

ДВНЗ «ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ»

Науково-навчальний інститут комп'ютерних наук і технологій
Кафедра прикладної математики і інформатики

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри ПМІ

_____ О.А. Дмитрієва
 (підпис) (ініціали, прізвище)

« _____ » _____ 2020 р.

Випускна кваліфікаційна робота

магістра

(освітньо-кваліфікаційний рівень)

на тему

«Система морфологічних перетворень кольорових зображень»

Виконала: студентка 2 курсу, групи ІІЗм

(шифр групи)

спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення

(шифр і назва напряму підготовки, спеціальності)

Яковицька Д.Г.

(прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Керівник: професор кафедри ПМІ, дтн, професор Башков Є.О.

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Нормоконтролер: доцент кафедри ПМІ, ктн, доцент Назарова І.А.

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Рецензент _____

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Засвідчую, що у цій дипломній роботі немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент _____

(підпис)

Покровськ - 2020

ДВНЗ «Донецький національний технічний університет»
 Науково-навчальний інститут комп'ютерних наук і технологій
 Кафедра прикладної математики і інформатики
 Освітньо-кваліфікаційний рівень (освітній ступінь) магістр
 Напрямок підготовки (спеціальність) 121 Інженерія програмного забезпечення
 (шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувач кафедри ПМІ

О.А. Дмитрієва
 (підпис) (ініціали, прізвище)

«_____» _____ 2020 р.

З А В Д А Н Н Я
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ
Яковицької Дарини Геннадіївни
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Система морфологічних перетворень кольорових зображень

Керівник роботи Башков Євген Олександрович, дтн, професор
 (прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом від “_____” _____ 20____ року №_____

2. Строк подання студентом роботи _____

3. Вихідні дані до роботи результати преддипломної практики _____

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)
 Проаналізувати базові морфологічні операції обробки бінарних зображень,
 визначити ефективні методи морфологічної обробки бінарних зображень,
 з'ясувати способи застосування математичної морфології на об'ємних даних

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

Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Башков Є.О., професор кафедри		
2	Башков Є.О., професор кафедри		
3	Башков Є.О., професор кафедри		

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Обрання теми	Вересень 2020 року	
2	Визначення актуальності дослідження, проведення попереднього дослідження	Вересень 2020 року	
3	Визначення новизни дослідження	Вересень 2020 року	
4	Теоретичний аналіз та підбір літератури	Жовтень 2020 року	
5	Затвердження теми дипломної роботи	Жовтень 2020 року	
6	Розробка експериментального зразку	Жовтень 2020 року	
7	Організація та проведення дослідження	Листопад 2020 року	
8	Обробка отриманих результатів	Листопад 2020 року	
9	Написання дипломної роботи	Листопад 2020 року	
10	Подання готової дипломної роботи на розгляд керівнику	Грудень 2020 року	
11	Проходження попереднього захисту	2 грудня 2020	
12	Захист дипломної роботи	22 грудня 2020	

Студент

(підпис)

Яковицька Д.Г.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Башков Є.О.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Яковицька Д.Г. Система морфологічних перетворень кольорових зображень / Випускна кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня «магістр» за спеціальністю 121 Інженерія програмного забезпечення. – ДВНЗ ДонНТУ, Покровськ, 2020.

Обсяг та структура магістерської роботи: робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків до розділів, загальних висновків, переліку використаних джерел (усього опрацьовано 39 джерел) та додатку з програмним зразком. Загальний обсяг роботи — 60 сторінок. У тексті дипломної роботи є 10 малюнків

Об'єкт дослідження – процеси обробки зображень.

Предметом дослідження є морфологічні методи обробки зображень та їх властивості.

Мета роботи полягає у розробці програмного зразку системи морфологічних перетворень та вивченні його властивостей.

Методи дослідження обираються з переліку методів розв'язання задачі скелетизації зображень та пошуку найкращого алгоритму для розпізнавання кольорових зображень.

Науковою новизною одержаних результатів є розробка експериментального зразку програмної системи для підвищення коректності обробки кольорових зображень.

Практичне значення полягає в застосуванні програмного модулю для обробки кольорових зображень.

Ключові слова: математична морфологія, цифрові зображення, скелетизація, ерозія, стоншення, нарощування.

Список публікацій здобувача

ABSTRACT

Yakovytska D.G. System for the morphological transformation of colour images / Final qualification work for the degree of "master" in the specialty 121 Software Engineering. - SHEI DonNTU, Pokrovsk, 2020.

The object of study - image processing.

The subject of research is morphological methods of image processing and their properties.

The purpose of the work is to develop a software sample of the system of morphological transformations and study its properties.

Research methods are selected from a list of methods for solving the problem of skeletalization of images and finding the best algorithm for recognizing color images.

The scientific novelty of the obtained results is the development of an experimental sample of a software system to increase the correctness of color image processing.

The practical significance lies in the use of a software module for processing color images.

Key words: mathematical morphology, digital images, skeletalization, erosion, thinning, building.

List of applicant's publications

З М І С Т

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1_БАЗОВІ МОРФОЛОГІЧНІ ОПЕРАЦІЇ ОБРОБКИ БІНАРНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	11
1.1 Загальні відомості.....	11
1.2 Методи морфологічної обробки бінарних зображень	13
1.3 Застосування математичної морфології на об'ємних даних.....	20
1.4 Багатокадрова супер-роздільна здатність на основі регуляризації: систематичний огляд.....	21
1.5 Висновки до 1 розділу.....	30
РОЗДІЛ 2_ОСНОВНІ ОПЕРАЦІЇ МАТЕМАТИЧНОЇ МОРФОЛОГІЇ	32
2.1 Об'єднання, перетин, доповнення, різниця	32
2.2 Перенесення.....	33
2.3 Нарощування	33
2.4 Ерозія	35
2.5 Розмикання	36
2.6 Замикання	36
2.7 Умовне нарощування	37
2.8 Виділення меж.....	38
2.9 Скелетизація	39
2.10 Обробка рентгенівського зображення.....	40
2. 11 Висновки до розділу 2	42
РОЗДІЛ 3_МЕТОДИЧН РЕКОМЕНДОЦІЇ ЩОДО СТВОРЕННЯ ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНОЇ ПРОГРАМНИЇ СИСТЕМИ.....	44
Висновки до розділу 3	56
ВИСНОВКИ	57
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	59
Додаток А_Зауваження нормоконтролера.....	64
Додаток Б_Код програми.....	65

ВСТУП

Що таке зображення? На це питання можна відповісти по-різному.

Найпростіше і широке визначення цього поняття: зображення – це те, що ми бачимо.

Інше визначення: зображення – це інформація, придатна для візуального сприйняття.

В даний час величезна кількість різноманітних завдань наукового і прикладного характеру вирішується за допомогою тієї чи іншої обчислювальної техніки.

Цифрова обробка зображень – актуальна область, в якій необхідно обробляти велику кількість інформації і тим самим застосовувати швидкодіючі та ефективні обчислювальні системи.

Кольоровідчуття характеризується трьома основними характеристиками – світло, колірний тон і насиченість. Для класифікації квітів використовуються колірні простору.

На основі властивостей і характеристик зорових систем створюються різні моделі колірного зору. Серед них слід виділити модель колірного зору, запропоновану Фреєм. Особливістю цієї моделі є те, що зорова система представлена трьома каналами, два з яких характеризують кольоровість, а третій – яскравість. Ця модель найбільш вдало узгоджується з багатьма властивостями кольорового зору.

Комп'ютерна обробка зображень як фундаментальне наукове напрямок є невичерпною. Цей напрямок спирається на математику, фізику, біологію, інформатику. Методи і засоби комп'ютерної обробки зображень мають найрізноманітніші застосування: наука, техніка, медицина, соціальна сфера. Вже зараз прогрес суспільства, багато в чому залежить від досягнень комп'ютерної обробки зображень. Надалі її роль в житті людини буде зростати ще більше. Отже мета цієї роботи дослідити морфологічні методи обробки

зображень.

