

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ  
Західноукраїнський національний університет  
Факультет комп'ютерно-інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії

Богатюк Володимир Васильович

**Алгоритми формування бази даних біометричних  
зображень /  
Algorithms for forming a database of biometric images**

спеціальність: 123 - Комп'ютерна інженерія  
освітньо-професійна програма - Комп'ютерна інженерія

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи Кім-21  
Богатюк Володимир Васильович

Науковий керівник  
д.т.н., О.М. Березький

ТЕРНОПІЛЬ - 2023

## РЕЗЮМЕ

Кваліфікаційна робота на тему «Алгоритми формування бази даних біометричних зображень» зі спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» освітнього ступеня «магістр» написана обсягом 109 сторінок і містить 16 ілюстрацій, 4 таблиці, 2 додатки та 54 джерел за переліком посилань.

Метою роботи є розроблення узагальненого алгоритму оброблення біометричних зображень та формування бази дактилоскопічних зображень.

Методи досліджень базуються на використанні теорії алгоритмів, методів комп'ютерного зору та методів проектування баз даних.

Розроблено узагальнений алгоритм оброблення зображень, спроектовано та реалізовано базу даних біометричних зображень.

Результати роботи можуть бути використані при побудові інтелектуальних систем аналізу біометричних зображень.

Можливими напрямками подальших досліджень є : розробка алгоритмів розпізнавання біометричних зображень, побудова систем реального часу класифікації біометричних зображень.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** ЗОБРАЖЕННЯ, ПОПЕРЕДНЄ ОБРОБЛЕННЯ, АЛГОРИТМ, БАЗА ДАНИХ, БІОМЕТРИЧНІ ЗОБРАЖЕННЯ.

## RESUME

The qualification work on the theme "Algorithms for forming a database of biometric images " from specialty 123 "Computer engineering" of the master's degree is written in the volume of 109 pages and contains 16 illustrations, 4 tables, 2 appendices and 54 sources according to the list of references.

The purpose of the work is to develop a generalized algorithm for processing biometric images and forming a database of dactyloscopy images.

Research methods are based on the use of algorithm theory, computer vision methods and database design methods.

A generalized image processing algorithm was developed, a database of biometric images was designed and implemented.

The results of the work can be used in the development of intelligent systems for the analysis of biometric images.

Possible areas of further research are: development of biometric image recognition algorithms, development of real-time biometric image classification systems.

**KEY WORDS: IMAGE, PRE-PROCESSING, ALGORITHM, DATA BASE, BIOMETRIC IMAGES.**

## ЗМІСТ

|   |  |
|---|--|
| Вступ.....  | 8                                      |
| 1 Аналіз алгоритмів формування баз даних біометричних зображень .....   | 11                                     |
| 1.1 Аналіз біометричних зображень.....  | 11                                     |
| 1.2 Аналіз алгоритмів попередньої обробки зображень .....   | 18                                     |
| 1.3 Аналіз систем управління базами даних .....   | 33                                     |
| 1.4 Висновки до розділу 1 .....   | 42                                     |
| 2 Методи попереднього опрацювання дактилоскопічних зображень .....  | 43                                     |
| 2.1 Сегментація дактилоскопічних зображень .....  | 43                                     |
| 2.2 Квазіоптимальна фільтрація .....  | 45                                     |
| 2.3 Оцінка локальної орієнтації зображення.....   | 51                                     |
| 2.4 Локальна нормалізація яскравості .....  | 55                                     |
| 2.5 Нормалізація на основі перетворення гистограми .....  | 58                                     |
| 2.6 Обробка зображень спрямованим фільтром Габора .....   | 61                                     |
| 2.7 Система інформативних ознак зображення локальної орієнтації .....   | 65                                     |
| 2.8 Висновки до розділу 2 .....   | 69                                     |
| 3 Програмна реалізація та тестування алгоритмів попереднього оброблення та формування бази дактилоскопічних зображень ..... | 70                                     |
| 3.1 Узагальнений алгоритм попередньої обробки зображень.....  | 70                                     |
| 3.2 Структура бази даних .....  | 73                                     |
| 3.3 Узагальнений алгоритм оброблення зображень .....  | 80                                     |
| 3.4 Алгоритм ідентифікації.....   | 83                                     |
| 3.6 Висновки до розділу 3 .....   | 97                                     |
| Висновки .....  | 98                                     |
| Список використаних джерел .....  | 99                                     |
| Додаток А Світлокопії виданих публікацій ...  | <b>Ошибка! Закладка не определена.</b> |
| Додаток Б Довідка про використання .....  | <b>Ошибка! Закладка не определена.</b> |

## ВСТУП

Актуальність теми.

Біометричні зображення представляють окремий клас зображень, які використовуються для ідентифікації та верифікації осіб за допомогою фізіологічних або поведінкових характеристик. Кожен клас біометричних зображень має свої особливості та використовується для конкретних завдань. Наприклад, зображення лиця застосовується для контролю доступу, відеоспостереження, розпізнавання осіб у фотографіях та відео. За допомогою зображень відбитків пальців проходить контроль доступу, банківська ідентифікація, криміналістичні дослідження.

Зображення долонь застосовуються для контролю доступу, біометричних платежів, медичних досліджень. Через голос відбувається визначення ідентичності. Через поведінку визначається особистість. Зображення пальців рук застосовуються для контролю доступу, ідентифікації в медичних застосуваннях. ДНК аналіз застосовується для криміналістичних досліджень, визначення родоводу.

Зображення вен рук використовуються для ідентифікації осіб та верифікації їхньої особистості.

Кожен підклас біометричних зображень має свої структурні особливості. Але для всіх них є характерними зашумленість, низька контрастність. Тому актуальним завданням є попередня обробка біометричних зображень.

У даному дослідженні використано праці викладачів кафедри комп'ютерної інженерії Західноукраїнського національного університету, в яких розглядалися питання опрацювання зображень на різних рівнях комп'ютерного зору [1-10].

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є розроблення узагальненого алгоритму попереднього оброблення біометричних зображень та програмне формування бази даних біометричних зображень.

Об'єкт дослідження – біометричні зображення .

Предмет дослідження – алгоритми попереднього оброблення та формування бази біометричних зображень.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

- проаналізувати відомі бази даних біометричних зображень;
- проаналізувати методи попереднього оброблення зображень;
- проаналізувати алгоритми попереднього оброблення зображень;
- розробити узагальнений алгоритм оброблення дактилоскопічних зображень;
- розробити базу даних дактилоскопічних зображень.

Методи досліджень базуються на використанні теорії алгоритмів, методів комп'ютерного зору та методів проектування баз даних.

Наукова новизна одержаних результатів. Розроблено узагальнений алгоритм попереднього оброблення біометричних зображень.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблено базу даних дактилоскопічних зображень.

Публікації та апробація КР. За результатами кваліфікаційної роботи опубліковані двоє тез доповідей на VII-й науково-практичній конференції молодих вчених і студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі», яка відбулася на кафедрі комп'ютерної інженерії Західноукраїнського національного університету, 5 грудня 2023 р., м. Тернопіль [11, 12].

Кваліфікаційна робота складається із трьох розділів, висновків, списку використаної літератури та додатків [13].

У першому розділі зроблено аналіз біометричних зображень, здійснено аналіз систем управління базами даних і проаналізовано методи попереднього опрацювання зображень.

У другому розділі описані методи попереднього опрацювання зображень.

У третьому розділі розроблено базу даних дактилоскопічних зображень.

У додатках приведено, довідку про використання результатів кваліфікаційної роботи, світлокопії виданих публікацій.

# 1 АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ ФОРМУВАННЯ БАЗ ДАНИХ БІОМЕТРИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

## 1.1 Аналіз біометричних зображень

Біометричні зображення – це клас зображень, які використовуються для ідентифікації та верифікації осіб за допомогою фізіологічних або поведінкових характеристик. Кожен клас біометричних зображень має свої унікальні особливості та використовується для конкретних завдань. Розглянемо основні класи біометричних зображень:

### 1. Зображення лиця.

Зображення лиця використовує геометричні або текстурні особливості обличчя, такі як розташування очей, рота, форма обличчя. Це застосовується для контролю доступу, відеоспостереження, розпізнавання осіб у фотографіях та відео.

### 2. Зображення відбитки пальців.

Особливостями зображень є шляхи папілярних ліній та вузьких точок на поверхні пальців. Застосування зображень відбитків пальців проходить для контролю доступу, банківської ідентифікації, криміналістичних досліджень.

3. Ірис-зображення. Ірис-зображення використовує унікальний візерунок ока (колір, текстура). Ці зображення використовуються для біометричного доступу, аеропортового контролю, медичних досліджень.

4. Зображення долонь. На основі зображень долонь виділяють контури, які характеризують особливості долонь. Ці зображення застосовуються для контролю доступу, біометричних платежів, медичних досліджень.



5. Голос. Ця інформація використовує унікальні характеристики голосу, такі як тон, інтонація, частота і застосовується для голосового доступу, телефонії, визначення ідентичності через голос.

6. Поведінка. Ця інформація використовується для аналізу поведінки, таких як ходьба, письмо, мовлення людини і дає змогу визначити особистість, і зробити аутентифікація на основі поведінки.

7. Зображення пальців рук. Ці зображення використовується для аналізу форми та розміщення пальців на долоні та застосовуються для контролю доступу, ідентифікації в медичних застосуваннях.

8. ДНК аналіз. ДНК аналіз використовує унікальні генетичні характеристики людини та застосовується для криміналістичних досліджень, визначення родоводу.

9. Зображення вен, або венограми, також використовуються в біометричних системах. Цей тип біометричних даних ґрунтується на унікальних характеристиках та зображеннях вен, які знаходяться під шкірою. Венограми можуть бути використані для ідентифікації осіб та верифікації їхньої особистості.

Кожен клас має свої переваги та обмеження. Наприклад, відбитки пальців можуть бути високоефективними для ідентифікації, але вони можуть бути псуватися або змінюватися з часом. Важливо враховувати контекст та вимоги конкретного застосування при виборі біометричного методу.

Особливості зображень відбитків пальців.

Аналіз зображень відбитків пальців у біометричних системах включає в себе декілька ключових аспектів, що забезпечують ефективну ідентифікацію особи. Розглянемо детальніше ці аспекти:

1. Папілярні лінії та мінуції:

- опис: відбитки пальців мають унікальні папілярні лінії та вузькі точки, відомі як мінущії. Папілярні лінії формують рисунок, який стає основою для ідентифікації, а мінущії визначають точки розгалуження та завершення ліній;

- роль у біометрії: ці унікальні анатомічні особливості роблять відбитки пальців ефективним та надійним методом для ідентифікації осіб.

## 2. Сенсори та технології збору даних:

- оптичні сканери: використовуються для захоплення образу папілярних ліній за допомогою світла;

- капацитивні сенсори: вимірюють електричний заряд, зберігаючи відбиток пальця;

- ультразвукові технології: Використовують високочастотні звуки для створення детального образу внутрішньої структури пальця.

## 3. Точність та розпізнавання:

- висока роздільна здатність: оптичні та капацитивні сенсори надають високу роздільну здатність, що робить можливим отримання деталізованих відбитків пальців;

- алгоритми розпізнавання: використовуються спеціальні алгоритми для порівняння збережених відбитків пальців із новими, забезпечуючи точну ідентифікацію.

## 4. Антишахрайство:

- виявлення живої тканини: деякі системи використовують технології для виявлення живої тканини, ускладнюючи спроби використання фотографій чи підроблених відбитків.

## 5. Інтеграція та безпека:

- стандартизація: існує стандартизація у вигляді шаблонів відбитків пальців (наприклад, ANSI/NIST та ISO/IEC), що дозволяє легше обмінювати та порівнювати дані між різними системами;

– шифрування та захист даних: Забезпечення безпеки відбитків пальців через шифрування та інші методи стає важливим для запобігання несанкціонованому доступу.

Відбитки пальців залишаються однією з найбільш зручних та надійних форм біометричної ідентифікації, яка широко використовується у різних областях, від контролю доступу до мобільних пристроїв і фінансових операцій. Вдосконалення технологій збору та обробки даних, а також збільшення рівня безпеки, робить цей метод все більш ефективним у сучасних системах.

Характеристики зображень відбитків пальців визначають їхню якість та придатність для біометричних систем. Важливо враховувати ряд параметрів при отриманні, обробці та аналізі відбитків пальців. Приведемо ключові характеристики:

#### 1. Роздільна здатність (DPI):

– опис: роздільна здатність вказує на кількість пікселів на один дюйм. Вища роздільна здатність дозволяє отримати більш деталізовані та високоякісні зображення;

– вплив на якість: вища роздільна здатність поліпшує точність та якість відбитків пальців, забезпечуючи більш ефективну ідентифікацію.

#### 2. Глибина кольору та тип зображення:

– опис: глибина кольору визначає кількість кольорів, що можуть бути використані для представлення кожного пікселя. Зазвичай використовуються зображення в градаціях сірого або в чорно-білому вигляді;

– вплив на якість: для біометричних систем частіше використовують монохромні (чорно-білі) зображення, оскільки вони можуть забезпечити кращу роздільну здатність та менший обсяг даних.

#### 3. Контрастність та яскравість:

- опис: контраст та яскравість визначають різницю між світлими та темними областями зображення;

- вплив на якість: високий контраст поліпшує роздільну здатність та може полегшити виявлення мінуцій та папілярних ліній.

#### 4. Розмір та формат зображення:

- опис: розмір визначає фізичні розміри зображення, а формат – спосіб, у якому відображається інформація (наприклад, BMP, JPEG, PNG);

- вплив на якість: зображення має бути достатньо великим для збереження деталей відбитків пальців, а формат повинен бути вибраним з урахуванням компресії та збереження якості.

#### 5. Орієнтація та компенсація зміщення:

- опис: важливо визначити орієнтацію зображення та врахувати можливі зміщення, які можуть виникнути при захопленні відбитка пальця;

- вплив на якість: адаптація до різних орієнтацій та компенсація зміщення можуть полегшити процес розпізнавання та покращити якість зображення.

#### 6. Шум та видалення зайвих деталей:

- опис: виявлення та видалення шуму та непотрібних деталей допомагає покращити читання відбитків пальців та зменшити ризик помилок;

- вплив на якість: чисті та безшумні зображення сприяють точному визначенню особливостей папілярних ліній.

Характеристики зображень відбитків пальців визначаються якістю застосованих технологій та сенсорів. Важливо забезпечити оптимальні умови для збору даних для досягнення високої точності та ефективності біометричної ідентифікації.

Приведемо найвідоміші та широко використовувані бази даних відбитків пальців:

1. FVC (Fingerprint Verification Competition). Це серія конкурсів, які спрямовані на оцінку та порівняння різних алгоритмів для розпізнавання відбитків пальців. Одна з відомих баз даних - FVC2000.

2. NIST Special Database. Національний інститут стандартів та технологій (NIST) розробляє спеціальні бази даних для біометричних досліджень, включаючи відбитки пальців.

3. SDUMLA-HMT Database. Це база даних відбитків пальців, яка включає зображення пальців, отримані за допомогою сенсорів, що вимагають різних рівнів контакту та притиску.

4. PolyU Fingerprint Database (PolyU FDB). Розроблена Гонконгським політехнічним університетом, ця база даних включає велику кількість відбитків пальців, зібраних на різних пристроях та у різних умовах.

5. CASIA Fingerprint Image Database. Це база даних, розроблена Китайською академією наук, яка містить зображення відбитків пальців для дослідження та розробки.

6. NIST Biometric Image Software (NBIS). Це не саме база даних, але набір інструментів та програм для обробки та аналізу біометричних зображень, включаючи відбитки пальців.

Кожна з цих баз даних використовується для тестування та валідації алгоритмів розпізнавання відбитків пальців. У своїй роботі дослідники та розробники використовують ці бази даних для оцінки продуктивності та надійності своїх систем.

Порівняння відомих баз даних зображень відбитків пальців може включати різні аспекти, такі як розмір, різноманітність умов, типи даних та інші фактори. Ось загальний огляд кількох відомих баз:

1. FVC (Fingerprint Verification Competition):

- розмір: включає різні версії, такі як FVC2000, FVC2002, FVC2004, FVC2006, FVC-onGoing;

- характеристики: різні умови тестування, включаючи вплив шуму, зміни орієнтації та інші аспекти.

## 2. NIST Special Database:

- розмір: різні версії, такі як SD4, SD14, SD27;

- характеристики: розроблені для оцінки та тестування біометричних алгоритмів, включають відбитки пальців з різними характеристиками та умовами захоплення.

## 3. SDUMLA-HMT Database:

- розмір: зазначення точної кількості недоступне;

- характеристики: включає відбитки пальців, отримані за допомогою сенсорів різних рівнів притиску та контакту.

## 4. PolyU Fingerprint Database (PolyU FDB):

- розмір: більше 12 000 відбитків пальців;

- характеристики: велика база даних, зібрана на різних пристроях та у різних умовах.

## 5. CASIA Fingerprint Image Database:

- розмір: більше 20 000 відбитків пальців;

- характеристики: включає відбитки пальців для дослідження та розробки, охоплює різні умови захоплення.

Кожна з цих баз має свої унікальні особливості та використовується для різних цілей. Вибір бази даних для дослідження чи розробки залежить від конкретних потреб та завдань дослідження. Наприклад, FVC широко використовується для порівняння алгоритмів розпізнавання відбитків пальців, тоді як PolyU FDB може бути корисною для вивчення залежності відбитків пальців від умов захоплення.

## 1.2 Аналіз алгоритмів попередньої обробки зображень

Процедура обробки зображення полягає в виконанні певного набору операцій для візуального поліпшення або приведення його до більш зручної для машинного аналізу форми. У системах розпізнавання цей етап введений з єдиною метою – забезпечити такі характеристики зображень, при яких результати розпізнавання будуть найкращими. Це досяжно, якщо обробка дозволяє виділити максимальну кількість корисної інформації про об'єкт на зображенні. Зачасту стається, що зображення після обробки в системах розпізнавання виглядає неякісним з суб'єктивної точки зору, і за об'єктивними критеріями якості (контраст, гістограма, яскравість), які використовуються в обробці зображень, але забезпечує найкращі імовірнісні показники системи[14]. Вони є об'єктивним критерієм оцінки обробки в системах розпізнавання. Обробка зображень у таких системах базується на апіорній інформації про об'єкт розпізнавання та процес формування образу. Наприклад, у системах розпізнавання літаків найбільшу корисну інформацію несуть форма, згини, контур літака, а фонове заповнення не розглядається [15]. У системах на основі відбитків пальців основна інформація отримується з папілярних ліній, їхньої траєкторії, точок початку й кінця, злиття й розгалуження і т.д.

Обробка орієнтована на максимально точне виділення ліній без врахування їхнього спотворення (товщини й пор).

Всі типи попередньої обробки можна розділити на чотири групи.

Перша група – без попередньої обробки, обумовленої неможливістю або складністю проведення. Сюди відносять оптичні системи ідентифікації [16, 17] і такі, в яких ознаки формуються з необробленого напівтонового зображення [18].

Друга група – з попередньою обробкою типу «вхідне зображення –

оброблене – бінарне – скелет». Більшість систем, що визначають особисті ознаки відбитків, належать до цієї групи.

Третя група – з попередньою обробкою типу «вхідне зображення – бінарне – скелет». У таких системах використовуються складніші алгоритми бінаризації. Вони також орієнтовані на особисті ознаки відбитків.

Четверта група – з попередньою обробкою типу «вхідне зображення – оброблене», або «вхідне зображення – оброблене – бінарне». У таких системах ознаки генеруються з обробленого або бінаризованого зображення. Сюди входять системи, що базуються на особистих та інших типах ознак.

Розглянемо більш детально алгоритми обробки останніх другого, третього і четвертого типів систем.

Для систем другої групи вирішення основної проблеми пов'язане з процесом бінаризації зображення. Цією проблемою займається значна кількість публікацій [15], і кожен розробник намагається вдосконалити та адаптувати її під власні потреби. В загальному, усі зображення відрізняються за яскравістю та контрастом, тому для їх бінаризації часто використовують адаптивний поріг. Типовою особливістю біометричних зображень є локальна змінність яскравості та контрасту, що призводить до використання локальної адаптивної бінаризації.

У більшості випадків в системах, де якість вхідного зображення низька, навіть при використанні локальної адаптивної бінаризації спостерігаються погані результати. Тому в таких системах всі передбачені етапи, що передують бінаризації та скелетизації, виконуються з метою поліпшення її результатів.

Виконаємо недовгий аналіз відомих алгоритмів оброблення типу «вхідне зображення – оброблене – бінарне – скелет».

1. Ітераційний алгоритм, що базується на теорії нечітких множин і бінаризації з адаптивним порогом [19].

В рамках цього алгоритму зображення розбивається на малі блоки, кожен з



яких обробляється окремо. Над кожним блоком виконуються такі операції:

- згладжування (фільтрація): застосування методів згладжування для покращення якості оброблюваного блоку.
- нечітке кодування (fuzzy coding): використання технік нечіткого кодування для представлення неоднозначності в інформації.
- контрастування: збільшення контрастності зображення для підвищення роздільної здатності.
- бінаризація: перетворення згладженого блоку у бінарне зображення з використанням адаптивного порогу.
- обчислення кількості нулів і одиниць: визначення кількості пікселів, що представляють нуль та одиницю в бінарному зображенні.
- нечітке декодування (fuzzy decoding): використання методів нечіткого декодування для відновлення нечіткої інформації після бінаризації.
- адаптація параметрів обробки: динамічна настройка параметрів алгоритму для кращого врахування особливостей кожного блоку.

Ця послідовність операцій виконується для кожного блоку до тих пір, поки кількість одиниць і нулів у бінарному зображенні блоку не зрівняється.

