-Ижевск, 2002. – 986 с.
- 12) Путятін Є.П., Гороховатський В.О., Матат О.О. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: Навч. посібник. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с.
- 13) Дьяконов, В. П. Вейвлеты. От теории к практике. [Текст] / В.П. Дьяконов. – М. : СОЛОН-Пресс, 2004. – 400 с.
- 14) Базанов, П. Методы выделения информативных признаков изображений лиц в задаче распознавания лиц [Текст] / П. Базанов, О. Джосан // Сибирский журнал вычислительной математики. – 2006. – № 9. – С. 207–214 с.

- 15) Бонгард, М. Проблема узнавания [Текст] / М. Бонгард. – М. :“Наука”, 1967. – 864 с.
- 16) Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] / С. Хайкин. – М. : «Вильямс», 2006. – 1104 с.
- 17) Горелик, А. Л. Методы распознавания [Текст] / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин. – М. : Высшая школа, 1989. – 561 с.
- 18) ГОСТ 12.1.005-88. Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны.
- 19) ГОСТ 12.0.003-74 Опасные и вредные производственные факторы. Классификация.
- 20) НПАОП 40.1-1.21-98. Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів
- 21) ГОСТ 12.1.009-76. ССБТ. Электробезопасность. Термины и определения.
- 22) ДСП 173-96. «Державні санітарні правила планування і забудови населених пунктів
- 23) ДСН 3.3.6.042-99 Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень.
- 24) ГОСТ 12.1.005-88. Система стандартов безопасности труда. Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны.
- 25) TCO' 07 Certified Displays. © 2007 Copyright TCO Development AB
- 26) ДСанПіН 3.3.2.007-98, Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин.
- 27) ДБН В.2.5-28-2006. Природне і штучне освітлення
- 28) ГОСТ 12.1.044-89 Система стандартов безопасности труда. Пожаровзрывоопасность веществ и материалов. Номенклатура показателей и методы их определения.
- 29) НАПБ Б.03.002-2007. Норми визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою.
- 30) ГОСТ 12.1.004-91. "Система стандартов безопасности труда. Пожарная безопасность. Общие требования".
- 31) НАПБ А.01.001-2014 “Правила пожежної безпеки в Україні”
- 32) НАПБ Б.03.001-2004. Про затвердження Типових норм належності вогнегасників.
- 33) Закон України «Про охорону навколишнього природного середовища»
- 34) Закон України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення»

- 35) Закон України «Про відходи»
- 36) Закон України «Про охорону атмосферного повітря»
- 37) Закон України «Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру»
- 38) Водний кодекс України

**ДОДАТОК А.**  
**Електронні плакати**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТУ ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА  
ДАЛЯ  
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ  
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

**МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

Методи та програмні засоби  
розпізнавання людських облич

Студент гр. КІ-17зм  
Кардашов В.В.

**Методи розпізнавання образів**

- метод перебору
- виробляється глибший аналіз характеристик образу
- використання штучних нейронних мереж





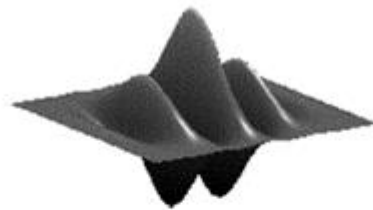
Загальний процес обробки зображення особи при розпізнаванні

## Приклади проблем при виявленні осіб на зображенні:

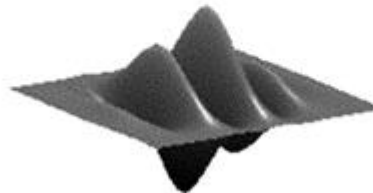
- – сильно варіюється зовнішній вигляд обличчя;
- – зміна орієнтації особи щодо камери;
- – можлива присутність індивідуальних особливостей;
- – зміна виразу обличчя;
- – частина обличчя може бути невидима;
- – умови зйомки.