Комп'ютерна обробка і розпізнавання зображень є швидко розвивається самостійну дисципліну. Комп'ютерна обробка зображень передбачає обробку цифрових зображень за допомогою комп'ютерів або спеціалізованих пристроїв, побудованих на цифрових сигнальних процесорах. При цьому під обробкою зображень розуміється не тільки поліпшення зорового сприйняття зображень, але і класифікація об'єктів, виконувана при аналізі зображень. У 60-ті роки минулого століття отримала розвиток особлива наука про зображення – «іконіка», яка присвячена дослідженням загальних властивостей зображень, цілей і завдань їх перетворення, обробки та відтворення, розпізнавання графічних образів [1]. Термін «іконіка» походить від грецького «eikon», що означає зображення, образ. Сьогодні під ним розуміють «створення і обробку зображень за допомогою ЕОМ, що збігається з поняттям комп'ютерної обробки зображень. Області застосування цифрової обробки в даний час значно розширюються, витісняючи аналогові методи обробки сигналів зображень. Методи цифрової обробки широко застосовуються в промисловості, мистецтві, медицині, космосі. Вони застосовуються при управлінні процесами, автоматизації виявлення і супроводу об'єктів, розпізнаванні образів і в багатьох інших додатках. Цифрова передача зображень з космічних апаратів, цифрові канали передачі сигналів зображень вимагають забезпечення передачі все більших потоків інформації. Якщо при передачі цифрового сигналу кольорового телебачення необхідно передавати потоки порядку 216 Мбіт / с, то для передачі телебачення високої чіткості швидкість передачі повинна складати близько 1 Гбіт / с. Формування зображень, поліпшення якості та автоматизація обробки медичних зображень, включаючи зображення, створювані електронними мікроскопами, рентген-апаратами, томографами тощо, є предметом дослідження і розробки. Сьогодні в медичній техніці широко застосовуються системи формування зображення, його перетворення в цифрову форму, візуалізація та документування шляхом введення в комп'ютер зображень за допомогою спеціалізованих пристроїв

захоплення відео. Автоматичний аналіз в системах дистанційного спостереження широко застосовується при аналізі місцевості, в лісовому господарстві, наприклад, для автоматичного підрахунку площі вирубок, в сільському господарстві для спостереження за дозріванням урожаю, при розвідці, в системах протипожежної безпеки. Контроль якості продукції, що виробляється виконується завдяки автоматичним методам аналізу сцен. 8 Комп'ютерна обробка зображень застосовується в задачах експертизи живопису неруйнівними методами [2]. Для відновлення старих фільмів застосовуються методи автоматичної компенсації дефектів відеоматеріалу, отриманого після перетворення кинозображення в відео. Сьогодні важко уявити область діяльності, в якій можна обійтися без комп'ютерної обробки зображень. Інтернет, стільниковий телефон, відеокамера, фотоапарат, сканер, принтер, так міцно увійшли в наш побут, – немислимі без комп'ютерної обробки зображень.

Об'єкт дослідження – процеси обробки зображень.

Предметом дослідження є морфологічні методи обробки зображень та їх властивості.

Мета роботи полягає у розробці програмного зразку системи морфологічних перетворень та вивченні його властивостей.

Досягнення поставленої мети здійснювалося шляхом розв'язання таких завдань:

1. Здійснити аналіз наукової літератури та визначити теоретичні підходи до вивчення морфологічних операцій обробки бінарних зображень.
2. Розробити тестовий програмний зразок системи морфологічних перетворень та вивченні його властивостей
3. Здійснити кількісний та якісний аналіз отриманих результатів щодо дієвості програмного зразку.
4. Зробити висновки щодо можливостей програмного зразку.

Методи дослідження обираються з переліку методів розв'язання задачі скелетизації зображень та пошуку найкращого алгоритму для розпізнавання

кольорових зображень.

Науковою новизною одержаних результатів є розробка експериментального зразку програмної системи для підвищення коректності обробки кольорових зображень.

Практичне значення полягає в застосуванні програмного модулю для обробки кольорових зображень.

Використання методів морфологічного аналізу зображення для корекції зображень, спотворених випадковою некорельованою перешкодою є одним з перспективних напрямків в області аналізу зображень С.В. Абламейко, О.Л. Вовк, С.М. Вовк, В.В. Гнатушенко, Н.С. Костюкова, Д.М.Лагуновский, П.Маргос, Дж.Серра, Ю.П.Питьєв, Т.Chen, J.H.Sossa-Azuela. Для оперативних систем обробки та аналізу зображень важливу роль відіграють їх швидкісні характеристики. Тому побудова ефективних, швидких алгоритмів морфологічних перетворень зображення є актуальним завданням [1] [3] [4].

РОЗДІЛ 1

БАЗОВІ МОРФОЛОГІЧНІ ОПЕРАЦІЇ ОБРОБКИ БІНАРНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Загальні відомості

Необхідно відзначити, що ми будемо маніпулювати з двовимірними зображеннями. Під зображенням будемо розуміти функцію двох дійсних змінних, $I(x;y)$ де I – це інтенсивність (яскравість) у точці з координатами $(x;y)$. Іноді обробці буде піддаватися не все зображення, а деяка його частина, яку в англійській літературі прийнято називати region-of-interest, ROI. [1]

Для обробки на комп'ютері зображення повинно бути дискретизованим і квантованим. Дискретизоване і квантоване зображення називається цифровим. Цифрове зображення $A(m;n)$ представлено в дискретно двовимірному просторі, де m – номер рядка, а n – номер стовпчика. Елемент, розташований на перетині m -го рядка та n -го стовпця називається піксель (pixel – picture element). Інтенсивність пікселя може описуватися або речовим або цілим числом. Відносна інтенсивність в дійсних числах зазвичай змінюється від 0 до 1, а в цілих числах від 0 до 255 [5], [6].

Зазвичай фізичний сигнал, що виникає в точці, є функцією залежить від багатьох параметрів (глибина, довжина хвилі, час). Однак ми будемо розглядати статичні, і частіше монохроматичні зображення. Після введення в відомих підручниках по обробці цифрових зображень [1], [2], [5], для $N \times N$ -sized бінарне зображення, піксель на координати (x, y) , де $0 \leq x \leq N - 1$ і $0 \leq y \leq N - 1$, на зображенні позначається як $b(x, y)$. Коли це зрозуміло з контексту, ми також використовуємо $b(x, y)$ для позначення значення самого себе. Пікселі переднього плану також

називаються пікселями об'єкта. Хоча не зазначено інше, ми припускаємо, що значення пікселів об'єкта та фонових пікселів дорівнюють 1 та 0 відповідно. Більше того, для зручності ми вважаємо, що всі пікселі на межі зображення є фоновими.

Для пікселя $b(x, y)$ називаються чотири пікселі $b(x-1, y)$, $b(x, y-1)$, $b(x+1, y)$ та $b(x, y+1)$ в 4-х сусідів пікселя; чотири сусіди разом із чотирма пікселями $b(x-1, y-1)$, $b(x+1, y-1)$, $b(x-1, y+1)$ і $b(x+1, y+1)$ називають 8-сусідів на піксель. Два пікселі об'єкта p і q називаються 8-з'єднаними (4-з'єднаними) якщо існує шлях, який складається з пікселів об'єкта $a_1, a_2, \dots, a_n$ такий, що $a_1=p$ і $a_n=q$, а для всіх $1 \leq i \leq n-1$, a_i та a_{i+1} є 8-сусідами (4-сусідами) один для одного.

Для аналізу зображення, розуміння зображення, розпізнавання зразків та комп'ютерного зору ми часто міняємо зображення на відповідне двійкове зображення, де пікселі, що належать до об'єктів, які ми хочемо розпізнати, переносяться на пікселі переднього плану (пікселі об'єкта), а всі інші пікселі - до фонових пікселів. Для розрізнення різних об'єктів у двійковому зображенні маркування підключених компонентів є необхідною операцією, яка полягає у присвоєнні унікальної мітки всім пікселям кожного об'єкта на зображенні. Після маркування двійкове зображення буде перенесено на позначене зображення

Всі алгоритми, засновані на рівномірному розпізнаванні міток, обробляють двійкове зображення при растровому скануванні і складаються з двох етапів: на першому кроці вони призначають попередню мітку (зазвичай від 1) кожному пікселю об'єкта, який завжди закінчується під час першого сканування; на другому кроці вони інтегрують усі попередні мітки, присвоєні кожному об'єкту, які називаються еквівалентними мітками, до унікальної мітки, яка називається репрезентативною міткою, і замінюють тимчасову мітку кожного пікселя об'єкта на його репрезентативну мітку. Процес інтеграції

еквівалентних міток називається вирішенням еквівалентності міток. Оскільки максимальна кількість підключених компонентів у $N \times N \times N$ двійковому зображенні становить $H/4$, максимальна кількість тимчасових міток також буде $N \times N/4$.

Відповідно до часу растрового сканування для завершення маркування підключених компонентів ці алгоритми можна розділити на чотири класи: (1) алгоритми мультисканування; (2) алгоритм чотирьох сканувань; (3) алгоритми двох сканувань; (4) півтора алгоритму.

1.2 Методи морфологічної обробки бінарних зображень

В області обробки зображень слово «морфологія» використовується в контексті математичної морфології – як інструменту для вилучення деяких компонентів зображення, та корисних для його уявлення і опису [7] [8].

Термін морфологія відноситься до опису властивостей форми і структури будь-яких об'єктів. В контексті машинного зору цей термін відноситься до опису властивостей форми областей на зображенні. Операції математичної морфології спочатку були визначені як операції над множинами, але скоро з'ясувалося, що вони також корисні в задачах обробки безлічі точок в двовимірному просторі. Множинами в математичній морфології представляються об'єкти на зображенні. Легко помітити, то безліч всіх фонових пікселів бінарного зображення є одним з варіантів його повного опису.