2. Алгоритм покращання якості та бінаризації зображення в роботі О'Гормана та Нікерсона [20]:

О'Горман та Нікерсон (O'Gorman and Nickerson) пропонують алгоритм для поліпшення якості та бінаризації зображення, який ґрунтується на використанні згортки з орієнтованими фільтрами (directional filters) відповідно до орієнтаційного зображення (directional image). Імпульсні характеристики фільтрів адаптуються до параметрів папілярного потоку, таких як мінімальна та максимальна ширина ліній, мінімальний та максимальний період, максимальна крутизна.

Ця фільтрація враховує локальні характеристики, які є стійкими до шумів,

оскільки вони визначаються відповідно до локальної орієнтації, що оцінюється з високою точністю. Процес фільтрації включає згортку з великими масивами, що відображається на великих обчислювальних витратах. Схожі алгоритми використовують інші дослідники [15].

Загалом, цей метод дозволяє покращити роздільну здатність та чіткість зображення, забезпечуючи адаптацію фільтрів до специфіки папілярного потоку.

3. Алгоритми покращання якості зображення з урахуванням локальної орієнтації:

Група вчених (Sherlock, Monroe, Millard) [21, 22]: Розробили алгоритм, який використовує спрямовану частотну фільтрацію, враховуючи локальну орієнтацію з подальшою бінаризацією. Зображення розбивається на блоки, над кожним з яких виконуються спрямовані фільтри з урахуванням локальної орієнтації, після чого застосовується бінаризація.

Інша група вчених (Wilson, Watson, Paek) [23]: Реалізували подібний підхід, де зображення розбивається на блоки розміром  $32 \times 32$  точки. Орієнтовані фільтри фільтрують блоки та підсилюють домінуючі частоти. Блоки формуються з перекриттям для зменшення ефекту обробки на краях.

Модифікований алгоритм у роботі [24]: Запропоновано алгоритм, в якому результуюче зображення формується з набору профільтрованих згідно з орієнтацією зображення.

Зазначені методи дозволяють покращити якість зображення, використовуючи спеціальні фільтри, що орієнтовані на локальну структуру зображення, та застосовуючи оптимізовані стратегії бінаризації для отримання чітких та високоякісних результатів.

4. Алгоритм, розроблений групою вчених Мічиганського університету [25].

Цей алгоритм здобув широке поширення завдяки своїй універсальності. Основний етап алгоритму включає обробку зображення за допомогою

спрямованого фільтра Габора. Алгоритм складається з наступних етапів:

- нормалізація: приведення зображення до стандартних або оптимальних параметрів для подальшої обробки.
- оцінка орієнтації зображення: визначення напрямку лінійних структур на зображенні.
- оцінка періоду папілярних ліній: визначення відстані між папілярними лініями.
- сегментація: розділення зображення на частини або області відповідно до його структури.
- фільтрація: застосування спрямованих фільтрів Габора для виділення конкретних патернів.
- бінаризація: перетворення обробленого зображення у бінарне, де області інтересу відділені від фону.
- скелетизація: зменшення структури об'єктів на зображенні до їхніх основних ліній або структур.

Цей алгоритм використовує доступну інформацію на зображенні на всіх етапах обробки, найповніше використовуючи її для підвищення якості обробки.

#### 5. Алгоритм обробки зображення від Хонга [26].

Алгоритм, запропонований Хонгом, включає наступні етапи:

- фільтрація зображення набором фільтрів Габора: застосування набору фільтрів Габора для виділення певних текстурних або структурних характеристик на зображенні.
- екстрагування чорних і білих ліній на зображенні: виділення чорних та білих ліній для подальшої обробки.
- сегментація та оцінка орієнтації зображення алгоритмом мажоритарної вибірки: розділення зображення на частини та визначення орієнтації шляхом визначення переважного напрямку.

– компонування результуючого зображення з профільтрованих: зібрання кінцевого зображення із врахуванням результатів попередніх етапів обробки.

Цей алгоритм, будучи найскладнішим, має тенденцію мати значні обчислювальні витрати, особливо на етапі фільтрації зображення за допомогою набору фільтрів Габора. Такі обчислення можуть призводити до великого часу обробки для одного зображення.

6. Алгоритм, що базується на операторі розмиття (Scale-Space Operator) і адаптується до структури папілярних ліній [27].

Цей алгоритм використовує оператор розмиття, який адаптується до особливостей структури папілярних ліній, і включає такі етапи:

– визначення параметрів оператора розмиття: процедура включає оцінку локальної ширини папілярних ліній і адаптацію рівня розмиття до рівня шуму на зображенні. Це дозволяє оптимально налаштувати оператор для конкретних умов і забезпечувати кращу визначеність структури.

– оцінка якості папілярних ліній: додатковий етап, на якому проводиться оцінка якості папілярних ліній. Це відображає, наскільки добре структура зображення відповідає моделі папілярних ліній. Така оцінка може допомогти у виборі оптимальних параметрів для подальшої обробки.

Цей алгоритм, шляхом адаптації розмиття до специфіки папілярних ліній та оцінки якості їх структури, може ефективно визначати та виділяти ці структури на зображенні, що робить його потенційно ефективним для завдань обробки зображень, пов'язаних з папілярними лініями.

Розглянемо алгоритми 3-го типу: «вхідне зображення – бінарне – скелет». Орієнтованість такої обробки на побудову скелета зображення чітко прив'язує їх до систем, що працюють з особистими ознаками або ознаками, що описують скелет.

Алгоритми від Мічиганського університету[25]. Цей алгоритм відноситься

до простих, оскільки використовує локальну бінарizaцію з адаптивним порогом. Відмінність полягає у врахуванні напрямку папілярних ліній при бінарizaції. Порог обирається залежно від напрямку ліній.

Продовження роботи: Додатково виконується детектування ліній.

Алгоритм [28] використовує ітераційне застосування оператора Лапласа та двох динамічних порогів для бінарizaції. Зображення згортається з оператором Лапласа, а точки з виходом за межі динамічного діапазону відзначаються нулем або одиницею. Порог змінюється на кожному кроці для забезпечення збіжності.

Алгоритм [30] використовує бінарizaцію за контурами ліній вхідного зображення, які формуються оператором Марра-Хілдрета.

Алгоритм [31] використовує комплексний метод відновлення та покращання відбитків, базований на реакційно-дифузійній моделі M-Lattice. Цей метод враховує динамічну нелінійну систему.

Ці алгоритми відображають різноманітні підходи до обробки зображень для визначення особистих ознак чи скелету. Вони використовують різні методи бінарizaції та враховують локальні особливості зображення для досягнення кращих результатів.

Четвертий тип алгоритмів не передбачає формування скелета і орієнтований на генерацію набору ознак із напівтонового або бінарного зображення. Ось опис кількох алгоритмів цього типу:

Алгоритм відслідковування папілярних ліній (Болонський університет).

Учені Болонського університету розробили алгоритм відслідковування папілярних ліній на напівтоновому зображенні [25].

Процес відслідковування відбувається згідно напрямку градієнта яскравості.

Стартові точки визначаються за допомогою прямокутної сітки на вхідному зображенні.

Для кожної стартової точки алгоритм відслідковує лінію до її закінчення або злиття з іншою, що представляє собою особисті ознаки.

Алгоритм Вебера [32].

У роботі Вебера вхідне зображення фільтрується смуговим фільтром у частотній області та бінаризується з локальним порогом.

Ознаки узору визначаються на бінарному зображенні без формування скелета.

Алгоритм за дивергенцією зображення орієнтації [33]:

В роботі [33] визначення особистих ознак проводиться за допомогою дивергенції зображення орієнтації.

Алгоритм використовує оператор дивергенції для визначення розривів в узорі, які відповідають ознакам.

Результати алгоритму задовільні лише для якісних зображень.

Ці алгоритми спрямовані на виявлення та опис особистих ознак на зображеннях, але не включають у себе етапу формування скелета.

За висновками з короткого огляду існуючих алгоритмів можна визначити, що всі вони орієнтовані на створення систем з векторами особистих ознак. Лише методи типу «вхідне зображення – оброблене – бінарне – скелет» можуть використовуватися для створення напівтонових оброблених зображень. Алгоритми, що базуються на нечітких множинах та операторі розмиття, не досягають високої якості вихідного зображення порівняно з методами, які використовують спрямовану фільтрацію. Хоча алгоритм Хонга демонструє найкращі результати, його використання обмежене через значні обчислювальні витрати.

Загальна концепція попередньої обробки відображена на рисунку 1.1.

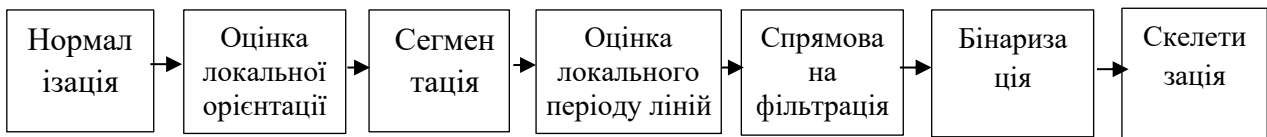


Рисунок 1.1 – Попередня обробка зображення

Проаналізуємо методи попередньої обробки зображень.

1. Процес нормалізації, перший етап, не впливає на сам папілярний узор, але зменшує різноманіття яскравості в самих зображеннях. У методі [25] використовується глобальна нормалізація яскравості, тоді як метод [23] використовує перетворення гистограми, а саме розтягування. Ці два підходи вирішують одну й ту ж проблему, але використовують різні методи. Обидва способи мають справу тільки з глобальними спотвореннями кривої яскравості і не усувають локальних артефактів.

2. Етап оцінки локальної орієнтації вимагає більшої уваги, оскільки існує багато різновидів методів.

Поняття орієнтації папілярної лінії та саме уявлення про орієнтацію кривої важливі, але не в змісті числового значення, а в термінах зображення орієнтації. Це представлення визначає орієнтацію дотичної  $\theta(i, j)$  до папілярної лінії в будь-якій точці  $g(i, j)$  вхідного зображення (рисунок 1.2). Якщо точка оцінки орієнтації знаходиться між папілярними лініями, то орієнтація визначається за їхнім напрямком.

Концепцію зображення орієнтації для відбитків пальців розробили Метре, Марсі, Кепур [34], які розглядають зображення орієнтації як трансформоване вхідне зображення, а оцінку орієнтації – як математичне перетворення. Їхній метод відрізняється простотою, обмеженими обчислювальними витратами і невисокою точністю оцінки.

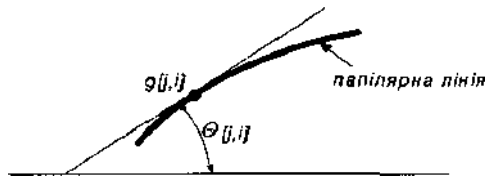


Рисунок 1.2 – Орієнтація папілярної лінії

На сьогодні найбільш поширеними є методи, що ґрунтуються на оцінці орієнтації за градієнтами яскравості вхідного зображення. Градієнт яскравості напівтону зображення – це орієнтований вектор, який вказує на напрям і швидкість зміни яскравості в області навколо точки зображення. Локальну орієнтацію ліній визначають різними методами.

Група вчених [35] пропонує оцінювати орієнтацію ліній шляхом усереднення напрямків градієнтів. Інший підхід передбачає використання вагової схеми оцінки. Ефективні результати надає метод середньоквадратичного визначення, а також використання власних значень і власних векторів автоковаріаційної матриці [36]. Еволюцією цих методів є ітераційні методи [25], які включають попередню обробку. Зокрема, пропонується оцінювати орієнтацію шляхом усереднення кута градієнтів, визначати середньоквадратичне відхилення і, якщо воно перевищує певний поріг, проводити повторну оцінку в більшому okolí. Існує і дещо складніший алгоритм [25], в якому орієнтація визначається шляхом усереднення кутів градієнтів, зображення орієнтації переводиться у неперервну площину (косинуси і синуси орієнтації), проводиться низькочастотна фільтрація, і відновлюється профільоване зображення орієнтації.

Огляд вищезгаданих методів та алгоритмів оцінки свідчить про перевагу градієнтних методів порівняно з іншими, за винятком алгоритму Хонга, який, хоча точніший, але значно збільшує обчислювальні витрати. Метод оцінки, що базується на автоковаріаційній матриці [36], також вимагає значних часових затрат. З градієнтних методів найкращі результати демонструє метод оцінки з



фільтрацією орієнтації [25], який буде взятий за основу при розробці нашого власного методу.

3. Сегментація зображення передбачає розділення зображення на дві області: інформативну, де присутній папілярний узор, і неінформативну (також називають фоною), де відбиток відсутній.

Для різних типів систем і зображень використовують специфічні методи сегментації. Однак для зображень відбитків методи трошки відрізняються від класичних [37].

Метре, Марі та Кепур [34] вказують на важливість розбиття зображення на блоки та побудови гістограми середньоквадратичного відхилення яскравості для 16 напрямків орієнтації. Вони визначають пік гістограми та, якщо він перевищує порогове значення, відносять блок до інформативної області, інакше - до неінформативної. Проте їхній перший метод ефективний лише для якісних зображень і неправильно сегментує області з великою крутизною ліній. Вони пропонують використовувати блочну сегментацію за дисперсією яскравості. Якщо дисперсія яскравості перевищує поріг, то блок вважається інформативним, інакше - неінформативним. Вдосконалений варіант включає обчислення дисперсії яскравості вздовж та перпендикулярно до напрямку орієнтації. Інші методи сегментації [23] використовують адаптивний поріг, ерозію та формування замкнутої інформативної області, проте не відкидають неякісні області.

Щоб уникнути недоліків певних методів сегментації, доцільно використовувати три параметри для класифікації [38]: когерентність ліній, середнє значення та дисперсію яскравості у блоці. Класифікація проводиться за допомогою лінійної вирішуючої функції [39] з апріорно визначеними ваговими коефіцієнтами. Застосування трьох параметрів класифікації [26] (амплітуда яскравості, частота ліній та дисперсія яскравості) також може забезпечити непогані результати, хоча оцінка частоти папілярних ліній може бути нестійкою

до шумів на зображенні, що призводить до нестійкої класифікації блоків. З усіх розглянутих методів сегментації за когерентністю потоку папілярних ліній вважається оптимальним вибором.

#### 4. Оцінка локального періоду папілярних ліній.

Літературний аналіз вказує на наявність лише одного методу для оцінки локального періоду папілярних ліній [25]. Цей метод передбачає створення проєкції фрагмента папілярної лінії в околі точки оцінки на вісь, перпендикулярну до її орієнтації. Далі, на одновимірній проєкції, яка у ідеальному випадку повинна мати гармонійну структуру хвилі, знаходять піки  $i$ , враховуючи відстань між ними, оцінюють середній період в околі точки. У випадку блоків, де період не може бути оцінений, він визначається з використанням періоду в сусідніх блоках. Останнім етапом оцінки є низькочастотна фільтрація зображення локального періоду. Цей метод виявляється ефективним для точної оцінки періоду на якісних зображеннях з чіткими паралельними папілярними лініями. Проте, в зашумлених областях з для папілярних потоків з міжпапілярними включеннями та точками з непаралельними лініями, цей метод може невірно або взагалі не оцінювати період через втрату гармонійного характеру проєкції.

Щодо методу оцінки глобального (середнього) періоду для всього зображення [15], він передбачає створення восьми січень зображення  $i$ , на основі їхніх одновимірних представлень, оцінює середній період ліній. Цей метод є більш простим, але менш точним порівняно з попереднім, оскільки січення можуть перетинати фонову або зашумлену область відбитка, а також пролягати вздовж папілярних ліній для деяких типів узорів.

Загальний погляд на існуючі методи вказує на їхню недостатню стійкість і точність.

#### 5. Спрямована фільтрація.

Оригінальною ідеєю застосування фільтрації до відбитків пальців

скористалися розробники АДС PrintRac. Зображення розбивалося на блоки розміром  $32 \times 32$  точки, які перекривалися. Кожен блок піддавався фільтрації за допомогою смугового фільтра з підсиленням домінуючих частот. Недоліком цього фільтра було поява артефактів на вихідному зображенні.

Спрямовані фільтри спочатку розроблялись для сегментації текстурних зображень [25], де вони виділяли лінії, розташовані під певним кутом.

Використання ідеального спрямованого частотно-смугового фільтра [23] призводило до спотворення ліній і виникнення значних краєвих ефектів. У вдосконаленому фільтрі [22] амплітудно-частотна характеристика була розбита на дві незалежні складові. Перша складова відповідала за частотну смугову фільтрацію і представляла смуговий фільтр Батерворта, настроєний на середній період папілярних ліній. Друга складова відповідала за спрямовану фільтрацію і була синусоїдальним фільтром [40]. Результуюче зображення формувалося за допомогою мажоритарного алгоритму із профільтованих десяти зображень. Використання такої амплітудно-частотної характеристики дозволило зменшити краєві ефекти, але не зовсім їх усунути. Замість мажоритарного алгоритму було запропоновано використовувати зображення орієнтації [24] для об'єднання результатів. Всі розглянуті методи спрямованої фільтрації передбачають повторне застосування швидкого перетворення Фур'є (ШПФ), що є основним обмеженням у великому застосуванні цих алгоритмів. Також слід відзначити, що краєві ефекти виникають у всіх описаних методах.

Огляд фільтрів вказує на перевагу використання фільтра Габора на етапі обробки папілярних зображень. Єдиним обмеженням є необхідність визначення періоду та орієнтації папілярних ліній.

Кореляційні методи, широко використовувані в інших системах розпізнавання [41], також знайшли своє використання в системах ідентифікації дактилоскопії. У відміну від кореляційних методів для структурного опису образів

[41], тут корелюються самі зображення, а не вектори ознак. Для обчислення кореляційної функції використовують оптичні корелятори [16, 42] або швидке перетворення Фур'є [43]. Обидва методи математично описуються звичайним виразом кореляції [44]. У цих системах векторів ознак немає, і їх роль відіграють фрагменти зображень [43]. В оптичних системах застосовуються два типи кореляторів: Вандерлюхта [16] і оптичний корелятор із взаємно-модульованими зображеннями [42].

Для досягнення інваріантності кореляційного методу на основі оптичного корелятора Вандерлюхта використовують не лише одне статичне зображення, але й відеопослідовність кадрів [16]. У кожному кадрі присутня повернута на певний кут картинка відбитка.

Незважаючи на високу продуктивність, оптичні корелятори мають свої недоліки: високі витрати та значний обсяг апаратної частини. Щодо використання кореляційних методів для систем ідентифікації, виникає ще одне обмеження - висока чутливість до геометричних спотворень (ефект «губки»). Особливо це помітно при кореляції двох великих зображень.

Менш складним варіантом є використання методу кореляції на базі швидкого перетворення Фур'є, що може бути здійснений на звичайних обчислювальних машинах або мікропроцесорах. Проте, проблемою в такому випадку є великі обчислювальні витрати для проведення швидкого перетворення Фур'є.

Одним із вирішень цієї проблеми є використання кореляції п'яти фрагментів вхідного зображення розміром  $24 \times 24$  точки з еталонним зображенням [43]. Алгоритм реалізується в три етапи.

1.3 вхідного зображення вибирають п'ять фрагментів, розташованих недалеко від центра узору із найменшим коефіцієнтом кореляції з іншими фрагментами. Формується п'ятикутник, обмежений центрами обраних

фрагментів.

2. Кожен фрагмент корелюється за допомогою швидкого перетворення Фур'є з відповідним зображенням з бази даних, і визначаються координати піку кореляційної функції. Це визначає область зображення, яка найбільше подібна до фрагмента вхідного зображення. Так само встановлюються координати решти чотирьох фрагментів. Формується п'ятикутник за визначеними координатами.

3. Рішення про ідентифікацію приймається порівнянням двох п'ятикутників. Порівнюються кути і ребра. Рішення приймається на підставі еліптичної вирішуючої функції.

Самі розробники вказують на великі обчислювальні затрати цього методу, навіть при використанні швидкого перетворення Фур'є, тому вони рекомендують використовувати його лише для підтвердження ідентифікації (верифікації відбитків пальців, *fingerprint verification*). Перевагою такого застосування кореляційних методів розпізнавання є менша чутливість до геометричних спотворень, оскільки вони лише незначно впливають на узор у межах фрагментів розміром  $24 \times 24$  точки.

Проте існують деякі недоліки. По-перше, схожі фрагменти в узорах одного типу можуть мати дуже аналогічні ознаки і розташовуватися під одним і тим же п'ятигранником. По-друге, метод не є повністю інваріантним до повороту, хоча він менш чутливий до цього ефекту завдяки малим розмірам фрагментів. Хоча автори стверджують про інваріантність у межах 10 градусів, це може бути недостатньо для біометричних ідентифікаційних систем. Загальним недоліком кореляційних методів порівняння є необхідність зберігати повні еталонні зображення. Ознаки і кореляційний метод, описаний нижче, допомагають подолати цей недолік.

Щодо комбінованих методів, одним із напрямків вдосконалення систем ідентифікації є використання різних типів векторів ознак і методів порівняння. Це

дозволяє більш детально описати узор відбитка і краще налаштувати систему для розпізнавання різних узорів [25]. Ще однією стратегією для підвищення точності ідентифікації є комбінування різних біометричних характеристик людини, таких як відбитки пальців і зображення обличчя [37].

У дослідженні [45] висунуто пропозицію використовувати три різних методи порівняння, які представлені в блоках з номерами 1, 5 та метод на основі розкладу Карунена-Лоєва [46], які показані на рисунку 1.1. Для утворення остаточного рішення щодо ідентифікації порівнюють два методи об'єднання результатів порівнянь: вибір рішення на основі найкращого результату (тобто максимальної подібності) і формування рішення на основі зваженої суми результатів всіх трьох методів. Експериментально встановлено, що найефективніше використовувати всі три методи і приймати рішення на основі найкращого результату.