## Алгоритми виявлення обличч:

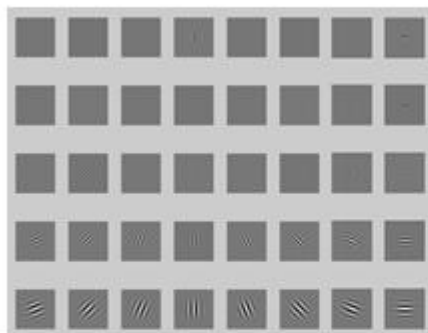
- Методи першої категорії – емпіричне розпізнавання
- Методи другої категорії - моделювання зображення обличчя



Дійсна компонента вейвлету Габора



Уявна компонента вейвлету Габора



Парне вейвлет-перетворення Габора



Приклад вхідного зображення

$$T_k(x_0, y_0) = \max_{(x,y) \in P} (T_k(x, y))$$

$$T_k(x_0, y_0) > \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H T_k(x, y),$$

$$k = 1, \dots, 40, \quad (x_0, y_0)$$

де  $P$  – прямокутне вікно з центром в точці

$W$  – ширина зображення;

$H$  – висота зображення.



Початкове зображення зі знайденими на ньому характеристичними точками

$$S_{k,r}(i,j) = \frac{\sum_{m=3}^{42} |v_{i,k}(m)| \cdot |v_{j,r}(m)|}{\sqrt{\sum_{m=3}^{42} |v_{i,k}(m)|^2 \sum_{l=3}^{42} |v_{j,r}(m)|^2}}$$

де  $v_{i,k}(m)$   $m$ -та компонента вектору  $v_{i,k}$

$$\sqrt{(x_k - x_r)^2 + (y_k - y_r)^2} < C_1$$

$C_1$  - радіус кола що приблизно містить область очей, носа і так далі.

$$S_{k,r}(i, X) > C_2$$

$C_2$  - стандартне відхилення функції  $S_{k,r}(i, X)$  по усім  $i$  з бази даних.

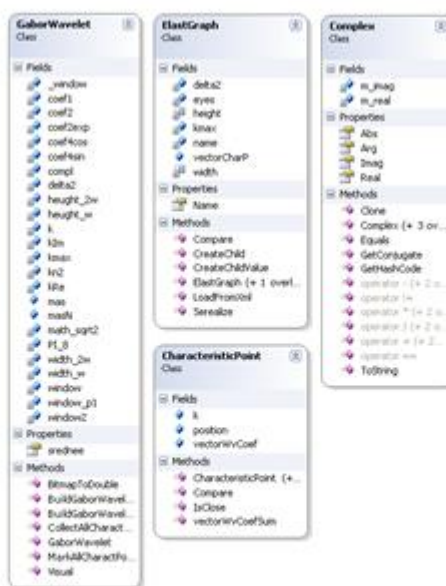
$$S_i^k = \max_{r \in N_i^k} (S_{k,r}(i, X))$$

OpenCV складається з декількох модулів:

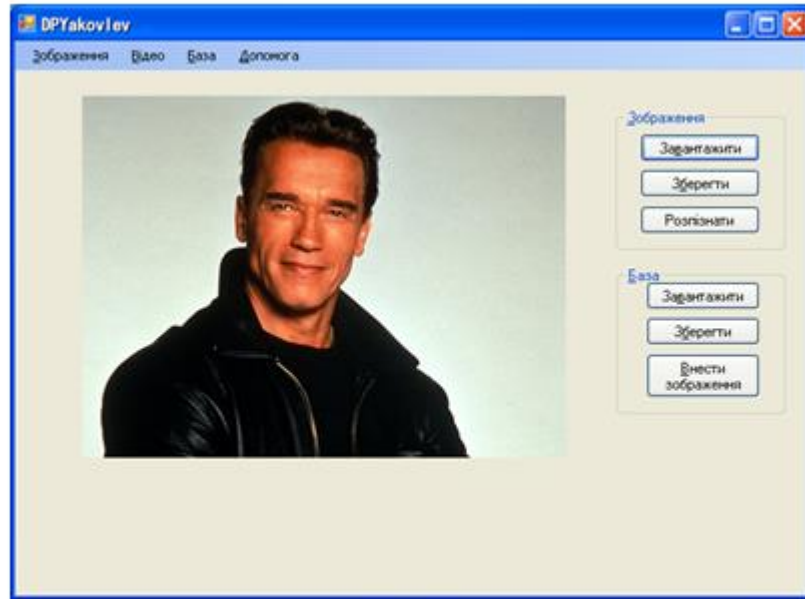
- а) CXCORE
- б) CV
- в) ML
- г) HighGUI
- д) CVAUX