При обробці зображень математична морфологія застосовується до двійкових зображень, заснована на формах об'єктів та їх порівнянні з елементом структурування за допомогою алгебри множин. Для того, щоб зберегти оцінку форми, цей процес повинен проводитися на момент існування точки, яка створює форму об'єкта. На зображенні об'єкт і фон розмежовуються за значенням пікселів. У хмарі точок точки є об'єктом, а

порожній простір вважається фоном. Отже, зміни значень двійкових пікселів еквівалентні існуванню або не існуванню точок. Двома основними вхідними елементами для застосування математичної морфології до хмар точок є $SE = S_x, S_y, S_z \in R$ і хмара точок $P = P_x, P_y, P_z \in R$ як неперервний тривимірний геометричний простір. На зображеннях об'єкт визначається набором пікселів, обмежених його межею, і об'єкт, і межа мають різне значення пікселів від фону. Хмари точок суттєво відрізняються: об'єкт визначається поверхнею точок, що його утворюють, внутрішня частина порожня, тому, згідно з попереднім визначенням, якщо всередині немає точок, цей порожній простір можна вважати фоном. Це міркування відрізняється від розгляду інших авторів (Calderon and Boubekeur, 2014), які вважають дані, отримані в хмарах точок, повноцінними об'єктами [9]. Але не всі дані, отримані за допомогою хмар точок, можна вважати закритими об'ємними моделями: (наприклад, хмари точок, отримані за допомогою лазерного сканування в повітрі, вулиці або частково отримані об'єкти. Крім того, оскільки математична морфологія є виключно геометричним процесом, інші атрибути хмари точок не потрібні, такі як інтенсивність, позначка часу, колір RGB тощо. У цьому розділі визначаються особливості структуруючого елементу, морфологічне розширення та морфологічна ерозія в хмарах точок.

Аналогічно, в обробках зображень структуруючого елементу являє собою зображення, в хмарі точок обробки структуруючого елементу повинна бути точкою помутніння S . Для обробки хмарних точок структуруючого елементу визначається для зображень повинен бути пристосований для перетворення на $S = (S_x, S_y, S_z) \in R$. Кілька характеристик з 2D або 3D векторних даних не існують в U , і їх слід визначити. Ці характеристики незмінні протягом усього ітераційного процесу морфологічного розширення та ерозії, що пояснюється в наступних розділах. Структуруючий елемент використовується у хмарах

точок для аналізу наявності або відсутності точок, тому, оскільки актуальна лише геометрія, єдиними атрибутами структуруючого елементу є 3D-координати.

У науковій літературі морфологічні операції розглядаються з позиції булевої згортки. Однак операцію згортки необхідно повністю виконувати для кожної позиції структуруючого елемента. при збільшенні розмірів структуруючого елемента і / або зображення значно зростає обчислювальна складність операції математичної морфології.

При обробці зображень операції математичної морфології виконуються на площині зображення відповідно до орієнтації на 2D-осях i , при обробці хмари точок, на 3D-осях. Як в обробці зображень, так і в хмарі точок орієнтація структурного елемента залежить від проблеми, яку потрібно вирішити. S і P повинні мати однакові опорні осі 3D [9].

Щільність dS : При обробці зображення розмір пікселів між структуруючим елементом та зображенням рівний. При обробці хмари точок дуже важко для точок структуруючого елемента збігатися з хмарою, оскільки щільність хмари точок зазвичай є змінною. Отже, зв'язок між хмарою та структуруючим елементом встановлюється на основі порогів сферичної близькості між точками в місцевому середовищі, а не як точний збіг. Щільність точки помутніння повинна бути меншою за щільність хмари або подібною, $dS \lesssim dP$ [9].

Орієнтир $R=R_x, R_y, R_z \in S$: При обробці зображень структурного елемента ітеративно переміщується через зображення шляхом аналізу кожного пікселя зображення відносно центрального пікселя. Щоб отримати однакову поведінку при обробці хмари точок, опорна точка визначається як точка що переводить до кожного P_i . R може не збігатися з геометричною центральною точкою.

Вибір структурного елемента є ручним завданням, заснованим на досвіді користувача. Того самого принципу дотримуються при обробці

зображень. Оскільки хмара точок може мати нескінченну форму, щільність та орієнтацію; вибір вищезазначених характеристик задається вирішуваною задачею та геометрією. Нижче наведено деякі рекомендації щодо вибору правильного структурного елементу.

Основна ідея виконання операцій математичної морфології на стислому растре полягає в отриманні морфологічного «сліду» для кожного об'єктного діапазону з подальшим підсумовуванням або відніманням на стислому растре. Будемо називати морфологічним слідом Λ структуруючого елемента B і об'єктного діапазону V результат дилатації:

$$\Lambda(V, b) = V \otimes B$$

В першу чергу математична морфологія використовується для вилучення деяких властивостей зображення, корисних для його уявлення і опису. Наприклад, контурів, кістяків, опуклих оболонок. Також інтерес представляють морфологічні методи, що застосовуються на етапах попередньої та підсумкової обробки зображень.

Морфологія в контексті аналізу і обробки зображень описує властивості форми і структури його областей. Тобто морфологічні перетворення пов'язані з аналізом зображень на основі форми.

Морфологічні перетворення здійснюються за допомогою фільтрів: дилатація, ерозія, розмикання, замикання, градієнт, перетворення Тор Нат, перетворення Black Hat та інші.

Дані перетворення проводяться за допомогою структурного елементу(примітиву), накладення якого на зображення вирішує певні завдання, і засновані на операціях над множинами. Множинами в морфології іменуються об'єкти на зображенні: наприклад, безліч точок в двовимірному просторі. Так, все чорні пікселі чорно-білого зображення є одним із способів його морфологічного опису.

Перераховані фільтри використовуються для вилучення складових

зображення, потрібних для його уявлення і опису (кордонів, кістяків, опуклих оболонок тощо).

За допомогою морфології можливий пошук країв об'єктів на зображенні, їх аналіз і спостереження присутніх текстур. Таким чином, використання даних перетворень можливо для стиснення зображень, аналізу складових компонент, а також для придушення шуму. В основному вони застосовуються для підвищення якості, сегментації (наприклад, для спрощення уявлення) і відновлення зображень.

Морфологічні операції, найчастіше, застосовуються до двійковим зображенням, які виходять після порогового перетворення, і до напівтонових зображень.

Для редагування цифрових зображень існують різні алгоритми обробки зображень, реалізовані в сучасних програмах. Їх застосування дозволяє отримати високу якість зображення, а також усунути більшість виникли при зйомці дефектів на фотографіях.

У програмі Altami Studio розроблені такі методи обробки зображень, як: геометричні (наприклад, поворот, масштаб, обрізання), морфологічні (дилатація, ерозія), перетворення кольорових зображень (негатив, гамма, згладжування), зображень в градаціях сірого (перетворення Лапласа, порогове, знаходження меж), а також операції по роботі з вимірами (пошук контурів) і з фоном (вирівнювання освітленості, відновлення, видалення фону). Крім того, програмне забезпечення для обробки зображень Altami Studio має таку функцію, як автоматичний пошук об'єктів на зображенні. Всі операції можуть бути послідовно застосовані до одного зображення, що дозволяє відкоригувати зображення.

Для проведення аналізу цифрових зображень і усунення з них різних технічних вад, що виникли при зйомці, наприклад, через неправильну налаштування пристрою захоплення або дефектів

(подряпини, порошинки тощо) об'єктива відео- або фотокамери, часто потрібна обробка зображень з метою підвищення інформативності та якості отриманих знімків.

Такі операції, як видалення / придушення шумів, настройка яскравості, контрасту, різкості фотографій, корекція кольору, згладжування, компенсація дисторсії і багато інших, дозволяють відредагувати зображення і підготувати його до друку або публікації. Існують і спеціальні операції для роботи з зображеннями: отримання негативу, бінаризація (перетворення знімка в чорно-білі кольори), конвертація в сірий тощо.

Цифрова обробка зображень включає в себе також створення панорамних зображень, отриманих з'єднанням декількох кадрів.

Наприклад, морфологічна фільтрація, потовщення або звуження.

Вхідними даними для апарату математичної морфології є два зображення: перше, яке ми обробляємо, та спеціальне, яке залежить від виду операції та поставленої задачі.

Таке спеціальне зображення прийнято називати примітивом чи структурним елементом. Як правило, структурний елемент менше оброблюваного зображення. Структурним елементом можна вважати опис області з деякою формою. Зрозуміло, що форма може бути будь-якою, головне, щоб її можна було уявити у вигляді бінарного зображення заданого розміру. У багатьох пакетах обробки зображень найбільш поширені структурні елементи мають спеціальні назви:

BOX [H, W] -прямокутник заданого розміру, DISK [R] – диск заданого розміру, RING [R] – кільце заданого розміру (рисунок.1.1) [2] [3].

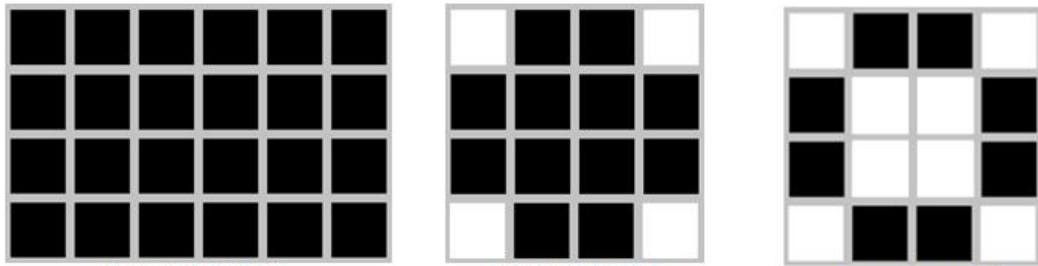


Рисунок 1.1 - 1 – BOX; 2 – DISK; 3 – RING

Результат морфологічної обробки залежить як від розміру і конфігурації вихідного зображення, так і від структурного примітиву.

Розмір структурного елементу як правило дорівнює 3×3 , 4×4 або 5×5 пікселів.