Дослідження комбінацій чотирьох методів, як описано в [47], включають три методи, що базуються на особистих ознаках (блок №4 на рисунку 1.1) і метод на основі фільтрації центрального оточення узору набором фільтрів Габора (блок №1 на рисунку 1.1). Виявлено, що найкращою є комбінація двох методів, що базуються на особистих ознаках [26], і методу на основі фільтрів Габора [25, 47]. Загальним висновком досліджень є твердження, що для підвищення точності ідентифікаційних систем необхідно використовувати комбінацію методів, які використовують різні типи ознак, які взаємодоповнюють одна одну. Ця концепція повністю відповідає інформаційному підходу до оцінки корисності ознак на основі ентропії з використанням диференційного критерію ефективності [15].

### 1.3 Аналіз систем управління базами даних

Системи управління базами даних (СУБД) відіграють значущу роль у зберіганні, структуруванні та обробці даних у сфері інформаційних систем. Аналіз цих систем охоплює різноманітні аспекти, від моделей даних до технічних аспектів.

У сучасних СУБД існують дві основні моделі даних: реляційна та нереляційна.

Багато СУБД ґрунтуються на реляційній моделі, де дані представлені у вигляді таблиць. Це спрощує структуру даних і дозволяє використовувати мову SQL для взаємодії з базою даних.

Нереляційна модель використовується в деяких системах для опрацювання неструктурованих даних. Це може включати різні підходи, такі як ключ-значення, документи, стовпці тощо.

Розглянемо технічні аспекти СУБД.

1. Індексція та оптимізація запитань.

СУБД використовують різноманітні методи індексації для швидкого шляху до даних. Оптимізація запитань грає ключову роль у забезпеченні ефективності виконання складних запитів.

2. Розподіл та масштабованість.

Розподілені СУБД дозволяють розміщувати дані на різних серверах, забезпечуючи горизонтальну масштабованість. Це особливо актуально для великих обсягів даних.

3. Інтеграція з іншими технологіями.

Сучасні СУБД повинні бути інтегровані з іншими технологіями, такими як, наприклад, хмарні сервіси, розподілені системи зберігання та інші.

4. Захист даних.

СУБД повинні забезпечувати ефективний контроль доступу та механізми автентифікації для гарантування конфіденційності та цілісності даних.

Врахування сучасних методів захисту від кібератак, таких як шифрування, моніторинг та аудит, стає критичним для усунення можливих загроз.

## 5. Сучасні тенденції та інновації.

Деякі СУБД використовують штучний інтелект для автоматизації оптимізації запитань та розширення функціональності. Використання технологій блокчейну для створення розподілених баз даних додає додатковий рівень безпеки та довіри.

Розглянемо детальніше реляційні системи управління базами даних (РСУБД). РСУБД є одними з найпоширеніших та найефективніших засобів для організації та управління даними в різноманітних доменах. Проаналізуємо основні особливості РСУБД.

1. Мова запитів. РСУБД використовують мову запитань SQL для взаємодії з базою даних. Стандартизація SQL (наприклад, SQL-92, SQL:1999, SQL:2003) дозволяє взаємодіяти з різними РСУБД за допомогою єдиної мови запитань.

### 2. Процедурне розширення SQL.

Багато РСУБД підтримують процедурні розширення SQL, які дозволяють створювати збережені процедури, функції та тригери, що спрощує логіку та контроль над даними.

### 3. Модель даних

#### 3.1. Таблична структура

Основна концепція – дані представлені у вигляді таблиць з рядками та стовпцями, що спрощує організацію та структуру даних.

#### 3.2. Нормалізація

Процес нормалізації дозволяє уникнути аномалій та забезпечує ефективне використання простору бази даних, сприяючи її структурованості.

### 4. Індексція та оптимізація запитань

#### 4.1. Типи індексів



РСУБД підтримують різні типи індексів, такі як одноколоночні, багатоколоночні та унікальні, що покращує швидкість пошуку та сортування.

#### 4.2. Оптимізація запитань

Оптимізатори запитань в РСУБД аналізують запити та вибирають оптимальний план виконання, забезпечуючи ефективну обробку даних.

### 5. Транзакції та захист даних

#### 5.1. ACID-властивості

РСУБД гарантують ACID-властивості транзакцій: атомарність, консистентність, ізолюваність та довершеність, що забезпечує надійність операцій з даними.

#### 5.2. Рівні ізоляції транзакцій

Можливість налаштування рівнів ізоляції транзакцій дозволяє визначити баланс між швидкістю та довірою.

### 6. Сучасні тенденції та інновації

#### 6.1 Розширення даних

Деякі РСУБД підтримують розширення даних, такі як JSON- або XML-типи, що полегшує роботу з різноманітними форматами даних.

#### 6.2 Автоматизована оптимізація

Використання машинного навчання та штучного інтелекту для автоматизації процесів оптимізації запитань та покращення продуктивності.

Цей аналіз надає загальний огляд ключових аспектів РСУБД. Детальний аналіз може вимагати врахування конкретних реалій конкретних систем.

Існує багато сучасних систем управління базами даних (СУБД), які використовуються в різних галузях та для різних завдань. Наведено кілька з них:

#### 1. MySQL:

– Властивості: Відкритий код, реляційна СУБД, підтримує мову SQL, має широкі можливості для великих і невеликих проєктів. Комерційний продукт,

широко використовується в екосистемі Microsoft, має різні рівні служб та можливостей.

- Застосування: Веб-застосунки, системи управління контентом, енттерпрайз-рішення, корпоративні системи, бізнес-аналітика.

## 2. PostgreSQL:

- Властивості: Відкритий код, реляційна СУБД, підтримує декларативні та процедурні мови програмування.

- Застосування: Великі обсяги даних, геопросторові застосунки, наукові дослідження.

## 3. Oracle Database:

- Властивості: Комерційний продукт, реляційна СУБД, високий рівень надійності та масштабованості.

- Застосування: Енттерпрайз-рішення, фінансові системи, телекомунікаційні застосунки.

## 4. MongoDB:

- Властивості: Відкритий код, NoSQL СУБД, використовує JSON-подібні документи для зберігання даних.

- Застосування: Веб-застосунки, аналітика в реальному часі, проекти з великим обсягом неструктурованих даних.

## 5. SQLite:

- Властивості: Вбудовується, легка, сервер непотрібен, підтримує SQL.

- Застосування: Мобільні додатки, вбудовані системи, малий обсяг ресурсів.

## 6. Amazon Aurora:

- Властивості: Повністю керована реляційна СУБД в хмарному середовищі AWS, висока доступність та масштабованість.

- Застосування: Хмарні застосунки, енттерпрайз-рішення.

## 7. Cassandra:

- Властивості: NoSQL СУБД, спроектована для обробки великих обсягів розподілених даних.
- Застосування: Інтернет-офіси, системи моніторингу, журнальні та аналітичні застосунки.

## 8. Redis:

- Властивості: Ін-меморі ключ-значення NoSQL СУБД, використовується для швидкого кешування та обміну даними.
- Застосування: Кешування веб-сторінок, логізація користувачів, сесійні сховища.

## 9. MariaDB:

- Властивості: Відкритий код, реляційна СУБД, форк MySQL з покращеннями та нововведеннями.
- Застосування: Веб-застосунки, ентерпрайз-рішення.

Кожна з цих систем має свої переваги та

### MySQL:

#### Переваги:

1. Відкритий код: MySQL є відкритим програмним забезпеченням, що дозволяє безкоштовно використовувати та модифікувати його код.
2. Широка підтримка: MySQL широко використовується у веб-розробці та має велику спільноту користувачів.
3. Висока продуктивність: Добре оптимізована для швидкодії роботи з базою даних, особливо при великому обсязі читань.
4. Розширюваність: Можливість горизонтальної та вертикальної масштабованості для впорядкування зростання навантаження.

#### Недоліки:

1. Обмеженість деяких функцій: У порівнянні з деякими конкурентами, MySQL може мати менше функцій та можливостей.

2. Підтримка JSON-типу об'єктів: Хоча є підтримка JSON-типу, вона може бути менш розвиненою порівняно з NoSQL базами даних.

PostgreSQL:

Переваги:

1. Розширена підтримка SQL: PostgreSQL має багатий набір функцій та розширену підтримку SQL-запитань.

2. Процедурне розширення: Підтримка процедурних мов, що дозволяє розробникам використовувати власні мови програмування для збережених процедур.

3. Геопросторова підтримка: Має вбудовану підтримку для роботи з геопросторовими даними.

4. ACID-властивості: Гарантує високий рівень надійності та стійкості до відмов.

Недоліки:

1. Високі вимоги до ресурсів: Деякі операції можуть вимагати більше ресурсів порівняно з іншими системами.

2. Менша спільнота: Спільнота користувачів не така велика, як у MySQL, але все ще досить активна.

MongoDB:

Переваги:

1. Гнучкість схеми: MongoDB є NoSQL базою даних, що дозволяє гнучко визначати схему даних.

2. Розподілена архітектура: Добре підходить для розподіленого зберігання та обробки великих обсягів даних.

3. Швидка розробка: Зручна для швидкої розробки та використання, особливо в середовищі, де обсяги даних можуть швидко змінюватися.

Недоліки:

1. Висока витратність пам'яті: MongoDB може вимагати значних обсягів пам'яті для оптимальної роботи.

2. Менша підтримка для складних SQL-запитань: У порівнянні з реляційними базами даних, деякі складні SQL-запити можуть бути менш ефективними.

Ці переваги та недоліки можуть бути релевантними для конкретних вимог проекту та умов його використання.

Приведемо порівняльну таблицю (таблиця 1.1) деяких систем управління базами даних (СУБД) з огляду на різні аспекти.

Таблиця 1.1 – Порівняння систем управління базами даних (СУБД)

| Характеристика / СУБД | MySQL     | PostgreSQL | MongoDB                                       |
|-----------------------|-----------|------------|---|
| Тип бази даних        | Реляційна | Реляційна  | NoSQL (документ-орієнтована)                  |
| Мова запитів          | SQL       | SQL        | JSON-подібні документи                        |
| Ліцензія              | GPL       | PostgreSQL | Server Side Public License (SSPL)             |
| Підтримка транзакцій  | Так       | Так        | Ні (за замовчуванням, але є у деяких версіях) |

Продовження таблиці 1.1

|                       |     |    |  |
|-----------------------|-----|----|--|
| Спрощений розгортання | Так | Ні | Так (особливо для розгортання на хмарних платформах) |
|-----------------------|-----|----|--|

|                           |  |  |  |
|---------------------------|--|--|--|
| Розширені можливості JSON | Ні   | Так  | Так  |
| Геопросторові можливості  | За допомогою додаткових розширень (наприклад, PostGIS) | За допомогою додаткових розширень (наприклад, PostGIS) | Так (за допомогою GeoJSON та Geospatial Indexes)   |
| Масштабованість           | Вертикальна та горизонтальна                           | Вертикальна та горизонтальна                           | Горизонтальна  |
| Загальна продуктивність   | Зазвичай швидка  | Зазвичай висока  | Залежить від випадку використання (зокрема, з великою кількістю читань та менше записів) |
| Документація та спільнота | Широка спільнота та документація                       | Широка спільнота та документація                       | Широка спільнота, але менше формальної документації                                      |
| Підтримка ACID            | Так  | Так  | Зазвичай ні (відмінності у консистентності та ізоляції)                                  |
| Схема даних               | Фіксована (можливості для використання JSON-полів)     | Гнучка (можливості для використання JSON-полів)        | Динамічна (не потрібно передбачати схему заздалегідь)                                    |

Продовження таблиці 1.1

|          |             |             |  |
|----------|-------------|-------------|--|
| Вартість | Безкоштовна | Безкоштовна | Безкоштовна (основна версія), але може |
|----------|-------------|-------------|--|

|           |                   |                   |  |
|-----------|-------------------|-------------------|--|
|           |                   |                   | виникнути плата за підтримку або додаткові функції |
| Платформи | Крос-платформенна | Крос-платформенна | Крос-платформенна                                  |

#### 1.4 Висновки до розділу 1

У даному розділі проаналізовані біометричні зображення, виділено їх особливості та сфери застосування. Проаналізовано методи опрацювання зображень на низькому рівні, що дало можливість розробити узагальнений алгоритм опрацювання дактилоскопічних зображень. Здійснено аналіз систем управління базами даних включає вивчення їх моделей даних, технічних особливостей, заходів з безпеки та новітніх тенденцій.

## 2 МЕТОДИ ПОПЕРЕДНЬОГО ОПРАЦЮВАННЯ ДАКТИЛОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

### 2.1 Сегментація дактилоскопічних зображень

Етап сегментації часто охарактеризований як формування маски зображення. У процесі сегментації відбувається розділення зображення на дві зони: інформативну  $\Psi$  (ділянка, де існує або може бути відтворена інформація про папілярні лінії) та неінформативну  $\Xi$  (ділянка, де інформація про папілярні лінії відсутня або не може бути відновлена). Такий підхід до сегментації дозволяє уникнути обробки фонові зони зображення та видалити неінформативні об'єкти.

Зазвичай сегментацію виконують відповідно до градієнту яскравості, позначеного як  $G(i, j)$ , який обчислюється за допомогою оператора Кірша:

$$G(i, j) = \|\partial_x(i, j), \partial_y(i, j)\|,$$

$$\partial_x = g * H_2, \quad \partial_y = g * H_1$$

$$H_1 = \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \quad H_2 = \begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

$$\|\partial_x(i, j), \partial_y(i, j)\| = |\partial_x(i, j)| + |\partial_y(i, j)|,$$

де  $H_1, H_2$  – оператори Кірша;  $\partial_x, \partial_y$  – масиви дискретних похідних за відповідними осями зображення. Вектор градієнта яскравості для точки  $(i, j)$  описується в ДСК



вектором  $\begin{pmatrix} \partial_x(i, j) \\ \partial_y(i, j) \end{pmatrix}$ . Для обрахунку дозволено застосовувати як прості оператори

Собела, Робертса, Превітта, Кірша, так і складний – Марра-Хілдрета [15]. Маска рахується так:

$$mask(i, j) = \begin{cases} 1; & med_{i, j \in K \times K}(G(i, j)) \geq c \\ 0; & med_{i, j \in K \times K}(G(i, j)) < c \end{cases}, \quad \forall (i, j) \in R,$$

де  $c$  – порогова величина (визначається експериментально);  $R = \Psi + \Xi$  – уся область зображення;  $K \times K$  – розмір вікна фільтрації ( $K = 24$ ). Медіанна фільтрація [48, 49] застосовується для згладження дії імпульсних шумів і утворення плавної картини градієнта яскравості (рисунок 2.1 б). Останньою операцією є порогова бінаризація результату фільтрації (рисунок 2.1 в), яка і формує бінарну маску.

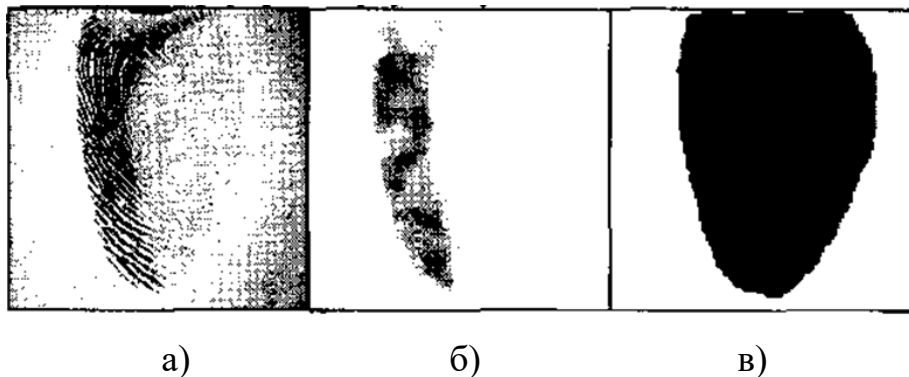


Рисунок 2.1 – Вхідне зображення (а), градієнт зображення після медіанної фільтрації (б) і маска інформативної області зображення (в)

Розроблений метод виділення інформативної області  $\Psi$  гнучкіший у використанні і простіший у виконанні, ніж існуючі. Попіксельне обчислення маски дозволило більш точно виділяти інформативну область на зображенні, а ніж

блочні методи. На відміну від методу, базованого на когерентності ліній [38], розроблений не дає збоїв у центральних областях узору, де лінії мають сильну крутизну (отже, і малу когерентність).

## 2.2 Квазіоптимальна фільтрація

Класичний квазіоптимальний просторовий фільтр з АЧХ у вигляді  $f(i, j)^2$  забезпечує добрі результати на якісних зображеннях із рівномірним контрастом. Якщо ж його використати для зображень відбитків пальців із низькоконтрастними зонами, тоді ці зони будуть придушені шляхом зменшення енергії їх спектральних складових, що зумовлено просторовою селективністю фільтра.

Для усунення наведеного недоліку взамін просторово-частотного квазіоптимального фільтра з обмеженою смугою пропускання необхідно використати частотно-селективний квазіоптимальний фільтр з обмеженою смугою пропускання.

Якщо розглянути зображення гармонічної хвилі, яка має напрям під кутом  $\varphi$  до осей координат, то її основна гармоніка на спектрі буде розташована під таким самим кутом, а віддаль  $\omega_r$  (яка відповідає радіальній частоті) від центра спектра відповідає її частоті (рисунок 2.2 а).

Спектр зображення гармонічної хвилі  $g_z(x, y) = A \cos(Tx)$ , направленої вздовж осі ОХ (рисунок 2.3 б), запишеться так:

$$f(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g_z(x, y) e^{-j(x\omega_x + y\omega_y)} dx dy = A\pi(\delta(\omega_r - x, y) +$$

$$+\delta(\omega_r + x, y)), \quad (2.1)$$

де  $\delta(x, y)$  – функція Дірака;  $T = \frac{2\pi}{\omega_r}$  = період гармонічної хвилі;  $A$  – амплітуда гармонічної хвилі.

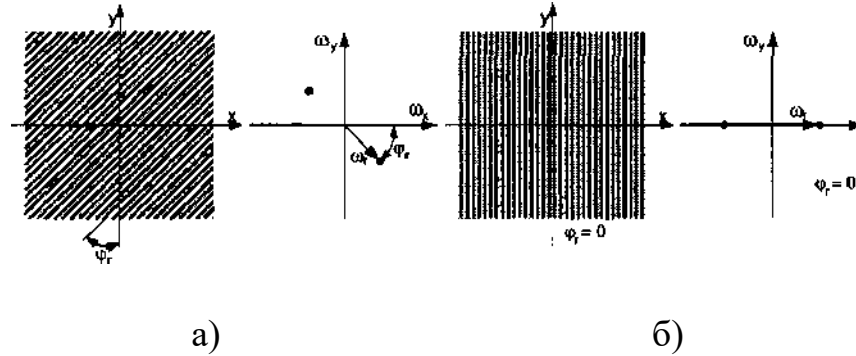


Рисунок 2.2 – Зображення й структура спектрів нахиленої (а) і направленої вдовж осі ОХ гармонічної хвилі (б)

Для нахиленої гармонічної хвилі  $g_z(x, y) = A \cos(T(x \cos \varphi + y \sin \varphi))$  спектр буде таким:

$$f(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g_z(x, y) e^{-j(x\omega_x + y\omega_y)} dx dy = \\ = A\pi(\delta(\omega_r \cos \varphi - x, \omega_r \sin \varphi + y) + \delta(\omega_r \cos \varphi + x, \omega_r \sin \varphi - y)), \quad (2.2)$$

де  $\varphi$  – кут нахилу гармонічної хвилі. Вона може бути представлена як хвиля вздовж координатної осі ОХ, повернутої на  $\varphi$  ДСК, в якій спектр записується виразом (2.1). Якщо спектр перевести в циліндричну систему координат (ЦСК), то формули спектрів (2.1) і (2.2) матимуть вигляд:

$$f(r, \theta) = A\pi(\delta(\omega_r - r, \theta) + \delta(\omega_r - r, \theta - \pi)), \quad (2.3)$$

$$f(r, \theta) = A\pi(\delta(\omega_r - r, \theta - \varphi) + \delta(\omega_r - r, \theta - \varphi - \pi)), \quad (2.4)$$

де  $r, \theta$  – координати в ЦСК. На основі представлень (2.3) і (2.4) розділяють просторові і частотні координати гармонік. Координата  $r$  відповідає за частоту гармонічної складової, а  $\varphi$  – за її орієнтацію. В такому випадку, якщо АЧХ фільтра в ЦСК залежить від  $\varphi$ , то він має просторову селективність, а якщо від  $r$  – то частотну.

Просторово і частотно-селективні фільтри для спектрів, описаних формулами (2.3), (2.4), матимуть такі АЧХ:

$$h(r, \theta) = \begin{cases} 1; & \forall (r = \omega_r) \wedge (\theta = 0 \vee \theta = \pi), \\ 0; & \forall (r \neq \omega_r) \vee (r = \omega_r \wedge (\theta \neq 0 \vee \theta \neq \pi)), \end{cases}$$

$$h(r, \theta) = \begin{cases} 1; & \forall (r = \omega_r) \wedge (\theta = \varphi \vee \theta = \varphi + \pi), \\ 0; & \forall (r \neq \omega_r) \vee (r = \omega_r \wedge (\theta \neq \varphi \vee \theta \neq \varphi + \pi)), \end{cases}$$

АЧХ частотно-селективних фільтрів однакова для обох спектрів (2.3), (2.4)

$$h(r, \theta) = \begin{cases} 1; & \forall r = \omega_r, \\ 0; & \forall r \neq \omega_r. \end{cases} \quad (2.5)$$

АЧХ просторово-частотного та частотно-селективного фільтрів, для зображення колової дифракційної ґратки, буде однакова й опишеться формулою (2.5), оскільки на ньому є спектральні складові з орієнтацією в усьому діапазоні кутів  $\theta \in [0, \pi]$ .