## OpenCV складається з декількох модулів:

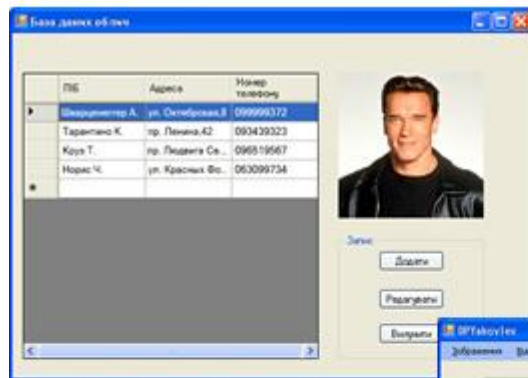
- а) CXCORE
- б) CV
- в) ML
- г) HighGUI
- д) CVAUX



Діаграми класів ElastGraph, GaborWavelet, CharacteristicPoint, Complex



Головне вікно програми



Приклад бази даних обличч

Приклад розпізнавання обличчя

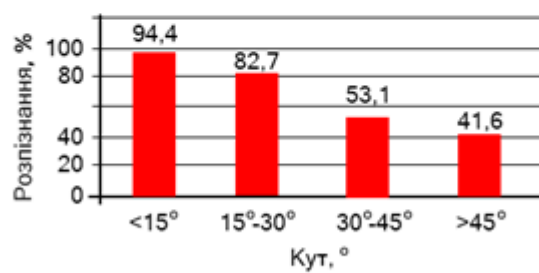


Освітленість, люкс	Розпізнавання, %
менше 100	31,4
100-200	59,1
200-250	81,4
більше 250	94,3



Діаграма залежності розпізнавання від освітленості

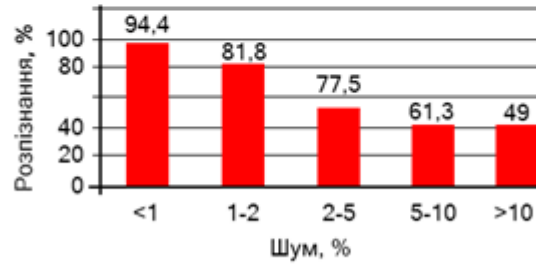
Кут, °	Розпізнавання, %
більше 45	41,6
30-45	53,1
15-30	82,7
менше 15	94,4



Діаграма залежності розпізнавання від кута відхилення обличчя від напрямку на камеру

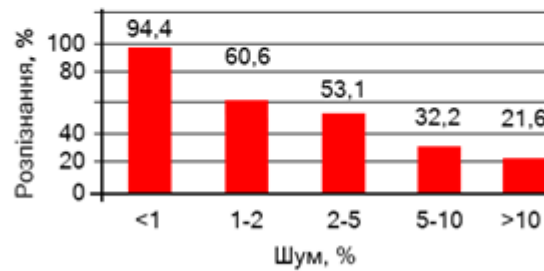


Шум, %	Розпізнавання, %
більше 10	49
5-10	61,3
2-5	77,5
1-2	81,8
менше 1	94,4



Діаграма залежності розпізнавання від кількості шуму з рівномірним законом розподілу

Шум, %	Розпізнавання, %
більше 10	21,6
5-10	32,2
2-5	53,1
0,05-2	60,6
менше 0,5	94,4



Діаграма залежності розпізнавання від кількості шуму з нормальним законом розподілу