Це зумовлено головною ідеєю морфологічної обробки, в процесі якої шукають характерні деталі зображення. Ця деталь описується примітивом, і в результаті можна підкреслити або видалити такі деталі на всьому зображенні.

Морфологічне закриття дозволяє закрити прогалини в хмарах точок. Це дуже корисно для виявлення та регенерації пропусків. У морфологічному закритті дилатація спочатку розширює хмару згідно з структурним елементом. Морфологічне розширення – це процес, який заповнює щілину. Структурний елемент має бути достатньо великим, щоб заповнити всю прогалину. Згодом ерозія діє лише на існуючі зовнішні контури хмари точок, не являючи собою вже заповнену щілину, оскільки вона не має контуру, оскільки була закрита в дилатації. Метою морфологічної ерозії є повернення решти контурів хмар у початкові місця.

Однією з головних переваг морфологічної обробки – є її простота: як на вході, так і на виході процедури обробки ми отримуємо бінаризоване зображення.

Інші методи, як правило, з вихідного зображення спочатку отримують півтонове, яке потім приводиться до бінарного за допомогою

порогової функції.

За допомогою теоретико-множинних операцій утворюються основні операції морфологічної обробки зображень: звуження, розширення, відкриття і закриття.

В термінах морфологічної обробки множину A зазвичай називають зображенням, а множину B – структурним елементом. Таким чином, структурний елемент в математичній морфології грає ту ж роль, що і ядро згортки в теорії лінійної фільтрації.

Операції розширення і звуження мають основоположне значення при морфологічній обробці зображень[2] [10].

1.3 Застосування математичної морфології на об'ємних даних

Застосування математичної морфології в об'ємних хмарах точок має на меті показати поведінку методу на 3D-даних, що представляють об'ємні елементи, не обов'язково вкладені. Штучна хмара точок має суцільний зазор на своїх поверхнях, вони різних розмірів, і двох відкритих сторонах. Застосування морфологічного розширення на хмарі на основі структуруючого елементу, вирівняного до хмари вхідних точок і визначеного формою (1D (лінії) та 2D (площини)), розміром, щільністю точок та орієнтацією. Хмара зростає відповідно до розмірів та напрямку. Застосування структуруючого елементу створює більш компактні хмари.

При розробці методу для обробки цифрового зображення пріоритетні різні аспекти. Обробка зображень прийнята як посилення для адаптації математичної морфології до структури хмари точок, не втрачаючи застосовності морфологічні методи та здатності вирішувати ті самі проблеми, що й при обробці зображень. Однак існують певні аспекти методу, які породжують дискусію. Порівняння з обробкою зображень та іншими методами, відношення точок структурного елементу до хмари вхідних точок, час обробки, щільність точок та

орієнтація обговорюються в наступному розділі.

1.4 Багатокадрова супер-роздільна здатність на основі регуляризації: систематичний огляд

Процес реконструкції зображень із високою роздільною здатністю (далі HR) є однією з найгарячіших дослідницьких областей за останні роки, коли з зображень отримують широкий спектр корисних деталей. Супер розподільна здатність (далі super resolution) – це методики, що широко використовуються в різних сферах для аналізу та вилучення важливої інформації із зображень.

Технології з Super Resolution використовуються в широкому діапазоні програм для отримання зображення HR та можуть бути різними в різних додатках. Зображення HR зазвичай потрібне і бажане для отримання більш детальної інформації всередині цифрових зображень, отже, це призводить до вдосконалення зображувальної інформації для аналізу та інтерпретації, а також для автоматичного сприйняття машини.

Багато застосувань комп'ютерного зору, такі як медична візуалізація, супутникова візуалізація, розпізнавання образів, спостереження та судово-медична, астрономічна візуалізація та виявлення цілей як і раніше гостро потребують отримання HR-зображень. Синтетичне масштабування району – ще одне важливе завдання для нагляду та криміналістики. Воно необхідне для збільшення об'єктів зображення, таких як обличчя злочинця або номерний знак автомобіля. У багатьох реальних системах візуалізації важливу роль відіграють такі фактори, як розмиття, згладжування та шум, які впливають на роздільну здатність зображення. Ефекти розмиття можуть з'являтися на зображенні під час зйомки на основі багатьох факторів, таких як рухи сцени, неправильне фокусування, плутанина атмосфери та функція оптичного розподілу точок. Відповідно, набагато легше видалити ефекти розмиття із

зображення, якщо відомі умови зйомки на момент отримання зображення. Крім того, шум може бути викликаний такими факторами, як різниця в чутливості детектора, дефекти зору та зміни навколишнього середовища.

Між пікселями та шумом немає взаємозв'язку, оскільки шум просторово не пов'язаний із зображенням. В результаті цих факторів багато дослідників розробляють різні методи отримання високоякісного зображення на основі підходів до реконструкції зображень Super Resolution, такі як підходи в частотній області та підходи на основі інтерполяції. Однак підходи в частотній області мають багато проблем, які забороняють дослідникам розвиватись, особливо у випадку чутливості помилок моделі та труднощів у роботі зі складнішими моделями руху. У той час як підходи, засновані на інтерполяції, регулярно генерують зображення з декількома недоліками навколо меж об'єкта, що складаються із зигзагоподібних, розмитих та згладжених країв. Таким чином, підходи до регуляризації можуть бути використані як спроби стабілізувати процес інверсії та компенсувати відсутність інформації (El Mourabit et al., 2017, Waleed et al., 2016). Крім того, вони використовуються для представлення попереднього зображення, видалення погіршених факторів та надання попередньої інформації [11], [12]. Попередня інформація створює стабільне рішення, покращує швидкість конвергенції та включає штучні обмеження щодо рішення, такі як плавність та збереження краю. Отже, підходи, засновані на регуляризації, є складним завданням при реконструкції зображень Super Resolution [11], [12], [13], [14], [15], [16], [17]. Ця робота має на меті в даний час всебічний огляд багатоканальних підходів Super Resolution на основі регуляризації за останнє десятиліття. Повідомлено короткий зміст більшості відомих робіт, щоб визначити обмеження цих робіт. Вироблено кілька рекомендацій та майбутніх напрямків роботи, які допомагають

дослідникам дослідити невирішені проблеми, пов'язані з реконструкцією зображень.

Модель спостереження визначає справжній спосіб отримання спостережуваних зображень низької якості. Процедура отримання зображення, як правило, зустрічається з набором факторів деградації, таких як оптична дифракція, порівняльний рух, дискретизація та системний шум. Як правило, більшість методів припускають, що процедура отримання зображення складається з викривлення, розмиття, зменшення дискретизації та погіршення шуму [18], [19]. Модель спостереження безумовно імітує наступне:

$$y_k = DB_k M_k x + n_k$$

де k – це зображення низької якості, які брали участь у процесі реконструкції, а x – оригінальне зображення, яке погіршується деформацією (M), розмиттям (B), зменшенням вибірки (D) та додатковим шумом (n).

Після того, як модель добре відома, її можна використовувати для обернення процесу, щоб отримати HR-зображення з різних зображень низької якості. Отже, можна сказати, що модель спостереження інвертована для того, щоб проблема вимагала попередньої інформації із зображення HR, щоб отримати надійне та відповідне рішення. Більшість вивчених матеріалів від різних авторів припускають, що всі зображення низької якості збираються в однакових умовах навколишнього середовища та використовують один і той же датчик. Тому модель спостереження можна переписати як:

$$y_k = DBM_k x + n_k$$

В основному підхід до реконструкції зображення Super Resolution складається з трьох фаз. Ці фази називаються реєстрацією зображень, синтезом та реконструкцією. По-перше, процес реєстрації зображення використовується для оцінки інформації про рух серед низькоякісних

зображень із зсувом пікселів та обчислення та уточнення параметрів перетворення. Отже, реєстрація зображень є важливою складовою реконструкції зображення Super Resolution, оскільки інформація про зсув руху між зображеннями низької якості представляє важливі обмеження для вирішення Super Resolution [13], [14], [15], [16], [17], [20].

Основною метою реконструкції зображень за допомогою Super Resolution є створення потужного HR-зображення, що залежить від кількох зображень низької якості, які знімаються через ту саму сцену.

Як ми вже обговорювали раніше, основною метою реконструкції зображень Super Resolution є створення потужного HR-зображення, що залежить від кількох зображень низької якості, які знімаються через ту саму сцену. У цій роботі ми зосереджуємося на багатоканальній реконструкції Super Resolution на основі підходів регуляризації. Ми класифікуємо підходи регуляризації на три класи, а саме: стохастичний, детермінований та гібридний підходи. Стохастичні підходи використовують випадкові величини у формі розподілу ймовірностей, щоб ефективно забезпечувати стабільні оцінки та розрізняти можливі рішення, використовуючи апіорну модель зображення. Хоча детерміновані підходи не використовують жодних випадкових величин, але його можна сформулювати, вибравши змінну, щоб мінімізувати лагранжіан і вирішити обернену задачу використовуючи попередню інформацію про рішення, яке можна використати для того, щоб зробити проблему чітко поставленою. Нарешті, гібридні підходи використовують комбінацію стохастичного та детермінованого підходів [20], [21], [22], [23], [24]. Спочатку ми розглядаємо основну проблему, яку визначили дослідники у своїй дослідницькій роботі. По-друге, ми представляємо їх методологію вирішення проблеми. Нарешті, ми обговоримо переваги та обмеження кожного методу, щоб визначити його ефективність та якість при реконструкції HR-зображень.