У разі побудови фільтрів для дактилоскопічних зображень необхідно брати до уваги, що їх спектр нерівномірно розподілений у смузі частот. Просторово-селективний фільтр зменшуватиме рівень неосновних гармонік зображення, які відповідають папілярним лініям з орієнтацією, відмінною від основної. Цього не буде лише в ідеальному випадку, коли основні гармоніки зображення розподілені рівномірно за орієнтацією, що характерно виключно для колової дифракційної ґратки.

Формування АЧХ частотно-селективного фільтра передбачає інтегральну оцінку основних гармонік за всіма напрямками. Тоді пропускатимуться папілярні потоки з основним періодом, що відповідає спектральним складовим, в яких зосереджена найбільша енергія зображення, і зменшуватимуться з іншим періодом.

Розглянемо побудову АЧХ квазіоптимального фільтра для дактилоскопічних зображень. Нехай  $g(x, y)$  – зображення, а  $f(\omega_x, \omega_y)$  – його спектр. Для інтегральної оцінки розподілу гармонічних складових зображення необхідно спектр  $f(\omega_x, \omega_y)$  описати в ЦСК –  $f(\omega_r, \theta)$  і знайти інтегральну проекцію на вісь  $o\omega_r$  (рисунок 2.3 а).

Проекція оцінюється так:

$$p(\omega_r) = \int_{-\pi}^{\pi} |f(\omega_r, \theta)| d\theta$$

АЧХ квазіоптимального частотно-селективного фільтра в ЦСК опишеться формулою

$$h'(\omega_r, \theta) = \frac{p(\omega_r)}{\max(p(\omega_r))}$$

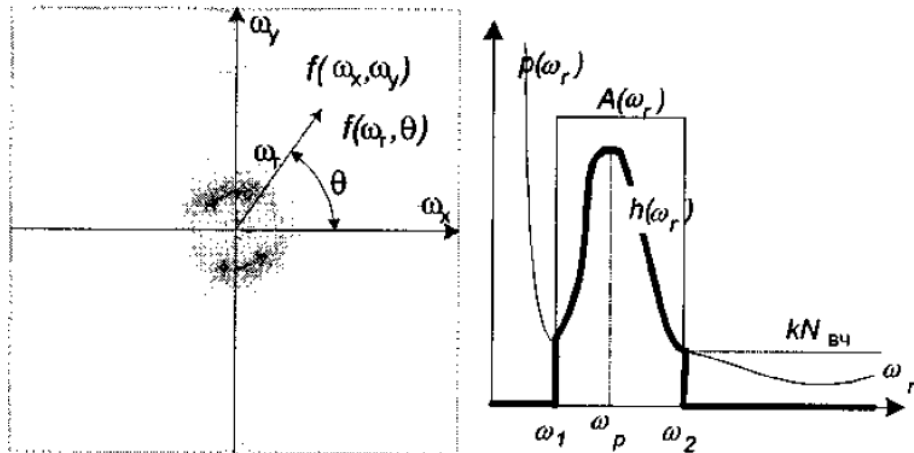


Рисунок 2.3 –Зображення спектра а); Структура проєкції ДСК і ЦСК б). спектра на вісь  $\omega_r$ ,  $p(\omega_r)$ , АЧХ смугового  $A(\omega_r)$  і квазіоптимального  $h(\omega_r)$  фільтрів

З урахуванням першої особливості дактилоскопічних зображень енергія інформативних спектральних складових зосереджена в середньочастотній смузі. Отже, квазіоптимальний фільтр для таких зображень повинен пропускати їх без послаблення, згідно визначення квазіоптимального фільтра [40].

Якщо обробляти зображення фільтром з АЧХ (2.5), то отримаємо зображення з придушеними середньо- і високочастотними складовими, оскільки основна енергія спектра зосереджена в НЧ складових. У випадку обробки дактилоскопічних зображень квазіоптимальний частотно-селективний фільтр має пропускати без зміни спектральні складові з частотою  $\omega_p$  ( $\omega_p$  – координата піка в області СЧ). Комбінацію ідеального смугового і квазіоптимального фільтра з просторово- частотною селективністю було застосовано раніше [23], але не враховано, що відбитки мають різний середній період, а відтак і смугу основних складових спектра. Замість емпірично визначеної смуги пропускання пропонуємо використовувати адаптивну смугу пропускання, що додатково описано у роботі [15]. У такому випадку фільтр буде квазіоптимальним частотно-селективним із

адаптивною смугою пропускання.

Нижня межа смуги пропускання  $\omega_1$  визначається як координата локального мінімуму на відрізку  $[0, \omega_p]$  проекції  $p(\omega_r)$ . Для встановлення верхньої частоти пропускання  $\omega_2$  робимо припущення, що спектр  $n_{BЧ}(\omega_x, \omega_y)$  – рівномірний і дорівнює  $N_{BЧ}$ . Тоді частота відповідатиме перетину кривої  $p(\omega_r)$  і прямої  $kN_{BЧ}$  (величина  $k$  визначається експериментально й коливається в межах 1,2; ...; 1,5). Таке припущення з певною похибкою підтверджується практичними дослідженнями.

АЧХ квазіоптимального частотно-селективного фільтра з адаптивною смугою пропускання в неперервному просторі ЦСК опишеться формулою:

$$h(\omega_r, \varphi) = \begin{cases} \frac{p(\omega_r)}{p(\omega_p)}; & \forall \omega_r \in [\omega_1, \omega_2], \\ 0; & \forall \omega_r \notin [\omega_1, \omega_2] \end{cases}$$

або в ДСК

$$h(\omega_x, \omega_y) = \begin{cases} \frac{p(\sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2})}{p(\omega_p)}; & \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2} \in [\omega_1, \omega_2], \\ 0; & \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2} \notin [\omega_1, \omega_2]. \end{cases}$$

У просторовій області частота  $\omega_p$  обернено пропорційна середньому періоду папілярних ліній.

У дискретному просторі для зображення  $g$  зі спектром  $f$  АЧХ квазіоптимального частотно-селективного фільтра з адаптивною смугою пропускання запишемо таким чином:

$$p(v) = \sum_{l=v-1}^{v+1} p'(l),$$

$$p'(v) = \sum_{i,j} \begin{cases} |f(i, j)|; & \sqrt{i^2 + j^2} \in [(v-0,5), (v+0,5)], \\ 0; & \sqrt{i^2 + j^2} \notin [(v-0,5), (v+0,5)], \end{cases}$$

де  $p'(v)$  – проекція спектра, аналог  $p(\omega_r)$ ;  $p(v)$  – згладжена усереднюючим фільтром проекція  $p'(v)$ ;  $v_p$  – частота основних гармонік зображення, аналог  $\omega_p$ ;  $v_1, v_2$  – нижня й верхня межа смуги пропускання фільтра, аналоги  $\omega_1, \omega_2$ . Усереднююча фільтрація проекції  $p'(v)$  проводиться для забезпечення гладкості кривої.

Квазіоптимальний частотно-селективний фільтр із адаптивною смугою пропускання, що додатково описаний у літературі [15], усуває НЧ, ВЧ та придушує СЧ шуми на дактилоскопічних зображеннях, не зменшуючи рівня основних корисних гармонік спектра зображення.

### 2.3 Оцінка локальної орієнтації зображення

Якщо паралельні папілярні лінії розглядати як гармонічну хвилю, то їх напрям буде перпендикулярний до кута розташування спектральних складових хвилі і перпендикулярний до напрямку градієнтів яскравості.

За основу взято метод середньоквадратичної оцінки, який удосконалено. Середньоквадратична оцінка передбачає визначення орієнтації за векторами піднесених до квадрата градієнтів.

Нехай у полярній системі координат градієнт описується вектором  $\begin{bmatrix} \rho \\ \phi \end{bmatrix}$ , а в



декартовій  $\begin{bmatrix} \partial_x \\ \partial_y \end{bmatrix}$ , тоді

$$\begin{bmatrix} \rho \\ \phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\partial_x^2 + \partial_y^2} \\ \tan^{-1} \partial_y / \partial_x \end{bmatrix},$$

а вектор у квадраті, довжина якого піднесена до квадрата й кут подвоєний, за допомогою комплексних змінних

$$(\partial_x + j\partial_y)^2 = (\partial_x^2 - \partial_y^2) + j(2\partial_x\partial_y).$$

Обчислення середньоквадратичного значення орієнтації вектора проводиться в околі  $W$  точки оцінки за формулою

$$\varphi = \frac{1}{2} \angle \left( \sum_w (\partial_x^2 - \partial_y^2), \sum_w (2\partial_x\partial_y) \right),$$

$$\angle(x, y) = \begin{cases} \tan^{-1}(y/x); & \forall x \geq 0, \\ \tan^{-1}(y/x) + \pi; & \forall x < 0 \wedge y \geq 0, \\ \tan^{-1}(y/x) - \pi; & \forall x < 0 \wedge y < 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

Орієнтація потоку папілярних ліній перпендикулярна до орієнтації градієнта і визначається з орієнтації  $\phi$

$$\theta = \begin{cases} \phi + \frac{\pi}{2}; & \forall \phi \leq 0, \\ \phi - \frac{\pi}{2}; & \forall \phi > 0. \end{cases} \quad (2.7)$$

Оцінка локальної орієнтації для дискретного зображення виконується блоками в декілька етапів.

1. Обчислюються масиви  $\partial_x$  і  $\partial_y$  для вхідного зображення  $g$  за формулами:

$$\partial_x = g * H_2, \quad \partial_y = g * H_1$$

2. Зображення  $g$  розбивається на блоки  $V_{m,n}^{(4)}$  розміром  $4 \times 4$  пікселі, і приймається, що папілярні лінії мають однакову орієнтацію в їх межах,  $m = \overline{1, M/4}$ ,  $n = \overline{1, N/4}$ .

3. Оцінюється локальна орієнтація для блоків  $V_{m,n}^{(4)}$  у квадратному околі  $W_{m,n}^{(24)}$  розміром  $24 \times 24$  пікселі, який центрований відносно  $V_{m,n}^{(4)}$  (рисунок 2.4). Спочатку знаходиться середньоквадратична орієнтація градієнтів яскравості  $\phi(m,n)$  в блоках  $W_{m,n}^{(24)}$ :

$$G_1(m,n) = \sum_{i,j \in W_{m,n}^{(24)}} 2\partial_x(i,j)\partial_y(i,j),$$

$$G_2(m,n) = \sum_{i,j \in W_{m,n}^{(24)}} (\partial_x^2(i,j) - \partial_y^2(i,j)),$$

$$\phi(m,n) = \angle(G_2(m,n), G_1(m,n)),$$

де  $\angle(x, y)$  – обчислюється за формулою (2.6). Орієнтація  $\Theta(m,n)$  для кожного

блока  $V_{m,n}^{(4)}$  визначається з масиву  $\Phi$  за формулою (2.7).

Розмір масиву орієнтації  $\Theta$  рівний  $M/4 \times N/4$  пікселі.

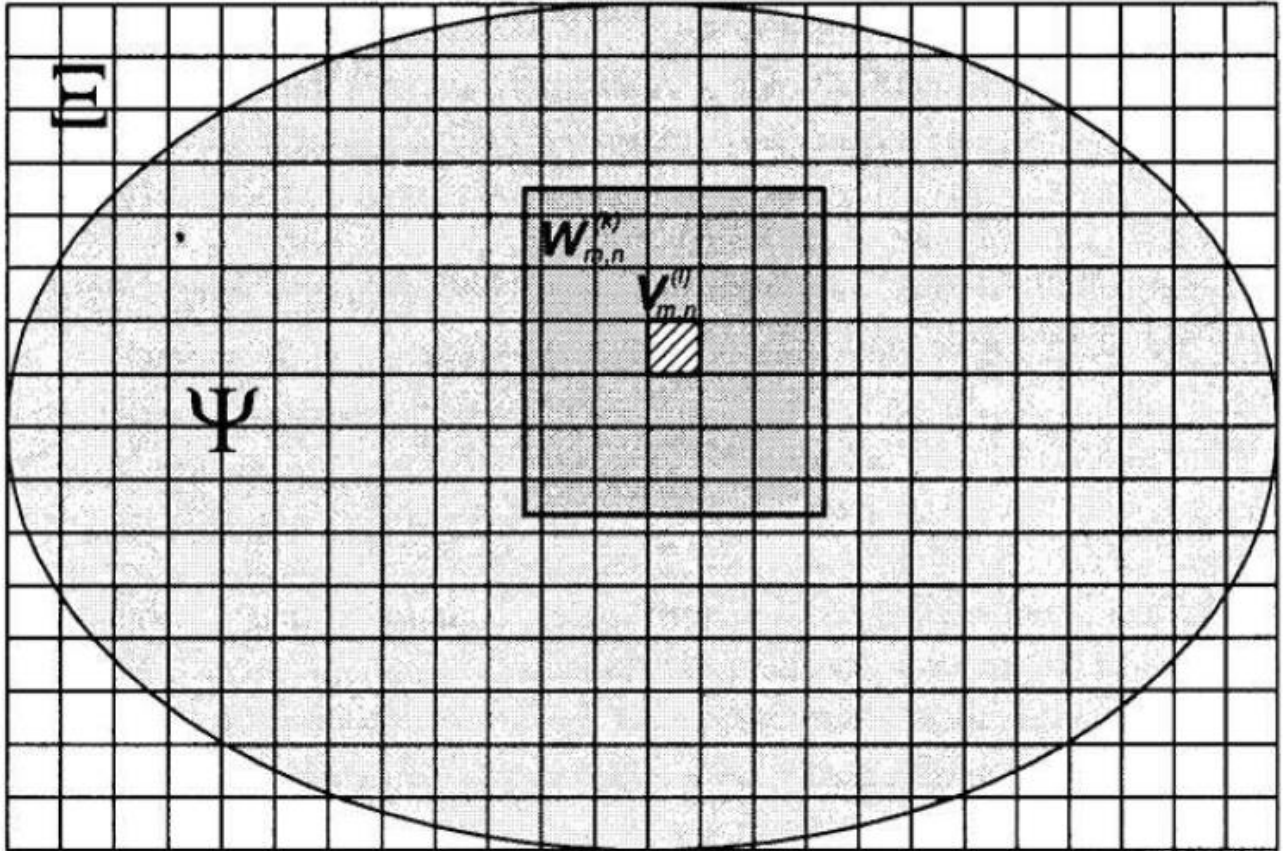


Рисунок 2.4 – Схематичне представлення блочної оцінки

Під блоком зображення розуміємо не що інше як зображення меншого розміру, котре рівне розміру блока й складається з елементів повного зображення. Наприклад, блок

$$V_{m,n}^{(1)} \subset (g(i, j)), i = \overline{(m-1)*l, m*l}, j = \overline{(n-1)*l, n*l}.$$

Використання блоків, які перекриваються для оцінки локальної орієнтації, дозволило збільшити точність оцінки, особливо в областях із локальними

спотвореннями (шрам, рана, зморшка тощо), відмовитись від подальшого згладження зображення локальної орієнтації з переведенням її в неперервний простір, як це зазвичай роблять [22], не проводити ітераційної оцінки, як у праці [26], і зменшити обчислювальні затрати.

## 2.4 Локальна нормалізація яскравості

Використання локальної нормалізації яскравості замість глобальної, яка найчастіше застосовується в ПОЗ якісних зображень, дає змогу усунути варіацію яскравості зображення, викликану спотвореннями.

Нормалізацію доцільно проводити в межах блока  $V_{m,n}^{(4)}$ , оцінюючи параметри розподілу яскравості в  $W_{m,n}^{(24)}$ . Однією з умов локальної нормалізації згаданим методом є достатня точність визначення статистичних параметрів розподілу, тому квадрати, на які розбивається зображення, повинні бути більшими від періоду папілярних ліній (квадрат  $24 \times 24$  повністю відповідає таким вимогам, оскільки практичні дослідження показали, що період не перевищує 20 дискретних точок для роздільної здатності пристрою вводу 500 точок на дюйм).

У відомих методах глобальної нормалізації припускають, що розподіл яскравості для вхідного зображення описується нормальним законом. Далі нормалізуються математичне очікування і середньоквадратичне відхилення яскравості зображення. На відміну від глобальної нормалізації точно оцінити параметри такого розподілу в малому околі важко. Замість цього, ґрунтуючись на третій особливості дактилоскопічних зображень, пропонуємо оцінювати максимальну та мінімальну яскравості блока  $W_{m,n}^{(24)}$ , нормалізувати точки у межах блока  $V_{m,n}^{(4)}$  (рисунок 2.4) за формулою:

$$g'(i, j) = \frac{g(i, j) - g_{\min}(i/4, j/4)}{g_{\max}(i/4, j/4) - g_{\min}(i/4, j/4)},$$

$g_{\min}(m, n) = \min_{i, j \in W_{m, n}^{(24)}}(g(i, j))$ ,  $g_{\max}(m, n) = \max_{i, j \in W_{m, n}^{(24)}}(g(i, j))$  – мінімальна й максимальна

яскравості в межах блоків  $W_{m, n}^{(24)}$ ;  $g'$  – вихідне нормалізоване зображення.

Яскравість точок вихідного зображення після нормалізації знаходиться в межах  $[0, 1]$ .

Застосування наведеного методу в областях дії спотворення майже повністю усуває його за умови, що область спотворення більша від розміру блоків  $W_{m, n}^{(24)}$  і функція масштабування  $T(\hat{g}(x, y))$  – лінійна. Якщо функція  $T(\hat{g}(x, y))$  нелінійна, то локальна нормалізація покращить зображення, але не усуне спотворення повністю. Глобальна ж нормалізація в такому випадку не дає жодних результатів.

Замість оцінки періоду просторовими методами пропонуємо оцінювати його домінуючу гармоніку  $\nu_p$  спектра  $f$  за допомогою проекції  $p(\nu)$  у полярній системі.

Пояснимо поняття частоти папілярних ліній. Під нею розуміємо частоту гармонічної хвилі, якою моделюється потік папілярних ліній зображення. Поняття частоти папілярних ліній не є точним і зустрічається рідко. Частіше вживається поняття періоду папілярних ліній, величина якого обернено пропорційна до частоти.

Отже, ПОЗ для БІС може включати етап глобальної оцінки періоду папілярних ліній поєднаний з квазіоптимальною фільтрацією, а для АДІС потрібна оцінка локального періоду.

Локальна оцінка частоти папілярних ліній проводиться аналогічно до глобальної, але в межах блоків зображення, що перекриваються, подібно до оцінки орієнтації (рисунок 2.4). Враховуючи, що період папілярних ліній – величина

повільнозмінна, приймаємо, що він у межах блоків  $32 \times 32$  буде однаковим.

Глобальна оцінка частоти папілярних ліній включає кілька етапів:

1. Вхідне зображення  $g$  розбивається на блоки  $V_{m,n}^{(32)}$  розміром  $32 \times 32$ ,  $m = \overline{1, M/32}$ ,  $n = \overline{1, N/32}$ .

2. Оцінюється частота папілярних ліній у межах кожного блока  $W_{m,n}^{(128)}$  розміром  $128 \times 128$  точки, який центрований відносно  $V_{m,n}^{(32)}$  (аналогічно, як у п.3.2.4 блоки  $V_{m,n}^{(4)}$  і  $W_{m,n}^{(24)}$ ):

3. За допомогою ШПФ обчислюється спектр для блока зображення  $f_{m,n}^{(128)} = \mathfrak{F}W_{m,n}^{(128)}$  ( $\mathfrak{F}$  – ШПФ);

4. Визначається розподіл частот папілярних ліній у блоці  $W_{m,n}^{(128)}$ ; для цього розраховується інтегральна проекція  $p^{(128)}(\nu)$  Фур'є образу  $f_{m,n}^{(128)}$  на вісь  $o\omega_r$ ;

5. Знаходиться пік проекції  $p^{(128)}(\nu)$  в області СЧ (на практиці для зображень роздільною здатністю 500 точок на дюйм пошук проводиться в діапазоні  $\nu \in [4, 30]$ ); пік повинен задовольняти умову

$$p^{(128)}(\nu_p - 2) \leq p^{(128)}(\nu_p - 1) \leq p^{(128)}(\nu_p) < p^{(128)}(\nu_p + 1) < p^{(128)}(\nu_p + 2),$$

якщо умова виконується, то в масив зображення локального періоду заноситься

величина  $\Pi(m,n) = \frac{128}{2\nu_p}$  (період вимірюється в кількості точок між двома

папілярними лініями), інакше заноситься – 1.

6. Точкам масиву  $\Pi(m,n)$ , в яких період не був оцінений, але в блоці  $V_{m,n}^{(32)}$  є хоча б одна точка, яка належить інформативній області  $\Psi$ , присвоюється значення, рівне середньому значенню періоду, оціненого у сусідніх блоків.

Перевагою частотного методу оцінки над відомими просторовими є їх

універсальність, нечутливість до крутизни повороту папілярних ліній, міжпапілярних включень та нерегулярності в потоці (поблизу особистих ознак).

Усі ці недоліки притаманні відомим методам й усунуті в розглянутому завдяки використанню проекції спектра, яка не чутлива до:

- орієнтації й крутизни ліній, оскільки оцінюється розподіл основних спектральних складових спектра без урахування їх орієнтації;
- появи нерегулярностей потоку, що спричиняють лише збільшення енергії наднизьких частот у спектрі, але незначно впливають на основні складові;
- появи міжпапілярних включень, які переважно не є періодичними структурами, а отже, не призводять до виникнення на проекції додаткового піка.