За Q. Yuan et al. модель регуляризації загальної варіації дуже слабка при обробці областей плоских зображень. Крім того, вона не може досягти автоматичного балансування різних областей всередині зображення і страждає від артефактів [25]. Тому запропонований метод просторового зваженої варіації функції (SWTV) для подолання обмежень моделі регуляризації варіації функції. Вони враховують розподіл просторових деталей в різних регіонах на зображенні. Ідея їх роботи відповідає використанню різницевої кривизни замість градієнта зображення, щоб розпізнати просторову характеристику для кожного пікселя. Крім того, різницева кривизна використовується для вилучення інформації для визначення зваженого параметра та обмеження моделі телевізора на кожному пікселі. Нарешті, SWTV оптимізовано за допомогою алгоритму майоризації-мінімізації (MM) [25].

Метод SWTV зменшує втрати в областях плоского зображення і зберігає деталі краю. Однак це часто спричиняє обмін між збереженням крайових деталей та уникненням наслідків сходів у м'яких регіонах. Більше того, пропонується дробовий порядок регулювання варіації функції, щоб подбати про інформацію про текстуру на зображенні та виключити втрати з моделі варіації функції. Чжан та ін.(2012) пропонують новий алгоритм управління грубістю роздільної здатності для гіперспектрального зображення. Цей метод базується на алгоритмах максимуму апостеріорного (MAP) та аналізу основних компонентів (PCA) [26]. PCA одночасно використовується на етапі оцінки руху, щоб зменшити обчислювальні витрати та підвищити точність руху на етапі реконструкції зображення, щоб усунути шум. Однак гіперспектральне зображення має високий розмір інформації, що спричиняє обчислювальні обробки для обробки зображень. Більше того, цей метод передбачає, що попереднє розмиття відоме, і цю гіпотезу непросто оцінити.

За Kim, D., & Byun, H. фільтр регуляризації нелокальних засобів

(NL-засоби) вказує на кращу ефективність для усунення шуму та захисту краю в областях зображення, ніж модель регуляризації телевізора [27]. Однак властивості зображення погано відображаються, якщо шум і край представлені в кожній області зображення. Це призводить до зникнення краю в області зображення з величезним краєм, і воно також має невеликий шум. Крім того, шум не видаляється в області зображення з невеликим краєм, а також він має багато шуму. Тому Kim, D., & Yun, H. пропонують метод регуляризації заснований на адаптованому до краю фільтру NL-засоби для підвищення ефективності фільтра NL-засобів, щоб мати можливість видаляти шум і захищати край в областях зображення. Однак цей метод не може автоматично оцінити параметр регуляризації, і його обчислювальна вартість дуже висока [27]. Panagiotopoulou представляє новий метод Super Resolution, заснований на поєднанні норми Var та регуляризації двосторонньої сумарної варіації (BTV) для автоматичного оновлення ваг. Цей метод пропонується для подолання обмежень L_1 -норми та L_2 -норми. Тоді як L_1 -норма і L_2 -норма дає всім вимірюванням одну фіксовану вагу, а кожне вимірювання подвоює значення вимірювання відповідно. Оскільки MAP використовується для ручного регулювання параметра регуляризації та ігнорування локальних просторових адаптивних характеристик на зображеннях, Shao et al. (2013) пропонують попередньо базу просторово адаптивного випадкового поля Лапласіана-Маркова (MRF) на байєсівській основі [28]. Цей пріор має можливість захищати компоненти зображення, зменшувати сходи в гладких областях і автоматично регулювати параметр регуляризації. Однак інформація, що міститься у зображеннях низької якості, занадто обмежена для застосування цього методу. Для усунення шуму використовується підхід регуляризації Тихонова, але він втрачає трохи інформації з областей зображення. Zeng and Lu (2013) пропонують немісцеве телебачення (NLTV) з функцією зваженої точності даних, щоб

правильно оцінити параметри реєстрації [29]. Цей метод може зменшити шум навколо країв та покращити деталі зображення. Однак це дозволяє уникнути місцевих просторових адаптивних характеристик зображень. Chen et al. (2014) пропонують нову модель суміші L для захисту країв під час процесу видалення шуму [14]. Ця модель поєднує в собі як телевізор, так і моделі H^1 відповідно до оновлення вагових параметрів. Villena S. et al. (2014) запропонували новий метод, заснований на байєсівських рамках [30]. Цей метод використовується для реєстрації та відновлення зображення за допомогою комбінування просторово адаптивних фільтрів та фільтрів зображення, для збереження країв і текстур на зображенні та автоматичного виведення всіх параметрів. Однак це передбачає просте перетворення в реєстр зображень низької якості.

Через надзвичайну відсутність роздільної здатності в системах візуалізації це може зменшити наявність псевдонімів, які впливають на якість зображень. Wang Z. et al. пропонують новий підхід залежно від байєсівських рамок і застосовують телевізійну модель для покращення роздільної здатності зображення [31]. У цьому підході оцінка руху застосовується за допомогою ефективного підходу і оптимізується за допомогою алгоритму градієнтного спуску. Цей метод значно збільшує роздільну здатність, а також запобігає розмитості та шуму із зображення. Однак модель телевізора має великі обчислювальні витрати. Крім того, цей метод не може успішно відновити точну інформацію. Gao H. et al. (2016) запропонували новий підхід, заснований на локально зваженій регуляризації анізотропії (LWAR) та послідовній регуляризації. LWAR використовується для обмеження м'якості при реконструкції зображення [13]. Ітераційний алгоритм Брегмана використовується для поліпшення зображення Super Resolution. Цей підхід здатний усунути шум і захистити краї в областях зображення. Однак такий підхід не може добре оцінити параметри руху.

Shi et al. (2015) пропонують метод, який називається телевізором низького рангу (LRTV), щоб включити всю інформацію із зображень. Цей метод оптимізований методом помножувачів змінного напрямку (ADMM) для ефективного відновлення HR-зображення [32]. Однак ця модель має великі обчислювальні витрати, пов'язані з телевізійною моделлю. Zhao et al. (2015) пропонують новий метод, заснований на техніці обрізання графіків. Вони скидають усі HR-пікселі на низькоякісні зображення та визначають низькоякісні пікселі, які потрапляють в область удару [33]. Крім того, вони використовують максимальне апостеріорне випадкове поле Маркова (MAP-MRF) для зменшення енергетичної функції, відновлення HR-зображення та зменшення вартості розрахунку. Однак MRF може дати недостатні результати. Zhao et al. (2015) пропонують новий метод, заснований на байєсівському каркасі, для захисту країв і зменшення шумів на зображенні. Вони використовують адаптивну норму для регулювання взаємозв'язку між пікселями [33]. Однак цей метод не може усунути шум, особливо якщо шум сильний. Abedi & Kabir (2016) запропонувати метод регуляризації спрямованого телевізійного спрямування (SWDTV) на основі ширини штриху для зображення документа Super Resolution. SWDTV - це оновлена версія BTV для згладжування символів залежно від місцевої ширини та напрямку. Вони використовують метод MAP для зменшення інтеграції умов регуляризації та точності даних. Однак цей метод не може повністю відновити деталі краю тексту, і він має високі витрати на обчислення [21]. Chen et al. (2016) використовують розумну модель спостереження для включення відсутніх деталей. Крім того, вони використовують байєсівський каркас, заснований на розбіжності Куллбека – Лейблера (KL) для оцінки параметрів руху та захисту деталей краю на зображенні [15].

Jun-Bao et al. Вважають, що моделі природних зображень не можуть бути

повністю згадані моделлю регуляризації TV [34]. Тому автори поєднують обидві моделі телевізора з моделлю низького рангу, щоб створити новий метод для Super Resolution та генерувати HR-зображення. Цей метод може відновити якісне зображення HR, але він не може збалансувати між краями та шумами. Laghrib et al (2016) пропонують новий підхід, який залежить від дифузійної реєстрації та поєднує нелокальну регуляризацію Лапласа з моделлю BTV, щоб зменшити шуми та викиди руху. Однак це має більше схожих ефектів і високу обчислювальну вартість [35].

Nayak, R., & Patra, D. (2017) пропонують новий підхід Super Resolution на основі регуляризації, який залежить від використання структурних термін регуляризації (Super Resolution) та високочастотний енергетичний термін (HFET) [36]. Такий підхід дозволяє зберегти інформацію про зображення та уникнути наявності артефактів. Однак він має високі обчислювальні витрати. Huang et al (2017) пропонують новий багатокадровий підхід Super Resolution, використовуючи як покращення зображення, так і деноїзацію в процедурах Super Resolution [37]. По-перше, вони пропонують нове гібридне поле векторного потоку градієнта (GVFHF) для більш точного захоплення меж об'єкта на зображеннях. GVFHF використовує як вектор градієнтного потоку (GVF), так і поданий градієнт (GF). По-друге, вони використовують анізотропну дифузію ударний фільтр (ADSF), щоб запропонувати GVFHF-ADSF для поліпшення та знешкодження реконструйованого зображення. Нарешті, підхід GVFHF-ADSF використовується як термін регуляризації, і алгоритм найкрутішого спуску прийнятий для вирішення оберненої задачі Super Resolution. Підхід GVFHF-ADSF може ефективно придушувати як гаусовий, так і солено-перцевий шум і покращувати краї реконструйованого зображення [37]. Однак такий підхід повинен застосовувати його до різних застосувань і має високі обчислювальні витрати. Mohan, S. C. (2017) пропонує метод, заснований на структурі

МАР, для зменшення функції витрат. S. C. Mohan використовує підхід норми Лоренца та U-кривої, щоб отримати параметр регуляризації, який видаляє артефакти та зменшує обчислювальні витрати відповідно [38]. Цей метод перевершує артефакти, і використання норми Лоренца є сильнішим за норму L_p . Wang et al (2017) пропонують новий підхід, що впливає з регуляризації MRF. Спочатку вони представляють наскрізний підхід Super Resolution для корекції HR-зображення, спричиненого помилками реконструкції в просторі низькоякісних зображень без аналітичного простору HR, де вартість обчислення явно знижується. Крім того, вони пропонують новий термін регуляризації, отриманий із MRF, для того, щоб одночасно досягти гладкості та зберегти краї [39].

1.5 Висновки до 1 розділу

У цьому розділі ми представили та розглянули сучасні методи морфологічної обробки зображення, ознайомились із основними функціями і підходами що до Super Resolution. Основні регуляції для реконструкції HR-зображень за останнє десятиліття. Проведено аналіз сучасного стану систем спостереження з комплексуванням зображень і наукових напрацювань щодо підвищення ефективності їх функціонування. Основна увага приділяється вивченню сильних та слабких сторін рішень, призначених для реконструкції зображень, спрямованих на визначення його ефективності та якості при реконструкції HR-зображень.

З'ясували що підходи до регуляризації HR-зображень можуть бути використані як спроби стабілізувати процес інверсії та компенсувати відсутність інформації

На сьогодні створено багато алгоритмів комплексування

інформації, але в них не враховується специфіка утворення сигналу і особливості зорового сприйняття зображень при вирішенні різних задач спостереження.

РОЗДІЛ 2

ОСНОВНІ ОПЕРАЦІЇ МАТЕМАТИЧНОЇ МОРФОЛОГІЇ

2.1 Об'єднання, перетин, доповнення, різниця

Перш, ніж переходити до операцій морфології, є сенс розглянути теоретико-множинні операції, що лежать в основі математичної морфології.

Об'єднання двох множин A і B , яке позначається $C = A \cup B$, є за визначенням безліч всіх елементів, що належать або множині A , або множині B , або обом множинам одночасно. Аналогічно, перетин двох множин A і B , яке позначається $C = A \cap B$, є за визначенням безліч всіх елементів, що належать одночасно обом множинам A і B . Доповнення множини A є безліч елементів, які не містяться в A :

$$A^c = \{w \mid w \notin A\}.$$

Різниця двох множин A і B позначається $A \setminus B$ і визначається наступним чином:

$$A \setminus B = \{w \mid w \in A, w \notin B\} = A \cap B^c.$$

Це безліч складається з елементів A , що не входять до B .

Морфологічне розширення визначається як процес розширення об'єкта відповідно до структурного. У растровому просторі розширення переміщується на фонові пікселі та перетворює їх на пікселі об'єкта в місцях, де форма структурного елементу частково покриває об'єкт. Оскільки в хмарах точок немає “фонових точок”, розширення переміщується над об'єктними точками і створює нові об'єктні точки навколо існуючих. Враховуючи хмару точок і структуруючий елемент з опорною точкою, процес морфологічного розширення складається з перекладу у кожну точку хмари і додавання точок якщо поблизу немає існуючих точок. Поріг близькості визначається як половина середнього

відстані між найближчими сусідами в. Порогове значення відповідає справедливому поділу простору між двома сусідніми точками. Відстань обчислюється як середнє значення відстані між кожним та його найближчими п'ятьма точками, які можна вважати їх сусідніми точками. Оскільки додавання точок є ітеративним, під час перевірки існування точок вони порівнюються з розширеними точками і додаються до останньої ітерації. Точки в хмарі пронумеровані для поліпшення зрозумілості. Порядок обробки мало впливає на кінцевий результат. Точне розташування нової точки залежить від порядку відвідування вхідних точок та додавання нових точок.

2.2 Перенесення

Операція перенесення Xt безлічі пікселів X на вектор t задається в вигляді:

$$Xt = \{x + t \mid x \in X\}.$$

Отже, перенесення безлічі одиничних пікселів на бінарному зображенні зрушує всі пікселі безлічі на задану відстань. Вектор перенесення t може здаватися у вигляді впорядкованої пари $(\Delta r, \Delta c)$, де Δr – компонент вектора перенесення в напрямку рядків, а Δc – компонент вектора перенесення в напрямку стовпців зображення[4].

2.3 Нарощування

Структурний елемент S застосовується до всіх пікселів бінарного зображення. Кожен раз, коли початок координат структурного елементу поєднується з одиничним бінарним пікселем, до всього структурному елементу застосовується перенесення і подальше роз'єднання з відповідними пікселями бінарного зображення. Результати логічного складання записуються в вихідне бінарне зображення, яке спочатку ініціалізується нульовими значеннями.

2.4 Ерозія

При виконанні операції ерозії структурний елемент теж проходить по всіх пікселях зображення. Якщо в деякій позиції кожен одиничний піксель структурного елемента співпадає з одиничним пікселем бінарного зображення, то виконується роз'єднання центрального пікселя структурного елемента з відповідним пікселем вихідного зображення. В результаті застосування операції ерозії всі об'єкти, менші ніж структурний елемент, стираються, об'єкти, з'єднані тонкими лініями стають роз'єднаними і розміри всіх об'єктів зменшуються.

Морфологічна ерозія визначається як процес, при якому об'єкт зменшується відповідно до структурного елемента. Ерозія – це протилежна операція розширення. У растровому просторі це ітераційний процес, коли структурний елемент послідовно переміщується до кожного пікселя об'єкта, перевіряються значення пікселів, що відповідають структурному елементу, і, у випадку невідповідності, значення пікселя змінюється. Таким же чином, враховуючи хмару точок і структуруючий елемент з опорною точкою, процес морфологічної ерозії складається з перекладу в кожную точку – хмари, перевіряючи існування точок в хмарі в межах поріг близькості, що перекладається і усуває, якщо немає точок порога. Близькість визначається як половина середнього відстані між найближчими сусідами в точках. Оскільки ерозія точок є ітеративною, при перевірці існування точок переклад порівнюють із вхідним, ні з ітераційною еродованою хмарию точок до останньої ітерації. Порядок обробки балів не впливає на кінцевий результат, він впливає лише на порядок видалення балів.

Ерозія та розширення для безпосереднього нанесення на хмари точок розроблені таким чином, щоб доповнювати один одного, як при обробці зображень. З вхідного зображення можна створювати різні зображення, змінюючи структурний елемент та / або морфологічні

операції. Ці зображення часткових результатів згодом можна оперувати між ними для отримання кінцевого результату. Поєднання виходів є ключовим для виявлення складних фігур, які неможливо виявити лише за одну операцію. Типовими застосуваннями комбінації є виявлення кутів або контурів. При виявленні кутів структурний елемент з різною орієнтацією застосовуються до вхідних даних, щоб виявити різні орієнтовані кути. Контур можна отримати з різниці між вхідними та розширеними даними або ерозованими даними. Система відліку координат залишається незмінною після застосування будь-якої морфологічної операції.

2.5 Розмикання

Операція ерозії корисна для видалення малих об'єктів і різних шумів, але у цій операції є недолік – всі, хто залишився об'єкти зменшуються в розмірі. Цього ефекту можна уникнути, якщо після операції ерозії застосувати операцію нарощування з тим же структурним елементом.

Розмикання відсіває всі об'єкти, менші ніж структурний елемент, але при цьому допомагає уникнути сильного зменшення розміру об'єктів. Також розмикання ідеально підходить для видалення ліній, товщина яких менше, ніж діаметр структурного елементу. Також важливо пам'ятати, що після цієї операції контури об'єктів стають більш гладкими [1].

2.6 Замикання

Якщо до зображення застосувати спочатку операцію нарощування, то ми зможемо позбутися від малих дірок і щілин, але при цьому відбудеться збільшення контуру об'єкта. Уникнути цього збільшення дозволяє операція ерозія, виконана відразу після нарощування з тим же структурним елементом.

2.7 Умовне нарощування

Одним з типових застосувань бінарної морфології є виділення на бінарному зображенні компонент, у яких форма і розміри задовольняють заданим обмеженням. У багатьох подібних завданнях можлива побудова структурного елемента, який після застосування до бінарним зображенню видаляє не задовольняють обмеженням компоненти і залишає кілька одиничних пікселів, що відповідають задовольняє обмеженням компонентів. Але для подальшої обробки можуть знадобитися компоненти цілком, а не тільки їх фрагменти, що залишилися після ерозії. Для вирішення цієї проблеми була введена операція умовного нарощування.

Безліч отримане в результаті ерозії циклічно нарощується структурним елементом S , і на кожному кроці результат зменшується до підмножини пікселів, які мають одиничні значення на оригінальному документі B . Операція умовного нарощування пояснена на малюнку нижче. На цьому малюнку бінарне зображення B було піддано ерозії елементом V для виділення компонент, що містять вертикальні фрагменти висотою 3 пікселя. На отриманому зображенні C є дві таких компоненти. Щоб виділити ці компоненти цілком, зображення C умовно нарощується елементом D щодо вихідного зображення B [5].