## 2.5 Нормалізація на основі перетворення гістограми

Однією з найбільш поширених характеристик, за допомогою якої вирішують задачу поліпшення якості зображення, є гістограма. На жаль, в області обробки дактилоскопічних зображень їй не приділяють великої уваги і лише окремі дослідники використовують в алгоритмах обробки методи розтягування гістограми. Якщо ж провести спрощення і припустити, що гістограма спотвореної дифракційної ґратки мало чим відрізняється від гістограми неспотвореної дифракційної ґратки, то вираз для гістограми ідеального нескінченного зображення матиме вигляд:

$$h(I) = \frac{1}{\pi \sqrt{1 - (I - 1/2)^2}}$$

де  $I \in [0,1]$  – інтенсивність яскравості зображення.

Експериментальні дослідження гістограм реальних зображень показали, що більшість із них мають характер гаусівської кривої, а отже, одним із способів покращання якості зображення є перетворення його гістограми. Для перетворення гістограми зображення було використано детально описаний у літературі й програмно реалізований спосіб перетворення гістограми [48].

Перетворення гістограми дозволяє максимально наблизити гістограму реального зображення до ідеального, про що додатково наголошено в роботі [15].

Замість оцінки періоду просторовими методами [15] пропонуємо оцінювати його домінуючу гармоніку  $\nu_p$  спектра  $f$  за допомогою проєкції  $p(\nu)$  у полярній системі.

Пояснимо поняття частоти папілярних ліній. Під нею розуміємо частоту гармонічної хвилі, якою моделюється потік папілярних ліній зображення. Поняття частоти папілярних ліній не є точним і зустрічається рідко. Частіше вживається поняття періоду папілярних ліній, величина якого обернено пропорційна до частоти.

Ці умови забезпечуються у БІС, а в АДІС – ні. Отже, ПОЗ для БІС може включати етап глобальної оцінки періоду папілярних ліній поєднаний з квазіоптимальною фільтрацією, а для АДІС потрібна оцінка локального періоду.

Локальна оцінка частоти папілярних ліній проводиться аналогічно до глобальної, але в межах блоків зображення, що перекриваються, подібно до оцінки орієнтації (рисунок 2.4). Враховуючи, що період папілярних ліній – величина повільнозмінна, приймаємо, що він у межах блоків  $32 \times 32$  буде однаковим.

Глобальна оцінка частоти папілярних ліній включає кілька етапів:

1. Вхідне зображення  $g$  розбивається на блоки  $V_{m,n}^{(32)}$  розміром  $32 \times 32$ ,  $m = \overline{1, M/32}$ ,  $n = \overline{1, N/32}$ .

2. Оцінюється частота папілярних ліній у межах кожного блока  $W_{m,n}^{(128)}$



розміром  $128 \times 128$  точки, який центрований відносно  $V_{m,n}^{(32)}$ .

3. За допомогою ШПФ обчислюється спектр для блока зображення  $f_{m,n}^{(128)} = \mathfrak{F}W_{m,n}^{(128)} (\mathfrak{F} - \text{ШПФ})$ ;

4. Визначається розподіл частот папілярних ліній у блоці  $W_{m,n}^{(128)}$ ; для цього розраховується інтегральна проекція  $p^{(128)}(v)$  Фур'є образу  $f_{m,n}^{(128)}$  на вісь  $o\omega_r$ .

5. Знаходиться пік проекції  $p^{(128)}(v)$  в області СЧ (на практиці для зображень роздільною здатністю 500 точок на дюйм пошук проводиться в діапазоні  $v \in [4, 30]$ ); пік повинен задовольняти умову

$$p^{(128)}(v_p - 2) \leq p^{(128)}(v_p - 1) \leq p^{(128)}(v_p) < p^{(128)}(v_p + 1) < p^{(128)}(v_p + 2),$$

якщо умова виконується, то в масив зображення локального періоду заноситься

величина  $\Pi(m,n) = \frac{128}{2v_p}$  (період вимірюється в кількості точок між двома

папілярними лініями), інакше заноситься – 1.

6. Точкам масиву  $\Pi(m,n)$ , в яких період не був оцінений, але в блоці  $V_{m,n}^{(32)}$  є хоча б одна точка, яка належить інформативній області  $\Psi$ , присвоюється значення, рівне середньому значенню періоду, оціненого у сусідніх блоків.

Перевагою частотного методу оцінки над відомими просторовими є їх універсальність, нечутливість до крутизни повороту папілярних ліній, міжпапілярних включень та нерегулярності в потоці (поблизу особистих ознак).

Усі ці недоліки притаманні відомим методам й усунуті в розглянутому завдяки використанню проекції спектра, яка не чутлива до:

- орієнтації й крутизни ліній, оскільки оцінюється розподіл основних спектральних складових спектра без урахування їх орієнтації;
- появи нерегулярностей потоку, що спричиняють лише збільшення

енергії наднизьких частот у спектрі, але незначно впливають на основні складові;

- появи міжпапілярних включень, які переважно не є періодичними структурами, а отже, не призводять до виникнення на проекції додаткового піка.

## 2.6 Обробка зображень спрямованим фільтром Габора

У малому околі папілярні лінії й впадини на зображенні мають форму двовимірної гармонічної хвилі вздовж напрямку орієнтації та описуються локальним періодом і напрямком. Більшість смугових фільтрів зменшують рівень шумів та зберігають структуру ліній, як це, наприклад, робить квазіоптимальний фільтр, якому характерна лише добра частотна селективність. Фільтр Габора має частотно- і спрямовано-селективні властивості й водночас його АЧХ є просторово- та частотно-локалізована. Просторово-частотна локалізованість фільтра дозволяє проводити спрямовану й частотну фільтрацію без якихось краєвих ефектів, притаманних ідеальним фільтрам із погано локалізованими характеристиками.

Функція Габора є комплексною експонентою з Гаусівською огинаючою [52] і використовується як базис Wavelet розкладу зображень. В області обробки зображень застосовується її дійсна частина. Багатьма авторами ще вживається термін парносиметричного фільтра Габора. Його спрямованого фільтра Габора описується формулою

$$h(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{x^2}{\delta_x^2} + \frac{y^2}{\delta_y^2}\right]\right\} \cos(\omega_g x) \quad (2.8)$$

де  $\delta_x, \delta_y$  – ширина гаусівської огибаючої ІХ уздовж і впоперек осі ОХ в ДСК і вибирається згідно з роздільною здатністю пристрою формування зображення;  $\omega_g$  – частота, на яку налаштований фільтр.

Фільтр з ІХ (2.8) пропускає гармонічні складові спектра, які розташовані перпендикулярно до осі ОХ і мають частоту  $\omega_g$ . Він адаптований до гармонічної хвилі  $\omega_g = \omega_r$ , представленої на рисунку 2.2 б.

Для зображень відбитків локальна орієнтація ліній та їх частота є змінними, і тому ІХ адаптують до них, відповідно, поворотом ІХ і зміною частоти  $\omega_g$ .

ІХ фільтра Габора, який адаптується до параметрів папілярних ліній, запишеться в дискретному просторі так:

$$h(i, j, \varphi, \omega_g) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{x'^2}{\delta_x^2} + \frac{y'^2}{\delta_y^2} \right] \right\} \cos(\omega_g x') \quad (2.9)$$

$$x' = j \cos \varphi + i \sin \varphi,$$

$$y' = -j \sin \varphi + i \cos \varphi,$$

$$i = -\frac{(N_g - 1)}{2} \dots \frac{(N_g - 1)}{2}, \quad j = -\frac{(N_g - 1)}{2} \dots \frac{(N_g - 1)}{2},$$

де  $\varphi$  – орієнтація фільтра Габора (його ІХ і АЧХ);  $N_{БД}$  – розмір масиву ІХ. Оскільки ІХ просторово локалізована, то  $t_1, t_2$  вибираються згідно значенням  $\delta_x, \delta_y$ .

АЧХ фільтра Габора, яка відповідає ІХ (2.9), має такий вигляд:

$$H_{gabor}(u, v, \varphi, \omega_g) = 2\pi\delta_x\delta_y \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{v'^2}{\delta_{f_x}^2} + \frac{u'^2}{\delta_{f_y}^2}\right]\right\} +$$

$$+ 2\pi\delta_x\delta_y \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{v''^2}{\delta_{f_x}^2} + \frac{u''^2}{\delta_{f_y}^2}\right]\right\},$$

$$v' = (v + \omega_g/2\pi)\cos\varphi + u\sin\varphi,$$

$$u' = -(v + \omega_g/2\pi)\sin\varphi + u\cos\varphi,$$

$$v'' = (v - \omega_g/2\pi)\cos\varphi + u\sin\varphi,$$

$$T' = t_1 N_{БД} + t_2 N_{БД} P_{hi}^{(1)}$$

де  $\delta_{f_x} = 1/2\pi\delta_x$ ,  $\delta_{f_y} = 1/2\pi\delta_y$  – ширина по осях частот експоненціальної складової АЧХ фільтра.

ІХ і АЧХ фільтра Габора адаптованого до орієнтації  $45^\circ$  і періоду 10 точок представлені на рисунку 2.5.

Якщо розглянути АЧХ фільтра Габора (рисунок 2.5 б) і спектр фрагмента потоку папілярних ліній, то можемо говорити, що фільтр Габора адаптований до орієнтації й періоду потоку папілярних ліній. Він є квазіоптимальним фільтром, оскільки пропускає основні спектральні складові без змін і придушує інші. Як бачимо, АЧХ має виражену спрямовану й частотну селективність, яка дозволяє краще зменшувати рівень шумів. На відміну від квазіоптимального фільтра фільтр



$$g'(i, j) = \sum_{k=-\frac{N_g-1}{2}}^{\frac{N_g-1}{2}} \sum_{l=-\frac{N_g-1}{2}}^{\frac{N_g-1}{2}} h \left( k, l, \Theta \left( \frac{i}{4}, \frac{j}{4} \right), \frac{2\pi}{\Pi \left( \frac{i}{32}, \frac{j}{32} \right)} \right) \cdot g(i-k, j-l), \quad (2.10)$$

де  $g'$  – профільзоване зображення;  $\Theta$  – зображення локальної орієнтації (п.3.2.3);  $\Pi$  – зображення локального періоду . Для БІС доцільно послуговуватися

глобальним періодом  $\Pi(i, j) = \frac{1}{2v_p}$  , що зменшує часозатрати на ПОЗ.

Використання фільтра Габора, адаптованого до локальних властивостей папілярних ліній узору, дозволяє підвищувати якість зображення, що, у свою чергу, покращує результати подальшої роботи з ними.

## 2.7 Система інформативних ознак зображення локальної орієнтації

Для розпізнавання зображень за їх контурами пропонують використовувати спіраль Архімеда або концентричні кола [15, 53]. Ці два підходи не дадуть суттєвих результатів для дактилоскопічних зображень, оскільки точки перетину кривих (спіралі або кіл) будуть нестабільними. Дев'яція точок перетину може досягати декількох періодів папілярних ліній.

Якщо розглянути всі локальні характеристики зображень відбитків, то найбільш стійкими до шумів і геометричних спотворень є локальна орієнтація. Вона є інтегральною характеристикою узору і відображає поведінку потоків папілярних ліній. Описуючи її, ми, тим самим, оцінюємо потоки ліній, які є стійкішими формуваннями, аніж окремі папілярні лінії.

Використання концентричних кіл, розташованих у центрі узору (рисунок

2.6), дозволяє досягти інваріантності ознак до зсуву й повороту (на етапі порівняння).

Для опису локальної орієнтації центральної зони зображення пропонуємо формувати вектор ознак із точок  $c_j^{(i)}$  зображення орієнтації (рисунок 2.6 б), які лежать на чотирьох концентричних колах, розміщених у центрі узору відбитка.

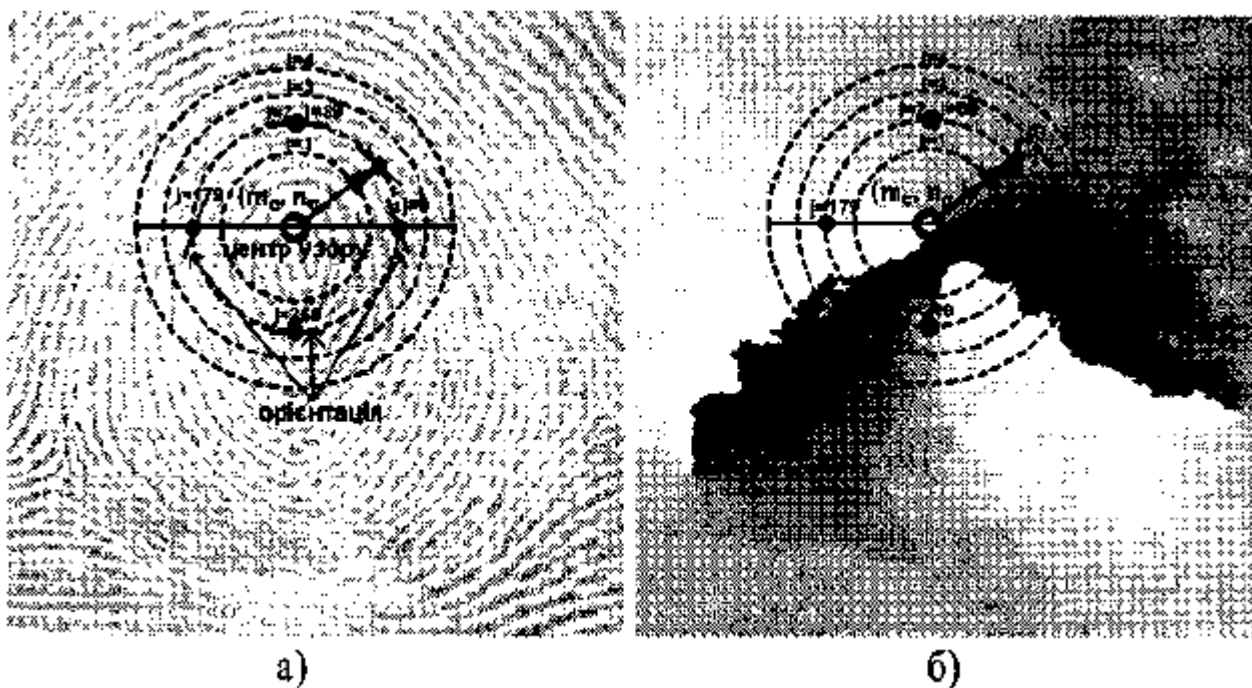


Рисунок 2.6 – Представлення концентричних кіл на дактилоскопічному зображенні (а) і зображенні локальної орієнтації (б)

Кола мають радіуси  $R_j^{(i)}$ ,  $i = 1, 2, 3, 4$  – номер концентричного кола;  $j = 0 \dots 359$  – номер точки на концентричному колі.

Орієнтація в самому центрі узору має велику похибку, яка викликана тим, що кут потоку папілярних ліній оцінюється шляхом усереднення напрямків градієнтів в околі, де потік є швидкозмінний. Виходячи з цього, радіус першого концентричного кола  $R^{(1)} = 80$  дискретних відліків. Радіуси наступних кіл

$R^{(i)} = R^{(1)} + 2\bar{\Pi}$  ( $\bar{\Pi}$  – середній період папілярних ліній, який рівний 10 дискретним відлікам для зображень із роздільною здатністю 500 точок на дюйм) вибрані з огляду на те, що орієнтація папілярних ліній мало змінюється на віддалі одного періоду папілярних ліній, а на віддалі трьох періодів може кардинально змінитися.

Кількість точок на кожному колі вибрана однаковою для спрощення етапу порівняння векторів, а саме 360 для того, щоб оцінювати взаємну орієнтацію зображень із дискретністю в один градус.

Вектор інформативних ознак локальної орієнтації є масивом розміром  $4 \times 360$ , і описується так:

$$V_{орієнт.} = (c_j^{(1)}, c_j^{(2)}, c_j^{(3)}, c_j^{(4)}) \quad (2.11)$$

Оскільки на етапі попередньої обробки проводиться блочна оцінка локальної орієнтації, значення  $c_j^{(i)}$  в точках концентричних кіл обчислюється ще раз. Розрахунок проводимо так, що приймаючи, що блок оцінки  $W_{m,n}^{(24)}$  розташований так, що його центр збігається з  $j$ -ю точкою  $i$ -го концентричного кола.

Розроблена система інформативних ознак, що базується на описі зображення локальної орієнтації, відрізняється від відомих високою стійкістю до шумів і геометричних спотворень та простотою процесу генерування вектора ознак. Такий вектор ознак характеризує потоки папілярних ліній, що іншими дослідниками робиться за допомогою класифікаційних ознак. На відміну від опису класифікаційними ознаками дана система відрізняється відсутністю суб'єктивізму і детальним описом потоків папілярних ліній.

На основі запропонованої системи інформативних ознак можна також проводити класифікацію зорів, але в цьому випадку погіршаться імовірнісні показники системи.



Якщо вхідне зображення характеризується збоєм під час оцінки локальної орієнтації, то на першому етапі розпізнавання ми маємо значення якості зображення, але не знаємо, наскільки відрізняється орієнтація в області збою від істинної.

Різницю між двома векторами інформативних ознак  $V_{\text{орієнт.вх.}}$  і  $V_{\text{орієнт.етал.}}$  слід визначати за формулою:

$$\bar{\Delta}_{\text{орієнт.}} = \frac{1}{N_{\text{орієнт.}}} \min_{\text{shift}=-G,G} \left\{ \sum_{i=0}^4 \sum_{j=0}^{359} (V_{\text{орієнт.вх.}}(i, (j + \text{shift} + 360) \bmod 360) - V_{\text{орієнт.етал.}}(i, j)) \right\}, \quad (2.12)$$

де  $G$  – кут у градусах, який окреслює межі інваріантності до повороту. Це значить, що, задавши значення кута  $G$ , отримуємо інваріантність першого етапу розпізнавання до повороту зображень у межах  $[-G, G]$ .

Додатково пропонується встановлювати орієнтацію вхідного зображення відносно еталонного. Для цього обчислюється значення  $\text{shift}$ , для якого різниця мінімальна

$$\theta_{\text{вх.етал.}} = \text{shift};$$

$$\bar{\Delta}_{\text{орієнт.}} = \frac{1}{N_{\text{орієнт.}}} \left\{ \sum_{i=0}^4 \sum_{j=0}^{359} (V_{\text{орієнт.вх.}}(i, (j + \text{shift} + 360) \bmod 360) - V_{\text{орієнт.етал.}}(i, j)) \right\} \quad (2.13)$$

$$\text{shift} \in [-G, G].$$

Адаптивний поріг тоді обчислюється за формулою:

$$\bar{\Delta}_{\text{орієнт.пор.}}(Q, \bar{\Delta}_{\text{орієнт.мін}}) = \bar{\Delta}_{\text{орієнт.мін}} + a_{\Delta_{\text{орієнт.}}} + \frac{b_{\Delta_{\text{орієнт.}}}}{Q} \quad (2.14)$$

## 2.8 Висновки до розділу 2

У розділі описані методи сегментації дактилоскопічних зображень, квазіоптимальної фільтрації, локальної нормалізації яскравості, нормалізація на основі перетворення гістограми. Також описана обробка зображень спрямованим фільтром Габора та система інформативних ознак зображення локальної орієнтації.

### 3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ АЛГОРИТМІВ ПОПЕРЕДНЬОГО ОБРОБЛЕННЯ ТА ФОРМУВАННЯ БАЗИ ДАКТИЛОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

#### 3.1 Узагальнений алгоритм попередньої обробки зображень

Особливості впровадження попередньої обробки дактилоскопічних зображень визначаються двома розробленими типами програмного забезпечення для БІС (рисунок 3.1). Процес попередньої обробки спроектований таким чином, щоб максимально наблизити параметри реального зображення до ідеального. Нижче коротко описано їх роботу.

Вхідне зображення  $g$  (рисунок 3.2 а) пройшло через процес сегментації в блоці №1, де воно було розбито на інформативну  $\Psi$  та неінформативну  $\Xi$  зони. Середнє значення яскравості присвоєно елементам фонові області  $\Xi$ , яке обчислюється в межах зони  $\Psi$ . Це було виконано з метою уникнення появи спектральних компонентів з наднизькими просторовими частотами. Метод сегментації, описаний у пункті 2.1, використовується для обчислення маски зображення  $mask$  (рисунок 3.2 б). На виході отримуємо зображення  $g_1$ .

Для більш точного визначення локальної орієнтації зображення, сегментоване зображення  $g_1$  піддається обробці в блоці №2 застосуванням квазіоптимальної фільтрації з адаптивною смугою пропускання, яка була розглянута в пункті 2.2. Цей процес дозволяє видалити низько- та середньочастотний шум, підвищуючи тим самим точність визначення орієнтації. Отримане фільтроване зображення  $g_2$  (рисунок 3.2 в) передається на блок №3 для визначення локальної орієнтації папілярних ліній. В той же час оцінка глобального періоду папілярних ліній подається на блок напрямної фільтрації (для БІС). Оцінювання локальної орієнтації зображення  $\Theta$  проводиться за допомогою

формул (2.6)-(2.7). Зображення локальної орієнтації представлено на рисунку 3.2 г.

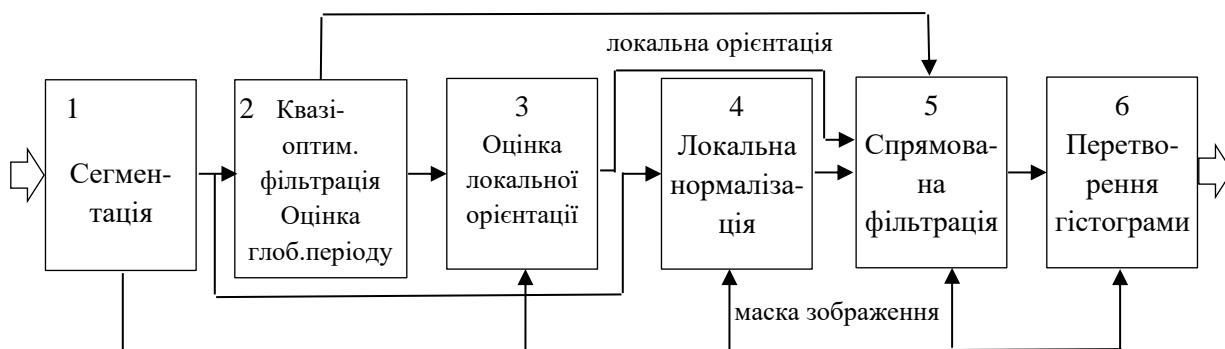


Рисунок 3.1 – Узагальнена блок-схема попередньої обробки зображень

Сегментоване зображення  $g_1$  також проходить обробку в блоці №4 локальної нормалізації, яка частково усуває спотворення, зумовлені нерівномірним контактом з поверхнею. Після цієї обробки ми отримуємо зображення  $g_3$  (рисунок 3.2 д). Процедура локальної нормалізації перед локальною оцінкою орієнтації й періоду є надто непрактичною, оскільки це може підвищити вплив спотворених областей на результати оцінки. Подаючи ненормалізовані зображення на оцінювачі, області зі спотвореннями нерівномірного контакту матимуть невеликі значення векторів градієнтів і енергії спектральних складових. Отже, під час оцінки їх вплив на результат буде меншим. Така конструкція дозволяє використовувати вагові методи оцінювання, при яких області з якісним зором матимуть більший вагомий вплив на оцінку орієнтації й періоду, ніж області із зіпсованим зором.

В ПОЗ для АДІС сегментоване зображення  $g_3$  направляється на блок №7 оцінки локального періоду. Блок здійснює оцінювання способом, описаним у п.2.2.4. Визначений період  $\Pi$  подається в блок №5 спрямованої фільтрації.

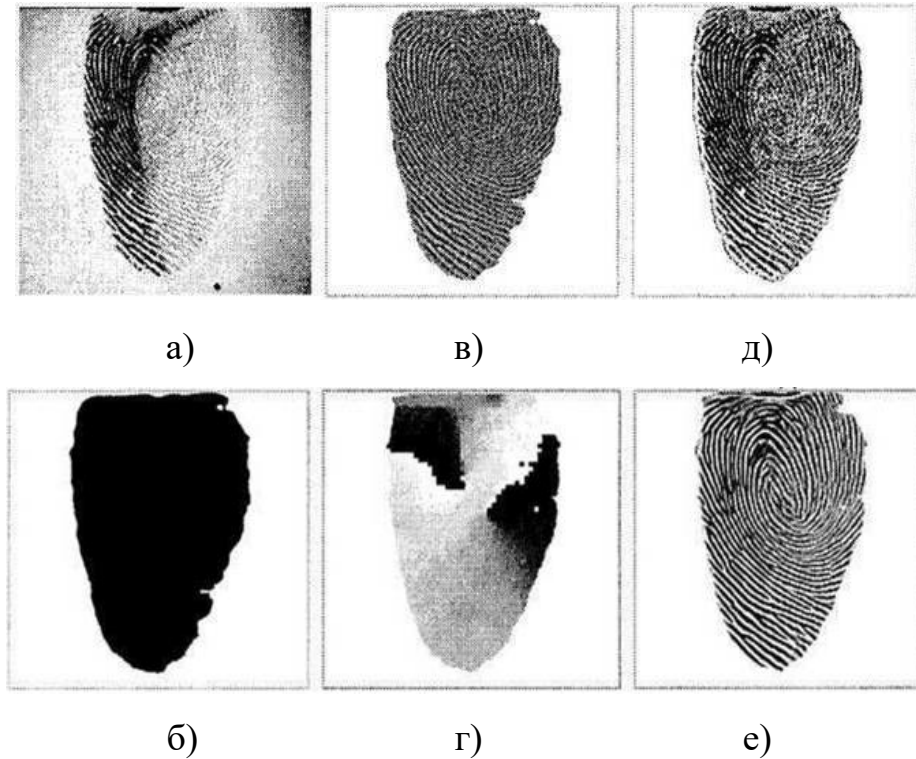


Рисунок 3.2 – Зображення на проміжних етапах ПОЗ: а) вхідне  $g$ ; б) маска  $mask$ ; в) після квазіоптимальної фільтрації  $g_2$ ; г) локальної орієнтації  $\Theta$ ; д) після локальної нормалізації  $g_3$ ; е) вихідне оброблене  $g'$

Використовуючи нормалізоване зображення  $g_3$ , локальної орієнтації  $\Theta$  і локального періоду  $\Pi$  (в обробці для БІС взамін зображення локального періоду подається глобальний період), в блоці №6 за формулою (2.10) проводиться обробка спрямованим фільтром Габора. Переконаємося, що подавати на вхід цього блоку профільтроване зображення  $g_2$ , немає сенсу, оскільки фільтр Габора має вужчу смугу пропускання, ніж квазіоптимальний. Після блоку №5 формується зображення  $g_4$ , де частково компенсовані спотворення нерівномірного контакту, усунуті НЧ, ВЧ і частково СЧ шуми.

Далі профільтроване зображення  $g_4$  проходить через перетворювач гістограми, блок №6, що завершує процес наближення параметрів реального

зображення до ідеального. У цьому блоці проводиться обробка зображення, за рахунок якої гістограма набуває форму параболи (див. п.2.7). На виході отримуємо оброблене зображення  $g'$  (рисунок 3.2 е).

Кожен етап здійснює обробку або оцінку параметрів зображення лише в межах інформативної області  $\Psi$ , завдяки цьому пришвидшується його робота.

Отже, для забезпечення необхідних експлуатаційних параметрів запропоновано два типи програмно-апаратних засобів, які адаптовані до завдань автоматизованої ідентифікації дактилоскопічних зображень в інформаційно-біометричних ідентифікаційних системах.

### 3.2 Структура бази даних

Приведемо структуру бази даних [54]. Вона містить наступні таблиці 3.1 – 3.3 і в них нижче приведені поля.

1. Таблиця Users:

- UserID (основний ключ);
- Name;
- Email;
- DateOfBirth;
- інші особисті дані...

2. BiometricData:

- BiometricID (основний ключ);
- UserID (зовнішній ключ до Users);
- FingerprintData (BLOB тип, для зберігання зображення відбитків пальців);

- CaptureDate (дата збору біометрії);
  - FingerPosition (позиція пальця, наприклад, вказівний правої руки);
  - QualityScore (оцінка якості зображення).
3. AccessLogs:
- LogID (основний ключ);
  - UserID (зовнішній ключ до Users);
  - AccessDate;
  - AccessType (наприклад, спроба доступу, успішний доступ);
  - BiometricID (зовнішній ключ до BiometricData, якщо доступ був через біометрику).

Таблиця 3.1 – Таблиця Users

| Поле        | Тип Даних | Опис                                 |
|-------------|-----------|--------------------------------------|
| UserID      | INT, PK   | Унікальний ідентифікатор користувача |
| Name        | VARCHAR   | Ім'я користувача                     |
| Email       | VARCHAR   | Електронна пошта                     |
| DateOfBirth | DATE      | Дата народження                      |
| ...         | ...       | Інші особисті дані...                |

Кожна таблиця має свої ключові поля (PK – первинний ключ, FK – зовнішній ключ), які допомагають забезпечити цілісність даних та зв'язки між таблицями. Безпека та конфіденційність даних повинні бути ключовим пріоритетом при розробці та використанні такої системи.

Опишемо зв'язки між таблицями:

- Users до BiometricData: «один до багатьох» (один користувач може мати багато відбитків пальців).

– Users до AccessLogs: «один до багатьох» (один користувач може мати багато записів доступу).

Таблиця 3.2 – Таблиця BiometricData

| Поле           | Тип Даних | Опис  |
|----------------|-----------|---|
| BiometricID    | INT, PK   | Унікальний ідентифікатор біометричних даних |
| UserID         | INT, FK   | Зовнішній ключ до таблиці Users             |
| CaptureDate    | DATETIME  | Дата збору біометричних даних               |
| FingerPosition | VARCHAR   | Позиція пальця                              |
| QualityScore   | DECIMAL   | Оцінка якості зображення                    |

Таблиця 3.3 – Таблиця AccessLogs

| Поле        | Тип Даних | Опис                                      |
|-------------|-----------|---|
| LogID       | INT, PK   | Унікальний ідентифікатор запису в журналі |
| UserID      | INT, FK   | Зовнішній ключ до таблиці Users           |
| AccessDate  | DATETIME  | Дата доступу                              |
| AccessType  | VARCHAR   | Тип доступу (напр., спроба, успіх)        |
| BiometricID | INT, FK   | Зовнішній ключ до BiometricData           |

Безпека і конфіденційність. Важливо забезпечити безпеку біометричних даних, використовуючи шифрування та обмежені доступи. Законодавство щодо захисту даних (наприклад, GDPR) має бути враховане у зберіганні та обробці особистих даних.



Це базова схема, яка може бути адаптована та розширена залежно від конкретних вимог та контексту застосування.

Створення таблиць. Щоб створити таблицю для зберігання відбитків пальців, яка відповідає наведеній схемі бази даних, потрібно використати SQL. Приведемо SQL команди для створення цих таблиць:

```
-- Створення таблиці Users
CREATE TABLE Users (
    UserID INT PRIMARY KEY,
    Name VARCHAR(100),
    Email VARCHAR(100),
    DateOfBirth DATE
);

-- Створення таблиці BiometricData
CREATE TABLE BiometricData (
    BiometricID INT PRIMARY KEY,
    UserID INT,
    FingerprintData BLOB,
    CaptureDate DATETIME,
    FingerPosition VARCHAR(50),
    QualityScore DECIMAL(5, 2),
    FOREIGN KEY (UserID) REFERENCES Users(UserID)
);

-- Створення таблиці AccessLogs
CREATE TABLE AccessLogs (
    LogID INT PRIMARY KEY,
    UserID INT,
    AccessDate DATETIME,
```

```

    AccessType VARCHAR(50),
    BiometricID INT,
    FOREIGN KEY (UserID) REFERENCES Users(UserID),
    FOREIGN      KEY      (BiometricID)      REFERENCES
BiometricData(BiometricID)
);

```

Ці команди створять три таблиці. Вони включають поля, які були визначені у схемі, і зв'язки між ними за допомогою зовнішніх ключів. У цьому прикладі використовуються типи даних, які є загальноприйнятими в більшості систем управління базами даних (наприклад, MySQL), але може знадобитися їх адаптація в залежності від конкретної СУБД.

**Вставлення даних:**

```

-- Вставлення даних до 'Users'
INSERT INTO Users (UserID, Name, Email, DateOfBirth)
VALUES (1, 'Іван Іваненко', 'ivan@example.com', '1990-01-
01');

-- Вставлення даних до 'BiometricData'
INSERT INTO BiometricData (BiometricID, UserID,
FingerprintData, CaptureDate, FingerPosition, QualityScore)
VALUES (101, 1, [BLOB DATA], '2023-12-01 12:00:00', 'Right
Index Finger', 85.75);

-- Вставлення даних до 'AccessLogs'
INSERT INTO AccessLogs (LogID, UserID, AccessDate,
AccessType, BiometricID)

```

```
VALUES (501, 1, '2023-12-01 12:30:00', 'Успішний вхід',  
101);
```

### Вибірка даних (запити):

```
-- Вибірка всіх користувачів
```

```
SELECT * FROM Users;
```

```
-- Вибірка відбитків пальців конкретного користувача
```

```
SELECT * FROM BiometricData WHERE UserID = 1;
```

```
-- Вибірка історії доступу за певний період
```

```
SELECT * FROM AccessLogs WHERE AccessDate BETWEEN '2023-12-  
01' AND '2023-12-31';
```

### Системні вимоги

Системні вимоги до системи управління базою даних (СУБД), особливо для системи, що займається зберіганням та обробкою відбитків пальців, повинні враховувати ряд ключових аспектів. Ось прикладний опис таких вимог:

#### Апаратні вимоги

##### 1. Процесор:

- Мінімально: Чотириядерний процесор з частотою 2.0 ГГц.
- Рекомендовано: Восьмиядерний процесор або краще.

##### 2. Оперативна пам'ять:

- Мінімально: 8 ГБ RAM.
- Рекомендовано: 16 ГБ RAM або більше.

##### 3. Місце на диску:

- Залежить від обсягу даних. Мінімум 20 ГБ вільного місця на диску для початкової установки та базових даних.

- Рекомендовано використовувати SSD для підвищення швидкості обробки даних.

#### 4. Мережеве з'єднання:

- Надійне мережеве з'єднання з мінімальною швидкістю 100 Мбіт/с.

#### Програмні Вимоги

##### 1. Операційна система:

- Windows, Linux або macOS, залежно від вибраної СУБД.

##### 2. Система управління базою даних:

- MySQL, PostgreSQL, Oracle, або інша реляційна СУБД, яка підтримує роботу з великими обсягами даних та має хорошу підтримку безпеки.

##### 3. Резервне Копіювання та Відновлення:

- Система повинна мати можливість регулярного резервного копіювання та ефективного відновлення даних.

##### 4. Безпека:

- Шифрування даних, включаючи передачу та зберігання відбитків пальців.

- Механізми аутентифікації та контролю доступу.

#### Функціональні Вимоги

##### 1. Обробка великих обсягів даних:

- Система повинна бути здатна ефективно обробляти великі обсяги даних та запити в режимі реального часу.

##### 2. Масштабованість:

- Система повинна бути масштабованою для підтримки зростаючого обсягу даних та користувачів.

##### 3. Інтеграція з іншими системами:

- Можливість інтеграції з іншими системами та додатками.
4. Журналювання та моніторинг:
- Система повинна вести журнал операцій та забезпечувати інструменти для моніторингу та виявлення помилок.

### 3.3 Узагальнений алгоритм оброблення зображень

На підставі проведеного аналізу способів використання ознак і методів у практичних завданнях та шляхів їх впровадження було розроблено блок-схему етапу введення відбитків пальців до бази даних (рисунок 3.3).

Розглянемо цей етап більш детально. Оцифроване вхідне зображення  $g$  надходить на блок № 2 попередньої обробки (рисунок 3.1). На виході отримуємо масиви обробленого зображення  $g'$ , градієнтів яскравості  $G_1$ ,  $G_2$  і маску зображення  $mask$ , що обчислюються на різних етапах обробки. Далі зображення  $g'$  і масив орієнтації  $\Theta$  подаються на блок № 3 для оцінки координат центра узору, результатом якого є координати  $(m_c, n_c)$ . У блоку вирізання центральної області створюється круговий окіл діаметру 120 точок, який подається на блок № 5 для генерації спектральних ознак. На виході отримуємо вектор  $V_{\text{спектр.еталон центр}}$ . У блоці № 6 проходиться обчислення якості за вектором спектральних ознак за наступною формулою чисельної оцінки якості:

$$Q_{\text{центр}} = \sum_l V_{\text{спектр.еталон центр}}(l)^2 \quad (3.1)$$

Оцінене в блоці №6 значення  $Q_{\text{центр}}$  порівнюється з порогом  $Q_{\text{центр пор.}}$ . У випадку  $Q_{\text{центр}} > Q_{\text{центр пор.}}$ , вектори ознак заносяться в БД.

Для визначення порогу  $Q_{центр пор.}$  проводилися практичні дослідження якості відбитків [15]. Установлено, що мінімальне значення  $Q_{центр мин.}$  дорівнює  $2.11 \cdot 10^{11}$  для бази даних з 1000 відбитків, які були включені до бази з візуальним контролем якості. Це значення визначено як поріг для оцінки якості зображень. Проведення такої оцінки є особливо важливим для біометричних інформаційних систем (БІС), оскільки в них не відображається повна інформація спектральними ознаками, а ідентифікація здійснюється за цими ознаками лише для центральної зони узору. Генерація спектральних ознак для повного зображення в автоматизованих біометричних інформаційних системах (АДІС) робиться з метою забезпечення ідентифікації особи за фрагментом відбитка, де центр узору відсутній. На виході з блоку формування спектральних ознак отримується вектор  $V_{спектр.еталон}$ , який надходить на блок перевірки якості зображення. Формула (3.1) для оцінки якості переписується в такий спосіб:

$$Q = \sum_l V_{спектр.еталон}(l)^2. \quad (3.2)$$

Визначена оцінка якості  $Q$  порівнюється з порогом  $Q_{пор.} = 20 \cdot 10^{11}$ . За умови  $Q > Q_{пор.}$ , опис еталонного зображення заноситься в БД. Поріг вибраний так, щоб не просувати зображення відбитків із неякісних дактилокарт.

Для синтезу векторів ознак локальної орієнтації масиви  $G_1$ ,  $G_2$ ,  $mask$  і координати  $(m_c, n_c)$  подаються на блок генерування вектора ознак. Генерування вектора  $V_{орієнт.еталон}$  відбувається згідно за формулою (2.11). Додатково проходить перевірка, чи точка концентричного кола, для якої проводиться оцінка  $c_j^{(i)}$ , знаходиться в інформативній області  $\Psi$  зображення. Якщо вона розміщена в області  $\Xi$ , то параметрові  $c_j^{(i)}$  надається значення  $-1$ . Під час визначення середньої різниці між векторами на етапі розпізнавання, вона не братиме участі в обчисленні

різниці  $\bar{\Delta}_{орієнт.}$ . Вектор ознак  $V_{орієнт.еталон}$  переноситься у БД.

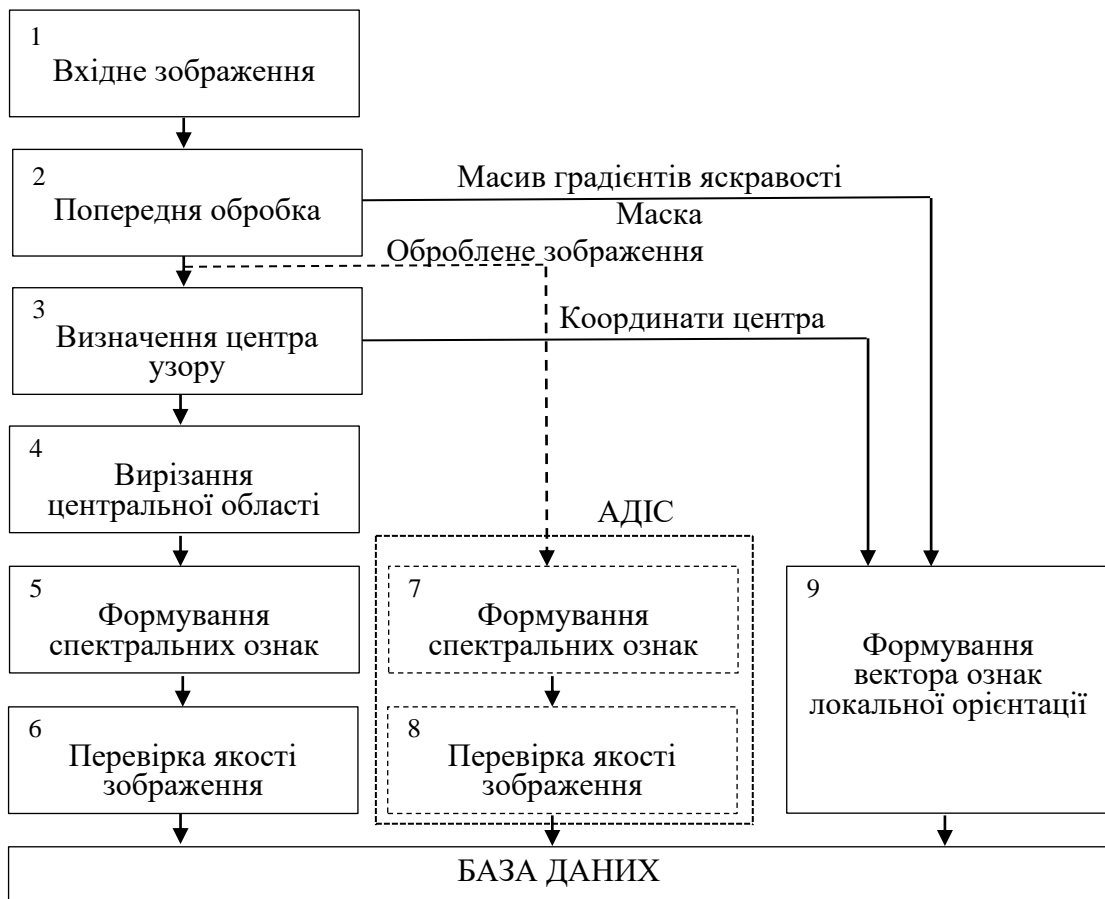


Рисунок 3.3 – Блок-схема алгоритму вводу відбитків у БД.

### 3.4 Алгоритм ідентифікації

У п. 3.1 описано спосіб використання спектральних ознак, який потребує менших обчислювальних затрат і є фактично нечутливий до геометричних спотворень. На його основі розроблено блок-схеми етапів і загальну блок-схему ідентифікації для БІС й АДІС (рисунок 3.4 та рисунок 3.5).