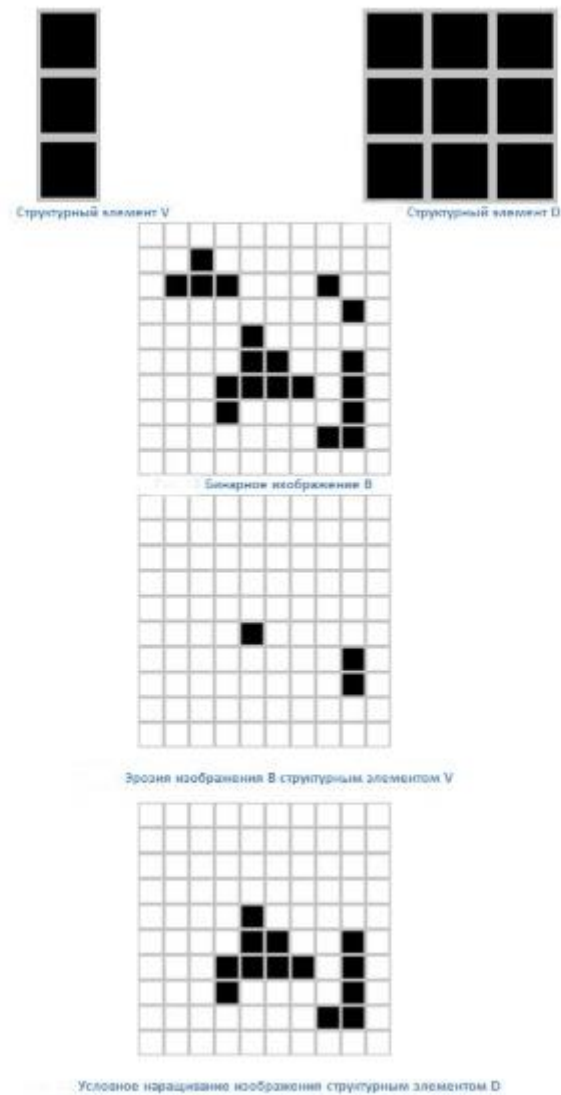


Рисунок 2.1- Умовне нарощування зображення структурним елементом D

2.8 Виділення меж

Морфологічні операції можна також використовувати для виділення меж бінарного об'єкта. Це операція дуже важлива, тому що межа є повним, і в той же час досить компактным описом об'єкта.

Легко помітити, що граничні точки мають як мінімум один фоновий піксель в своїй околиці. Таким чином, застосувавши оператор ерозії з структурним елементом, що містить всі можливі сусідні елементи, ми видалимо всі граничні точки ... Тоді межа вийде за допомогою операції різниці множин між вихідним зображенням і

зображенням, отриманим в результаті ерозії.

Принцип роботи методів морфологічної обробки бінарних зображень можна уявити як розбиття вхідного цифрового зображення A на невеликі, рівні за розміром шматочки деякому примітиву B . Далі, вони накладаються один на одного, це і буде відповідністю між A і B . Потім проводиться логічна операція між елементами A і B , та в результаті отримаємо кінцеве оброблене зображення A^* . Таким чином проводиться циклічна обробка зображення.

В результаті в класичному виконанні методами морфологічної обробки бінарних зображень виконуються послідовно в циклі [6], [7], [8].

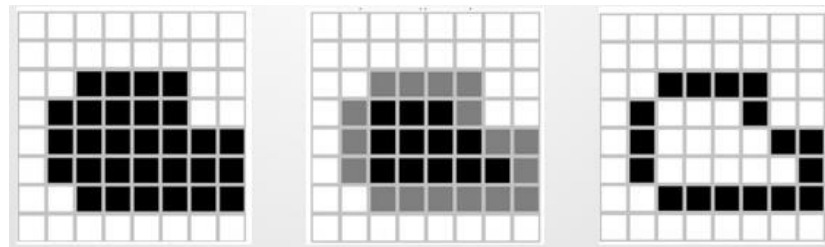


Рисунок 2.2 - Результати обробки бінарних зображень класичними морфологічними методами

2.9 Скелетизація

Скелетизація або побудова серединних ліній (скелетів) об'єктів на зображеннях є важливим етапом у багатьох практичних завданнях опису та розпізнавання об'єктів в системах технічного зору.

Для розпізнавання об'єктів часто необхідно вивчити його форму. Її зручно представляти у вигляді деякого "скелета" (по іншому – медіани, або серединної осі форми). З'ясувалося, що скомбінувавши кілька операцій математичної морфології можна отримати похідну, що дозволяє виділяти з об'єкта його "скелет", і вона, відповідно, отримала назву "скелетонізації".

n -м елементом скелета S зображення X по структурному елементу Q називається

$$S_n = (X - nQ) \setminus [(X - nQ) * Q], n = 0, 1, \dots, N,$$

де N – $\max(n: X - nQ \neq \emptyset)$,

$\neq$ – не дорівнює

$\emptyset$ – порожня множина

$\setminus$ – теоретико-множинне віднімання

$(X * nQ)$, де $*$ – знак операції, позначає послідовне застосування операції до зображення n раз)

Особливий інтерес до скелетизації спостерігається в медичних комп'ютерних технологіях, де скелети застосовуються для анотування баз діагностичних зображень, та поліпшення якості ангіограм і томограм.

Основні визначення і концепції поняття скелета або серединної осі плоскої фігури було вперше введено в кінці 60-х років 20 ст. Блам. Блам показав, що медіальне уявлення фігур (англ. Medial representation) на двовимірних зображеннях, є ефективним способом опису їх геометричної структури. У порівнянні з традиційним уявленням форми медіальне уявлення є більш інформативним, воно відображає як загальну структуру об'єкта, так і детальну структуру його елементів. Скелет зберігає інформацію про топологічну структуру об'єкта і скорочує обсяг пам'яті, необхідної для її зберігання. Згідно Блам скелет (англ. Skeleton) плоскої фігури – це безліч тих її точок, для яких існує не менше двох рівновіддалених найближчих точок кордону фігури.

Отже, кожна точка скелета є центром кола, що лежить в області і що стосується її межі в двох або більше точках (так званої максимальній порожній окружності), а скелет – це безліч центрів максимальних вписаних в цю фігуру кіл [22].

2.10 Обробка рентгенівського зображення

Для аналізу рентгенівського знімка часто потрібно попередньо його відредагувати. В основному для цього налаштовують яскравість і

контраст фотографії, використовують операцію гамма-корекції, а також алгоритми обробки напівтонових зображень і багато іншого.

Дані методи обробки зображень можна застосувати в програмі Altami Studio. До того ж, за допомогою перетворень для роботи з фоном, пропонованих цією системою, з рентгенівського зображення можна видаляти артефакти, а фільтр Автоматичний пошук об'єктів дозволяє знайти і виділити цікавлять області на зображенні. Крім перерахованого, в програмі Altami Studio реалізовано таке перетворення, як фальшивих кольорів, яке ідеально підходить для роботи з рентгенівськими знімками. Застосовуючи його, можна «розфарбувати» зображення, присвоївши пікселям ті чи інші кольори в результаті квантування їх за рівнями яскравості. Таким чином стають помітні області з близькою за значенням яскравістю.

Пріоритет також віддається обчислювальній ефективності. При обробці зображень програма для обробки з застосуванням методів математичної морфології відбувається миттєво, і вона робиться за допомогою масок або розсувних вікон. Еквівалент хмари точок – це запуск кожної точки, що відповідає ітерації. Найважливішою операцією з точки зору обчислювальних витрат на ітерацію є оцінка відстані для перевірки існування точок поблизу точок структурного елементу. Рішення буде зосереджено на розрахунку відстані від точки до точки між хмарами на основі порогу відповідно до щільності точок. Альтернативою може бути перетворення структурного елементу в багатокутник, оскільки пошук точок у полігонах є більш оптимізованим процесом. Але багатокутник, у свою чергу, повинен бути розподілений, оскільки умова збігу між точками структурного елементу та хмари повинна бути рівномірно задана у всьому багатокутнику.

Час обробки залежить від кількості точок в хмарі, а також від операції математичної морфології. Якщо запускати код на процесорі Intel

Core i7 2,8 ГГц з 16 ГБ оперативної пам'яті за допомогою MATLAB. Штучні хмари точок, приблизно 2000 точок, будуть оброблені менш ніж за 2 с. Хмарі точок кролика Стенфорда з 30000 точок знадобилося 14 с, щоб розширитися лінією, 40 с, щоб розширитися сферою 500 точок, і 13 с, щоб розмити лінію. З отриманими хмарами точок морфологічна ерозія у хмарі з 70 000 точок займе 120 с, морфологічне розкриття дорожнього знаку в хмарі з 17 000 точок займе 10 с (5 с при морфологічному розширенні та 5 с при морфологічній ерозії), а морфологічне закриття прикусу, залишене автомобілем у хмарі з 20 000 балів, займе 2 год (лише 9 с відповідає морфологічному розширенню, ерозія займала більшу частину часу). Більшість процесів займе мало часу, за винятком морфологічного закриття для заповнення міських прогалин. Висока вартість часу обумовлена великою кількістю точок, доданих в дилатації. Розрив, що виникає внаслідок оклюзії, займає більшість елементів. Після розширення хмара зросла з 20000 до 300000. Подальша ерозія відбулася в цих 300 000 пунктах і зайняла 2 години. З цього результату можна зробити висновок, що щоб застосувати морфологічне закриття до цілої хмари точок вулиці за розумний час, може бути кращим зменшити щільність точок вхідних даних перед застосуванням морфологічного закриття. Що стосується алгоритму складності, то алгоритми розширення та ерозії повинні відвідувати всі точки хмари, розмір більшість процесів займе мало часу, за винятком морфологічного закриття для заповнення міських прогалин. Розрив, що виникає внаслідок оклюзії, займає більшість елементів.