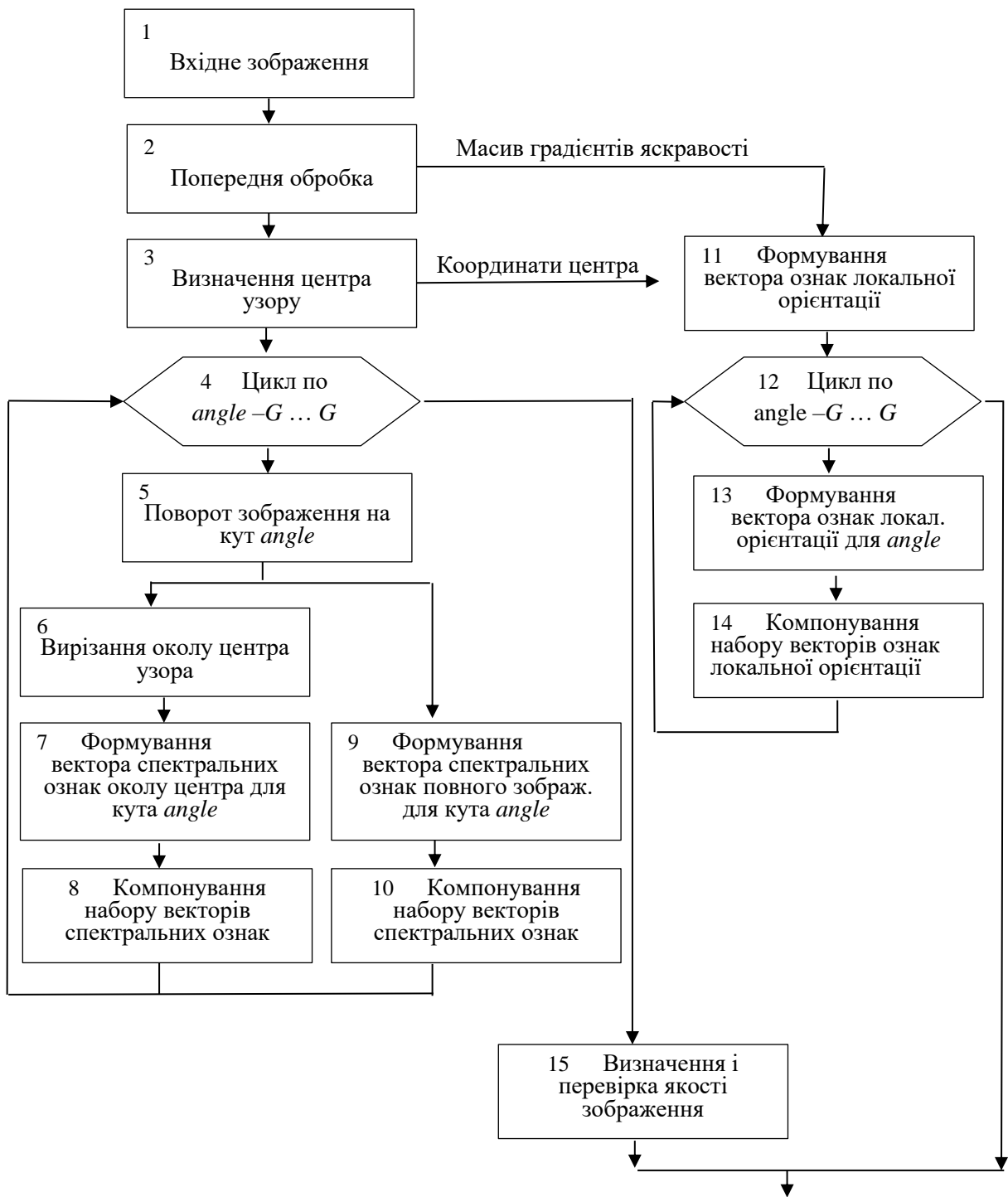
Розглянемо, як працює етап генерування наборів векторів ознак перед ідентифікацією. Операції блоків, таких як обчислення центру узору, вирізання околу центра і формування векторів, аналогічні операціям, які виконуються на етапі запису векторів ознак у базу даних (рисунок 3.3). Проте, на відміну від етапу запису, на цьому етапі не створюються два вектори ознак, а замість цього формуються два набори векторів ознак. Окіл центра узору, який вирізається з повного зображення, подається на цикл обробки для кутів у діапазоні інваріантності  $[-G, G]$  (блок №5). У тілі цього циклу зображення околу центра надсилається на блок повороту, де воно обертається на кут  $angle$ . Знову отримане повернуте зображення околу центра передається на генератор ознак, результатом якого є вектор  $V_{\text{спектр.вх.центр}}$ . У наступному блоку цей згенерований вектор ознак додається до набору  $V_{\text{спектр.вх.центр}}^{(angle)}$ .

Потім у блоці №9 оцінюється якість за допомогою формули (3.1) для кожного вектора з набору  $V_{\text{спектр.вх.центр}}^{(angle)}$ . Перевірка здійснюється порівнянням з наперед визначеним порогом [15]  $Q_{\text{центр поріг}} = 1,15 \cdot 10^{11}$ . Якщо  $Q_{\text{центр}} < Q_{\text{центр поріг}}$ , процес ідентифікації завершується, і видається повідомлення про низьку якість вхідного зображення. Значення порогу  $Q_{\text{центр поріг}}$  вибрано як мінімальну якість для набору вхідних зображень, ідентифікованих під час тестування, з метою уникнення збільшення помилок через відкидання зображень.





Рисунок 3.4 – Блок-схема алгоритму генерування наборів векторів ознак перед ідентифікацією



Набір векторів: спектральних ознак околу центра, спектральних ознак повного зображення, ознак локальної орієнтації  
 Оброблене зображення, координати центра узору  
 Якість околу центра

Рисунок 3.5 – Блок-схема алгоритму попередньої підготовки до ідентифікації

Згенерований вектор ознак  $V_{орієнт.вх.}$  локальної орієнтації для вхідного зображення подається на аналогічний до описаного раніше цикл. У тілі цього циклу згенеровані вектори ознак для кожного кута з діапазону інваріантності  $[-G, G]$  за допомогою циклічного зсуву вхідного вектора  $V_{орієнт.вх.}$ . Обчислені вектори ознак компонується в набір векторів ознак локальної орієнтації  $V_{орієнт.вх.}^{(angle)}$ .

Блок-схема етапу генерування наборів векторів для АДІС представлена на рисунку 3.5 Цей етап є інакшим, оскільки зобов'язаний додатково генерувати множину векторів спектральних ознак повного зображення.

На етапі в АДІС, на відміну від аналогічного етапу для БІС, тіло циклу №4, де формується набір векторів спектральних ознак  $V_{спектр.вх.центр}^{(angle)}$  околу центра узору, також створює набір спектральних ознак  $V_{спектр.вх.}^{(angle)}$  повного зображення. Це виконується шляхом вирізання центральної зони з повернутого зображення. Оцінка якості здійснюється за двома наборами спектральних ознак. У випадку, якщо якість околу центра менша за поріг  $Q_{центр поріг} = 1,15 \cdot 10^{11}$ , вважається, що відбиток не має центру узору, і порівняння за спектральними ознаками околу центра узору не проводиться. Якщо якість повного зображення також менша за поріг  $Q_{поріг} = 1,15 \cdot 10^{11}$ , ідентифікація не здійснюється, і генерується повідомлення про низьку якість зображення.

Генерація набору векторів ознак локальної орієнтації відбувається так само, як і в блок-схемі для БІС (рисунок 3.4).

Результатом роботи цього етапу є набори векторів: спектральних ознак околу центра узору  $V_{спектр.вх.центр}^{(angle)}$ , ознак локальної орієнтації  $V_{орієнт.вх.}^{(angle)}$ , спектральних ознак повного зображення  $V_{спектр.вх.}^{(angle)}$  (лише для АДІС), а також якість околу центра узору  $Q_{центр}$ , оброблене зображення  $g'$  та координати центра узору  $(m_c, n_c)$ . Ці параметри використовуються на подальших етапах ідентифікації.

Під час першого етапу ідентифікації проводиться порівняння векторів ознак локальної орієнтації. На даному етапі не приймається рішення щодо ідентифікації; формується лише перелік кандидатів, які будуть піддаватися подальшому порівнянню на другому етапі. Схема цього першого етапу представлена на рисунку 3.6.

Для обчислення адаптивного порогу за формулою (2.14) потрібно знати мінімальне значення  $\bar{\Delta}_{орієнт.мін}$  середньої різниці між векторами ознак локальної орієнтації. Позаяк між множиною вхідних векторів  $V_{орієнт.вх.}^{(angle)}$  і першим еталоном, описаним вектором  $V_{орієнт.еталон}$ , різниця  $\bar{\Delta}_{орієнт.мін}$  є невідомою, то надаємо в блоці №1, що  $\bar{\Delta}_{орієнт.пор.} = \bar{\Delta}_{орієнт.мін} = 25^\circ$ . Така вага порогу дозволяє уподібнити вхідні зображення з імовірністю  $P_{нн}(T) = 0$ . Позаяк величина  $\bar{\Delta}_{орієнт.мін}$  може поінакшати під час порівняння, то й вирішальне значення  $\bar{\Delta}_{орієнт.пор.}$  буде визначатися в тілі циклу ітераційно.

Вхідними параметрами цього етапу (рисунок 3.6) є множина векторів  $V_{орієнт.вх.}^{(angle)}$ , якість околу центра  $Q_{центр}$  і еталонні вектори  $V_{орієнт.еталон}$  з БД.

У першому блоці приймається, що  $\bar{\Delta}_{орієнт.пор.} = \bar{\Delta}_{орієнт.мін} = 25^\circ$ , (ми обґрунтували вище). Надалі  $V_{орієнт.вх.}^{(angle)}$  надходить на цикл порівняння з кожним еталонним вектором  $V_{орієнт.еталон}$  і обчислення різниці  $\bar{\Delta}_{орієнт.}$  між векторами за формулою (2.12), а також кута  $\theta_{вх.еталон}$  між вхідним і еталонним зображеннями (2.13). При  $\bar{\Delta}_{орієнт.} < \bar{\Delta}_{орієнт.пор.}$ , в другому блоці в список кандидатів на ідентифікацію заносяться номер кандидата, значення  $\bar{\Delta}_{орієнт.}$  для нього і кут  $\theta_{вх.еталон}$ . При  $\bar{\Delta}_{орієнт.} > \bar{\Delta}_{орієнт.пор.}$  розглядається наступний вектор  $V_{орієнт.еталон}$  з БД.

Набір векторів ознак локальної орієнтації  
Якість околу центра зору

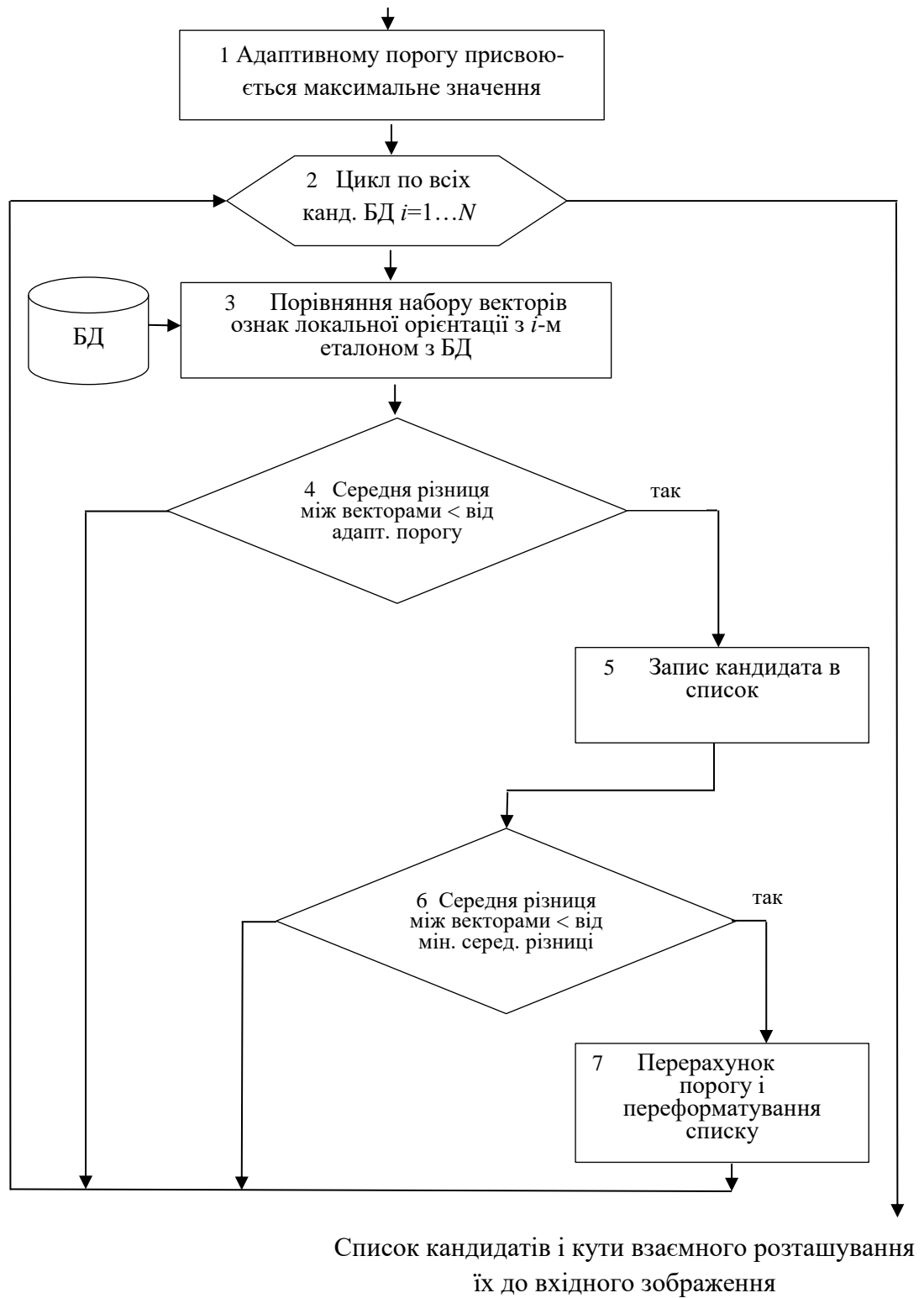


Рисунок 3.6 – Блок-схема алгоритму ідентифікації за векторами ознак локальної

## орієнтації

Якщо розраховане значення  $\bar{\Delta}_{орієнт.} < \bar{\Delta}_{орієнт. \min}$ , то переобчислюється величина адаптивного порога  $\bar{\Delta}_{орієнт. \text{пор.}}$ , а значенню  $\bar{\Delta}_{орієнт. \min}$  надається  $\bar{\Delta}_{орієнт.}$ .

Така переміна значення порога потребує переосмислення списку кандидатів з метою елімінації кандидатів, для яких  $\bar{\Delta}_{орієнт.} > \bar{\Delta}_{орієнт. \text{пор.}}$ . Список кандидатів формується ітераційно водночас із розрахунком кінцевого значення порога  $\bar{\Delta}_{орієнт. \text{пор.}}$ . Потім розглядається наступний опис еталона з БД до моменту порівняння вхідного набору  $V_{орієнт. \text{вх.}}^{(angle)}$  з  $N_{БД}$  еталонними  $V_{орієнт. \text{еталон}}$ .

В результаті цього етапу ідентифікації отримується список із  $N_{\text{список } \#2}$  кандидатів, які описуються номером у БД, різницею  $\bar{\Delta}_{орієнт.}$  і кутом  $\theta_{\text{вх. \text{еталон}}}$ . Ці дані використовуються на наступному етапі ідентифікації.

Другий етап ідентифікації включає в себе порівняння набору векторів спектральних ознак із еталонами, що містяться в базі даних. Третій етап працює паралельно з другим у межах одного циклу, відрізняючись лише тим, що на його вході надходить не повний набір внової згенерованих векторів спектральних ознак, а лише набір із п'яти векторів. Схема другого та третього етапів наведена на рисунку 3.7.

Запишемо вирази для розрахунку адаптивних порогів ідентифікації за спектральними ознаками:

$$K_{\text{пори } \#1}(Q_{\text{центр}}) = a_{\text{центр}1} + \frac{b_{\text{центр}1}}{Q_{\text{центр}}}, \quad (3.3)$$

$$K_{\text{пори } \#2}(Q_{\text{центр}}) = a_{\text{центр}2} + \frac{b_{\text{центр}2}}{Q_{\text{центр}}}, \quad (3.4)$$

де  $a_{\text{центр}1}$ ,  $b_{\text{центр}1}$ ,  $a_{\text{центр}2}$ ,  $b_{\text{центр}2}$  – коефіцієнти, які визначаються на етапі навчання системи на тестовому масиві зображень.

Набір спектральних ознак. Оброблене зображення, координати центра узору і його якість. Список кандидатів

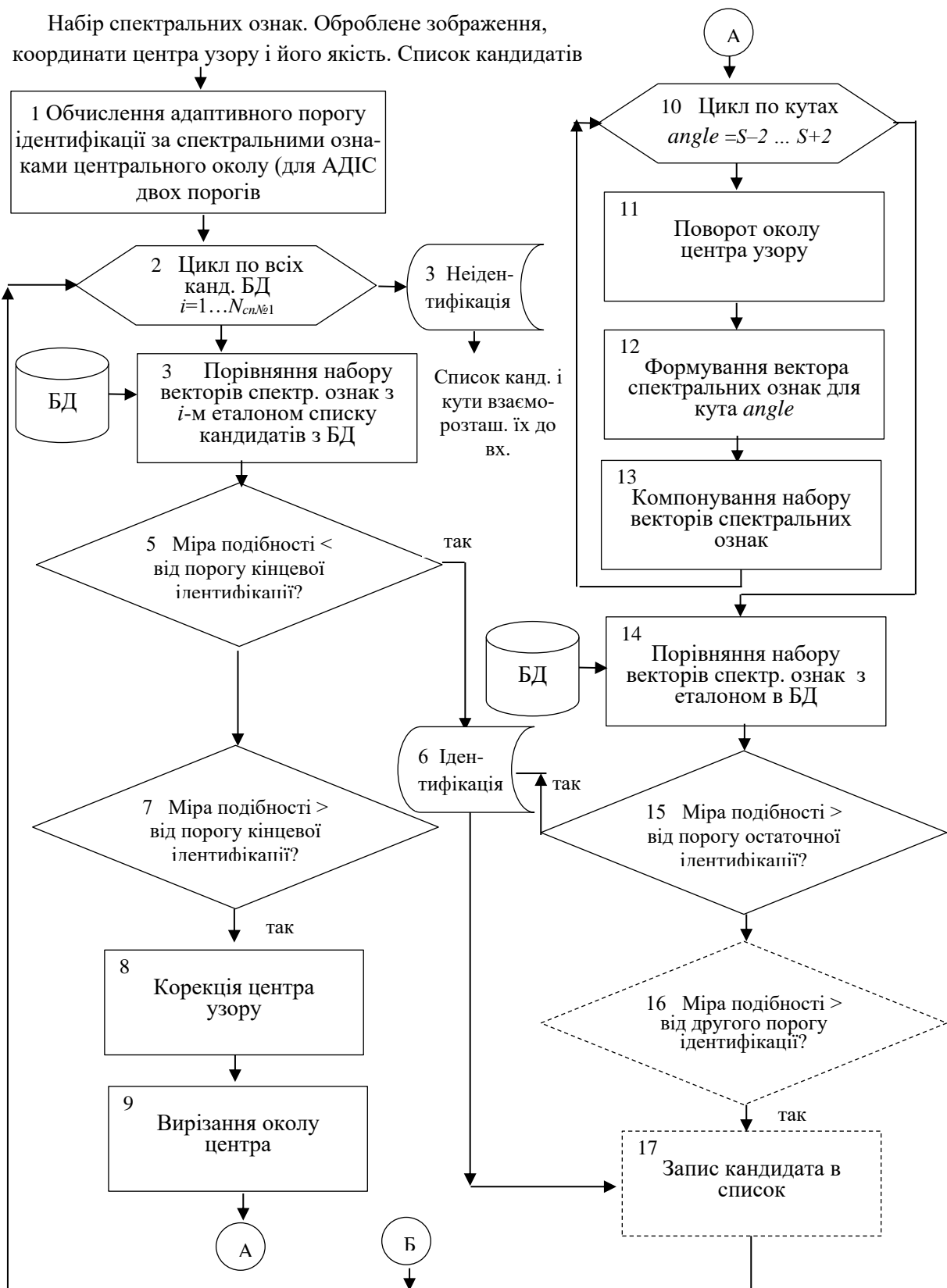


Рисунок 3.7 – Блок-схема алгоритму ідентифікації за векторами спектральних ознак околу центра узору



Ці пороги необхідні для того, щоб вхідний відбиток можна було передати на зіставлення наступним етапом або відмічений, як неідентифікований.

Окрім того, існує поріг  $T$  кінцевої ідентифікації, за яким виноситься висновок про ідентифікацію системою, а не окремим етапом.

Формула (3.3) застосовується в блоці №1 для розрахунку порогу ідентифікації  $K_{поріг\ №1}$  на другому етапі, тоді як (3.4) використовується для порогу ідентифікації  $K_{поріг\ №2}$  на третьому етапі в АДІС. Потім всі вхідні значення та пороги ідентифікації подаються на цикл (блок №2), в тілі якого вхідний набір векторів спектральних ознак порівнюється з еталонними векторами у базі даних, що були включені до списку кандидатів, сформованого першим етапом ідентифікації. Результатом є рішення щодо ідентифікації в БІС або формування нового списку кандидатів для АДІС. У тілі циклу набір  $V_{спектр.вх.центр}^{(angle)}$  порівнюється з вектором  $V_{спектр.еталон.центр}$  кандидата. Під час порівняння враховується той факт, що список кандидатів включає кут взаємного розташування вхідного й еталонного зображень, позначений як  $\theta_{вх.еталон}$ .

З метою зменшення обчислювальних витрат при обчисленні коефіцієнта кореляції встановлюється для п'яти векторів з набору  $V_{спектр.вх.центр}^{(angle)}$  ( $angle = \overline{\theta_{вх.етал.} - 2, \theta_{вх.етал.} + 2}$ ), вибирається максимальний  $K_{нік\ центр}$  і визначається кут взаємної орієнтації  $S$  між вхідним і еталонним зображеннями. Порівнюються п'ять векторів для того, щоб похибка у розрахунку кута  $\theta_{вх.еталон}$  на першому етапі ідентифікації не вплинула на результати системи. Потім значення  $K_{нік\ центр}$ , тобто міра подібності двох зображень, порівнюється з порогом  $T$ . При  $K_{нік\ центр} > T$ , для БІС приймається рішення щодо ідентифікації і робота системи завершується. В АДІС виводиться повідомлення про те, що знайдено подібний відбиток, і цикл продовжується для формування списку кандидатів.

При  $K_{нік\ центр} < T$ , перевіряється, чи  $K_{нік\ центр}$  більший від першого адаптивного порога  $K_{поріг\ №1}$ , який визначає доцільність корекції центра узору для

повторної спроби ідентифікації на третьому етапі. У разі  $K_{нік\ центр} > K_{поріг\ №1}$  виконується корекція координат центра узору, вирізається окіл центра і генерується новий набір спектральних ознак  $V_{спектр.вх.центр\ кор.}^{(angle)}$ . На відміну від генерації набору векторів ознак на етапі, відображеному на блок-схемі на рис. 3.4 та рис. 3.5, в цьому випадку генеруються лише п'ять векторів спектральних ознак для  $angle = \overline{s - 2, s + 2}$ .

Потім набір  $V_{спектр.вх.центр\ кор.}^{(angle)}$  подається на блок обчислення міри подібності, який виводить значення  $K_{нік\ центр\ кор.}$  і знову визначає кут  $s$ . Ця операція може бути названа корекцією кута орієнтації двох зображень. Як і на другому етапі ідентифікації, на цьому етапі значення  $K_{нік\ центр}$  порівнюється з порогом  $T$ . Якщо  $K_{нік\ центр} > T$ , то в БІС приймається рішення про ідентифікацію, і робота системи завершується; в АДІС виводиться повідомлення про ідентифікацію, а кандидат додається до списку. Цикл для БІС повторюється, доки вхідний відбиток не буде ідентифікований або всі кандидати зі списку, який був сформований на першому етапі ідентифікації, не будуть переглянуті. Якщо всі кандидати переглянуті й ні один із них не відповідає умовам ідентифікації ( $K_{нік\ центр\ кор.} > T$ ), то видається рішення про неідентифікацію. Для АДІС, після перевірки умови  $K_{нік\ центр\ кор.} > T$ , у випадку, коли  $K_{нік\ центр\ кор.} < T$ , порівнюється значення  $K_{нік\ центр\ кор.}$  з другим адаптивним порогом ідентифікації  $K_{поріг\ №2}$ . При  $K_{нік\ центр\ кор.} > K_{поріг\ №2}$ , кандидат залишається в списку; в іншому випадку його виключають. Така конфігурація побудови вищезазначених етапів ідентифікації виникає з різниці у вимогах до задач ідентифікації у БІС і АДІС. У вихідних даних для АДІС необхідно отримати список найбільш подібних еталонних зображень, навіть у випадку, коли вхідне зображення не надає можливості провести точну ідентифікацію, як це потрібно у БІС.

Адаптивний поріг ідентифікації  $K_{поріг\ №1}$  служить для оптимізації списку кандидатів, виключаючи ті відбитки, для яких корекція центра узору не призведе

до позитивного результату. Це призводить до зменшення обсягу операцій з повторного генерування наборів векторів  $V_{\text{спектр. вх. центр кор.}}^{(angle)}$ , що має особливе значення для БІС. Адаптивний поріг  $K_{\text{поріг №2}}$  використовується в АДІС для подальшого редагування списку кандидатів та скорочення кількості операцій порівняння відбитків за спектральними ознаками повного зображення.

У зв'язку з цим для АДІС запропоновано виконувати четвертий етап ідентифікації, який може бути названий етапом порівняння зображень за спектральними ознаками повного зображення. Обґрунтування введення цього етапу пояснюється необхідністю порівняння відбитків, у яких відсутня центральна зона узору. Параметри для цього етапу включають список кандидатів із попереднього етапу ідентифікації, в якому вказані значення міри подібності  $K_{\text{нік центр кор.}}$ , кут орієнтації  $S$  та набір спектральних ознак повного зображення  $V_{\text{спектр. вх.}}^{(angle)}$  (рисунок 3.8).

У рамках циклу (рисунок 3.8, блок №1) переглядаються всі кандидати, які успішно пройшли три попередні етапи ідентифікації. Якщо вхідне зображення не має центра узору, цикл взаємодіє з усіма еталонними зображеннями з бази даних, тобто  $N_{\text{список №2}} = N_{\text{БД}}$ . У тілі циклу порівнюється вхідний набір  $V_{\text{спектр. вх.}}^{(angle)}$  векторів спектральних ознак з еталонним вектором спектральних ознак  $V_{\text{спектр. еталон}}$ , який отримується з бази даних для кожного кандидата. Також обчислюється міра подібності  $K_{\text{нік}}$ , яка визначається коефіцієнтом кореляції. Здійснюється аналіз координат піка кореляційної функції, що відповідають взаємному зсувові вхідного зображення відносно еталонного. Коефіцієнт кореляції розраховується для п'яти векторів із вхідного набору  $V_{\text{спектр. вх.}}^{(angle)}$ ,  $angle = \overline{s - 2, s + 2}$ , аналогічно до попередніх етапів ідентифікації. Якщо необхідно, відбувається корекція значення кута взаємної орієнтації  $s$ .

## Набір спектральних ознак повного зображення. Список



Список кандидатів з мірою подібності, кутом і зсувом відносно вхідного зображення відбитка

Рисунок 3.8 – Блок-схема алгоритму ідентифікації за векторами спектральних ознак повного зображення

На завершальному етапі отримується список кандидатів, кожен з яких характеризується значеннями мір подібності околів центрів  $K_{нік\ центр\ кор.}$  (у випадку проведення ідентифікації за цими ознаками) та повних зображень  $K_{нік}$ , орієнтацією  $s$  і зсувом вхідного зображення відносно еталонного  $(i_{нік}, j_{нік})$ . Інформація про орієнтацію та зсув використовується для подальшого аналізу та порівняння відбитків оператором АДС.

Процес ідентифікації для БІС включає в себе отримання булевої змінної на виході, яка вказує, чи є вхідний відбиток ідентичним одному з еталонних. Блок-

схема ідентифікації побудована відповідно до цього. Рішення про неідентифікацію може бути ухвалено під час обробки та генерації векторів ознак, особливо у випадку низької якості вхідного зображення. На першому етапі ідентифікації таке рішення може бути введене, якщо жоден з еталонів не ідентифікується за вектором ознак локальної орієнтації.

Далі проводиться сортування списку за зростанням різниці  $\bar{\Delta}_{орієнт.}$ . Це виконується з метою того, щоб кандидат із найменшою різницею став першим для наступного етапу. Відсортований список передається на другий етап ідентифікації, де порівнюються спектральні ознаки околу центра. Якщо коефіцієнт кореляції  $K_{нік\ центр} > T$ , то приймається рішення про ідентифікацію.

У випадку,  $K_{нік\ центр} < T$ , але  $K_{нік\ центр} > K_{поріг\ №1}$ , , запускається третій етап ідентифікації. На цьому етапі  $K_{нік\ центр\ кор.}$  порівнюється з  $T$ , і якщо  $K_{нік\ центр\ кор.} > T$ , приймається рішення про ідентифікацію. Якщо ж серед усіх кандидатів немає жодного, що відповідає умовам ідентифікації, це означає, що вхідний відбиток не має еталона в базі даних і залишається неідентифікованим системою, що особливо важливо для більшості систем біометричної ідентифікації.

Процес ідентифікації для АДІС подібний до БІС, і його результатом є формування списку кандидатів. Однак відмінність полягає в тому, що перші три етапи ідентифікації в АДІС спрямовані на розрідження списку кандидатів і не передбачають завершення ідентифікації, поки всі еталони не будуть переглянуті, і кінцевий список кандидатів не буде сформований.

Оскільки в АДІС досліджується слід, на якому може відсутній центр узору, проводиться перевірка на його наявність. У випадку відсутності центра, слід подається на четвертий етап ідентифікації, який порівнює його з усіма зображеннями з бази даних. Після цього список сортується в порядку спадання значень  $K_{нік}$ , і ця інформація виводиться операторові.

Якщо ж центр узору присутній на вхідному відбитку, тоді виконується ідентифікація першими трьома етапами. Сформований список кандидатів подається на четвертий етап, де отримуємо додаткові значення  $K_{лік}$  для кожного кандидата. Сортування виводу списку відбувається в порядку спадання суми  $K_{лік} + K_{лік\ центр\ кор.}$ ,  $K_{лік\ центр\ кор.}$  або за вибором оператора. Інформація про розташування кожного кандидата відносно вхідного забезпечує можливість просторової нормалізації вхідного зображення для його візуального накладання при порівнянні зображень оператором.

Така конструкція ідентифікації дозволяє:

- зменшити час ідентифікації шляхом поетапної обробки і використання інформації з попередніх етапів для ефективного зменшення обчислень на наступних етапах;
- налаштовувати етапи (вибирати адаптивні пороги), не збільшуючи загальні обчислювальні витрати та максимізуючи швидкість функціонування системи;
- досягти інваріантності до повороту шляхом незначного збільшення обчислювальних затрат;
- уникнути впливу помилок у визначенні центра узору на результати ідентифікації.

### 3.6 Висновки до розділу 3

У розділі розроблено узагальнений алгоритм оброблення дактилоскопічних зображень і сформовано базу даних для зберігання зображень.

## ВИСНОВКИ

Проведено дослідження для попередньої обробки біометричних зображень з метою формування бази даних дактилоскопічних зображень і отримано такі результати.

1. Проаналізовані біометричні зображення, виділено їх особливості та сфери застосування. Проаналізовано методи опрацювання зображень на низькому рівні, що дало можливість розробити узагальнений алгоритм опрацювання дактилоскопічних зображень.

2. Здійснено аналіз систем управління базами даних включає вивчення їх моделей даних, технічних особливостей, заходів з безпеки та новітніх тенденцій.

3. Описані методи сегментації дактилоскопічних зображень, квазіоптимальної фільтрації, локальної нормалізації яскравості, нормалізація на основі перетворення гістограми. Також описана обробка зображень спрямованим фільтром Габора та система інформативних ознак зображення локальної орієнтації. Це дало змогу розробити узагальнений алгоритм попереднього оброблення зображень.

4. Розроблено узагальнений алгоритм оброблення дактилоскопічних зображень на основі методів попереднього оброблення зображень.

5. На основі розробленого узагальнено алгоритму сформовано базу даних для зберігання дактилоскопічних зображень.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Методи, алгоритми та програмні засоби опрацювання біомедичних зображень / Березький О. М. та ін. Тернопіль: Економічна думка, ТНЕУ, 2017. 330 с.

2. Berezsky O., Verbovyu S., Dubchak L., Datsko T. Fuzzy system diagnosing of precancerous and cancerous conditions of the breast. Proceedings of the XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT'2016), Lviv, 6-10 September, 2016. Lviv, 2016. P. 200–203.

3. Berezsky O., Verbovyu S., Pitsun O. Hybrid Intelligent information technology for biomedical image processing. Proceedings of the IEEE International Conference «Computer Science and Information Technologies» CSIT'2018, Lviv. Ukraine. 11-14 September, 2018. P. 420-423.

4. Березский О. Н. Топологические методы и алгоритмы преобразования контуров и областей плоских изображений. Проблемы информатики и управления. 2010. № 5. С.123-131.

5. Березький О. М., Мельник Г.М., Батько Ю.М., Дацко Т. В. Інтелектуальна система для діагностування різних форм раку молочної залози на основі аналізу гістологічних і цитологічних зображень. Науковий вісник НЛТУ України: зб. наук.-техн. праць. Львів: РВВ НЛТУ України. 2013. Вип. 23.13. С. 357-367.

6. Березький О. М., Батько Ю.М., Мельник Г.М. Комп'ютерна система аналізу біомедичних зображень. Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Комп'ютерні науки та інформаційні технології. 2009. № 570. С. 84-89.



7. Березький О. М. Методи та алгоритми перетворення контурів зображень в афінному просторі. Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Комп'ютерні науки та інформаційні технології. 2009. № 638. С. 185-189.
8. Berezsky O., Melnyk G., Batko Yu. Biomedical image search and retrieval algorithms. International Journal of Computing. 2008. Vol. 7, Issues 1. P.108-113.
9. Грицик В.В., Березька К.М., Березький О. М. Моделювання та синтез складних зображень симетричної структури. Львів: УАД – ДНДШ, 2005. 140 с.
10. Березький О. М., Березька К. М., Попіна С. Ю. Статистичне оброблення цитологічних зображень. Вісник Хмельницького національного університету: зб. наук.-техн. праць. Сер.: Технічні науки. 2012. № 5. С. 161–164.
11. Богатюк В.В., Поворозник В.С. Аналіз баз даних біометричних зображень. *Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі* : тези доп. VIII Наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів (5 грудня 2023 р.). Тернопіль : ЗУНУ, 2023. С. 47.
12. Березький М.О., Богатюк В.В. Алгоритми попереднього оброблення біометричних зображень. *Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі* : тези доп. VIII Наук.-практ. конф. молодих вчених і студентів (5 грудня 2023 р.). Тернопіль : ЗУНУ, 2023. С. 46.
13. Березький О. М., Дубчак Л. О., Мельник Г. М. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітнього ступеня “Магістр”. Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія. Магістерська програма – «Комп'ютерна інженерія». Тернопіль : ЗУНУ, 2021. 32 с.
14. Шлезінгер М.І. Математичні засоби обробки зображення. Київ: Наукова думка, 1989. 196 с.
15. Русин Б. П., Варецький Я. Ю. Біометрична аутентифікація та криптографічний захист. Львів: Коло, 2007 286 с.

16. Fielding K.H., Homer J.L., Makekau C.K. Optical fingerprint identification by binary joint transform correlator. *Optical Engineering*. 2001. Vol.30, №12. P. 1958-1961.
17. Javidi B., Homer J.L. Optical pattern recognition for validation and security verification // *Optical Engineering*. 1994. Vol.33, №6. P. 1752-1756.
18. Bazen A.M., Otterlo van M., Poel M., Gerez S.H. A Reinforcement Learning Agent for Minutiae Extraction from Fingerprints // *Proc. Belgian-Dutch Conference on Artificial Intelligence (BNAIC'01)*. Amsterdam (Belgium). 2001. P. 329-336.
19. Кирик В. В. Математичний апарат штучного інтелекту в електроенергетичних системах: підручник. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, В-во «Політехніка», 2019. 224 с.
20. O’Gorman L., Nickerson J. V. An approach to fingerprint filter design // *Pattern Recognition*. 2009. Vol.22, №1. P. 29-38.
21. Sherlock B.G., Monroe D.M., Millard K. Algorithm for enhancing fingerprint images // *Electronics letters*. 2002. Vol.28, №18. P. 1720-1721.
22. Sherlock B.G., Monroe D.M., Millard K. Fingerprint Enhancement by Directional Fourier filtering // *IEEE Proc. Vision, Image and Signal Processing*. 2004. №1411. P. 87-94.
23. Wilson C.L., Watson C.I., Paek E.G. Combined Optical and Neural Network Fingerprint Matching // *Proc. International Conf. Optical Pattern Recognition VIII*. 2007. Vol.3073. P. 373-382.
24. Emyrodlu Y. Fingerprint Image: Enhancement and Recognition PhD thesis. – Hertfordshire (Turkey). 2007. 179 p.
25. Jain A., Pankanti S. Automated Fingerprint Identification and Imaging Systems // *Advances in Fingerprint Technology*. New York.: Elsevier Science, 2001. 456 p.

26. Hong L. Automatic Personal Identification Using Fingerprints Phd Thesis. Michigan State University. 2008. 227 p.
27. Gaussian Scale-Space Theory / Sporring J., Nielsen M., Florack L. and eds. Copenhagen: Kluwer, 2006. 306 p.
28. Moayer B., Fu K. A Tree System Approach for Fingerprint Pattern Recognition. // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 2006. Vol.8, №3. P. 376-388.
29. Xiao Q. Raafat H. Fingerprint image postprocessing: a combined statistical and structural approach // Pattern Recognition. 2001. Vol.24, №10. P. 985-992.
30. Coetzee L., Botha E.C. Fingerprint recognition in low quality images // Pattern Recognition. 2003. Vol.26, №10. P. 1441-1460.
31. Sherstinsky A., Picard R. Restoration and Enhancement of Fingerprint Images Using M-lattice – A novel Non-linear Dynamical System // Proc. 13th International Conf. on Pattern Recognition. Jerusalem (Israel). 2004. Vol.2. P. 195-200.
32. Weber D.M. A Cost Effective Fingerprint Verification Algorithm for Commercial Applications // Proc. of the IEEE South African Symposium on Communication and Signal Processing. 2002. P. 99-104.
33. Szekely E.N., Szekely V. Image recognition problems of fingerprint identification // Microprocessors and Microsystems. 2003. Vol.17, №4. P. 215.
34. Mehtre B.M., Murthy N. N., Kapoor S. Segmentation of Fingerprint Images using the Directional Image // Pattern Recognition. 2007. Vol. 20, №4. P. 429-435.
35. Kawagoe M., Tojo A. Fingerprint Pattern Classification // Pattern Recognition. 2004. Vol. 17, №3. P. 295-303.
36. Asker M., Gerez B., Gerez S. Directional Field Computation for Fingerprints Based on the Principal Component Analysis of Local Gradients // Proc. Conf. Program for Research in Integrated Systems and Circuits (ProRISC2000). Veldhoven (Netherlands). 2000. P. 215-222.

37. Pankanti S., Prabhakar S., Jain A. On the Individuality of Fingerprints // IEEE Trans. Pattern Anal, and Machine Intell. 2002. Vol.24, №8. P. 1010-1025.
38. Bazen A.M., Gerez S.H. Segmentation of Fingerprint Images // Proc. Conf. Program for Research in Integrated Systems and Circuits (ProRISC2001). Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing. Veldhoven (Netherlands). 2001. P. 276-280.
39. Data Science and Intelligent Systems. Proceedings of 5th Computational Methods in Systems and Software 2021, Vol. 2, Springer International Publishing 2021. 1056 p.
40. Пупена О., Ельперин І., Луцька Н., Ладанюк А. Промислові мережі та інтеграційні технології в автоматизованих системах. Київ: Ліра-К, 2011. 428 с.
41. Денбновецький С.В., Мельник І.В., Писаренко Л.Д. Кодування сигналів в електронних системах. Ч. 3. Способи кодування сигналів. К.: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. 470 с.
42. Grysecwicz T.J. Fingerprint recognition using binary nonlinear joint transform correlators // Optoelectronic Devices and Systems for Processing. 2006. Vol. CR65. P. 27-56.
43. Bazen A.M., Verwaaijn G.T.B., Gerez S.H., Vcelenturf L.P.J., Zwaag B.J. A Correlation-Based Fingerprint Verification System // Proc. Conf. Program for Research in Integrated Systems and Circuits (ProRISC2000), Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing. Veldhoven (Netherlands). 2000. P. 102-108.
44. Савченко А.С. Синельников О. О. Методи та системи штучного інтелекту. НАУ, 2017. 176 с.
45. Boer J., Bazen A.M. Gerez S.H. Indexing Fingerprint Databases Based on Multiple Features // Proc. Conf. Program for Research in Integrated Systems and Circuits (ProRISC2000), Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing. Veldhoven (Netherlands). 2000. P. 32-37.

46. Candela G.T., Chellappa R. Comparative Performance of Classification Methods for Fingerprints: Tech. Report TR 5163 / National Institute of standards and Technology. Gaitherburg, 2003. 41 p.
47. Prabhakar S. Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank: Michigan State University. Department of Computer Science & Engineering, 2001 - 480 p.
48. William K. Pratt. Digital Image Processing: PIKS Inside, Third Edition. John Wiley & Sons, 2001. 738 p.
49. Umbaugh Scott E. Digital Image Processing and Analysis: Digital Image Enhancement, Restoration and Compression. CRC Press, 2022. 470 p.
50. Thomas W. Judson. Abstract Algebra: Theory and Applications. Open Education Resource (OER) LibreTexts Project, 2020. 525 p. [https://math.libretexts.org/Bookshelves/Abstract\\_and\\_Geometric\\_Algebra/Abstract\\_Algebra%3A\\_Theory\\_and\\_Applications\\_\(Judson\)/08%3A\\_Algebraic\\_Coding\\_Theory](https://math.libretexts.org/Bookshelves/Abstract_and_Geometric_Algebra/Abstract_Algebra%3A_Theory_and_Applications_(Judson)/08%3A_Algebraic_Coding_Theory)
51. Горбань І.І., Клименко А.В. Робастні алгоритми верифікації особи за голосом, що призначені для роботи в умовах сильних завад та спотворень мовних повідомлень // Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів: Праці 4-ї Всеукр. міжнар. конференції, Київ, 19 – 23 жовтня 1998 р. Київ, 1998. С. 69-70.
52. Navarro R., Tabemero A., Cristobal G. Image representation with Gabor wavelets and its applications // Advances in Imaging and Electron Physics. New York: Academic Press, 2006. 84 p.
53. Яковенко Є., Павлиш В., Гліненко Л., Фаст В. Основи біотехнічних систем та їх моделювання. Львів: В-во Львівська політехніка. 2020.
54. Гайдаржи В., Ізварін І. Бази даних в інформаційних системах. Київ: Видавництво Університет «Україна», 2018. 418 с.