2. 11 Висновки до розділу 2

В цьому розділі представлені основні морфологічні операції, їх властивості та функції. Описані експерименти з основними методами

математичної морфології, складність застосування їх алогоритмів та час їх обробки.

Показано спосіб роботи з рентгенівським зображенням, змодельовано роботу с морфологічним розширенням та звуженням, ерозією, дилатацією та скелетизацією. Показано, переваги морфологічних методів обробки зображення які на практиці можуть бути реалізованими за умови розроблення адекватних методів комплексування інформації.

РОЗДІЛ 3

МЕТОДИЧНІ РЕКОМЕНДОЦІЇ ЩОДО СТВОРЕННЯ ЕКСПЕРЕМЕНТАЛЬНОЇ ПРОГРАМНИЙ СИСТЕМИ

Скелети - це однопиксельні зображення товщини мереж усередині зображення, які мають широке застосування для розуміння структурних властивостей об'єктів. Наприклад, скелети використовувались для моделювання поз людини, морфології нейронів.

Неітеративні алгоритми скелетизації засновані на побудові центральної лінії зображення безпосередньо в один прохід без аналізу всіх окремих пікселів. Найбільша група алгоритмів, це ітеративні – засновані на ідеї ітеративного видалення контурних точок об'єктів до тих пір, поки на зображенні залишаться тільки точки скелета. Ітеративні алгоритми зазвичай використовують логічну маску (як правило, розміром 3 на 3 пікселі), що переміщуються по всьому зображенню і в кожен момент часу зіставляються з відповідним ділянкою зображення, щоб визначити нове значення центрального пікселя.

Основна суть хвильового алгоритму знаходження скелета растрового зображення. Однак при реалізації програм з використанням даного методу може виникнути ряд питань. У роботі наведені схеми алгоритму побудови первинного графа і алгоритму розподілу генерації хвилі на дочірні хвилі. Для поліпшення алгоритму виділення пропонується враховувати не тільки розміри об'єкта, але і його форму, а саме, будувати скелет об'єкта і аналізувати отриманий граф.

Найбільш відомим алгоритмом скелетизації є алгоритм Зонг-Суня. Його відміну від звичайного стоншення в тому, що перш, ніж видалити піксель в процесі ерозії, досліджується, наскільки вплине видалення цього пікселя на сукупність скелету. В разі, якщо видалення пікселя не

створить роз'єднаних фрагментів скелета, піксель видаляється. Спосіб визначення можливості видалення пікселя заснований на обробці пікселів околиці навколо досліджуваного пікселя.

Алгоритм виробляє більш точні скелети, ніж звичайне стоншення, хоча і вони стримують роз'єднані фрагменти. Інший недолік описаного алгоритму полягає в появі помилкових гілок скелетів. Третій недолік алгоритму Зонг-Суня в тому, що він підходить для скелетизації об'єктів тільки в двовимірному просторі і не застосуємо для обробки багатовимірних даних, при кількості вимірювань більше двох. Тому, якщо зазначені недоліки мають важливе значення для коректного вирішення завдання, потрібен інший, більш точний алгоритм скелетизації.

Правильно побудований скелет має такі властивості:

- зберігає топологію оригінального об'єкта;
- розташований в центральних точках геометричній області об'єкта;
- скелет є зв'язкова фігура, тобто усі пікселі скелета пов'язані один з одним;
- має ширину рівну 1 пікселю (тому ряд процедур скелетизації називається стоншення або тіннінгом, від англ. thinning);
- для кожного пікселя скелета відомо відстань до кордону об'єкта.

Процес стоншення починається від границі об'єкта і триває до тих пір, поки не залишиться «прости́х» точок. на кожну ітерацію, кожен граничний піксель перевіряється на приналежність безлічі «прости́х» точок. Умови зазвичай реалізовані як логічні шаблони (маски) розміром 3×3 пікселі або більше. центр маски поєднується з даним пікселем, аналізується околиця цього пікселя. В випадку виконання логічних умов маски центральний піксель видаляється. Основою у роботі в напрямку алгоритмів стоншення вважається стаття Розенфельда. Основна маса сучасних алгоритмів скелетизації – це різні варіанти топологічного

стоншення.

Одним із способів знаходження скелета зображення є хвильової алгоритм. У ньому використовується особливий вид хвилі, названий сферичним. Це комбінація послідовного застосування 4 і 8-зв'язковий хвилі. В результаті хвиля поширюється у вигляді восьмикутника, впевнено оминаючи перешкоди. Тут спостерігається цікавий ефект: не більше ніж через $2 * N$ кроків поширення набуває стійкого характеру незалежно від початкової точки. Поведінка хвилі передбачувано і на траєкторіях, відмінних від прямої. Огинають властивості хвилі мають свої особливості. Дрібні перешкоди (1-2 пікселя) мало впливають на поширення хвилі, вносячи незначні перешкоди. Більші перешкоди на зображенні викликають значні спотворення картини поширення хвилі. Отже, необхідна попередня обробка зображення, спрямована на усунення небажаних перешкод.

Скелетом зображення будемо називати безліч точок, рівновіддалених від кордонів зображення. Етапу побудови скелета фігури, як правило, передують кілька допоміжних етапів. Це попередня обробка (усунення дрібних шумів та ін.) та бінаризація зображення. Бінаризація називається процес перетворення кольорових та напівтонових зображень в двоколірні, тобто бінарні. Для бінаризації використовуються порогова обробка, методи точкових перетворень, згортки, посилення країв, виділення низькочастотних і високочастотних компонент зображення.

Алгоритм хвильової скелетизації умовно можна розбити на два основних етапи: етап побудови первинного графа (включає в себе запуск хвилі, відстеження пройденого шляху, місць поділу і загасання хвилі) і наступний за ним етап оптимізації графа, в результаті чого відкидається зайва інформація.

На першому етапі всередині об'єкта запускається сферична хвиля.

Генерація хвилі – це фронт хвилі. Точки, що належать окремим генераціям хвилі, позначаються різними кольорами на зображенні, і відслідковуються центральні пікселі кожної непарної генерації, які поміщаються в первинний граф як його вузли. Первинний граф зазвичай містить велику кількість надлишкової інформації, тому на етапі оптимізації графа зайві точки з нього видаляються.

Побудова графа здійснюється шляхом відстеження шляху проходження сферичної хвилі по зображенню. Граф об'єкту зберігається в пам'яті у вигляді гніздовий структури. При даному способі зберігання структури графа кожен його вузол задається гніздом, що складається з координат вузла графа (x, y) і списку адрес переходів до наступних (дочірнім) гнізд (вузлів графа). Цей спосіб зручний тим, що структуру графа легко міняти і не потрібно великого обсягу пам'яті, на відміну від матриць суміжності або інцидентності. Гнізда містять координати вузла графа (x_i, y_i) і A_i – посилання на список, що містить посилання на сусідні гнізда (вузли графа).

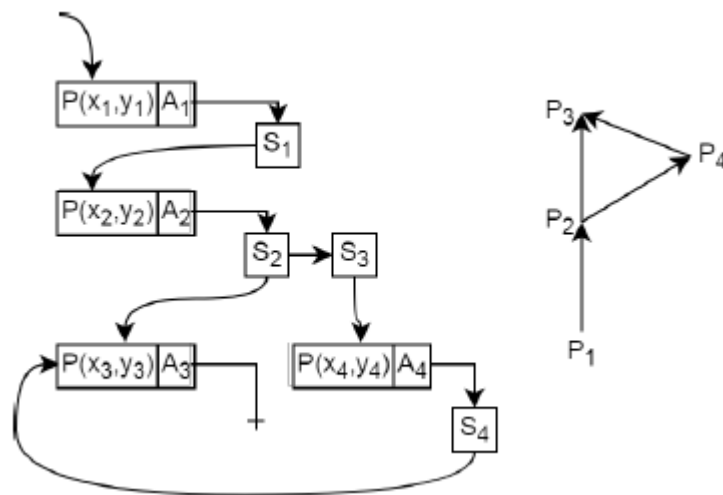


Рисунок 3.1 - Зображення структури гнізда графа

Кожна генерація хвилі укладена між своїми крайніми пікселями з координатами (x_1, y_1) і (x_2, y_2). Під крайніми пікселями хвилі розуміються ті пікселі генерації, у яких не більше одного сусіднього пікселя з цієї генерації. За точку скелета фігури будемо брати середину

відрізка, що з'єднує крайні точки генерації хвилі, тобто координати точки будуть визначатися як $((x_1 + x_2) / 2; (y_1 + y_2) / 2)$.

Крім того, можлива ситуація, коли генерація хвилі складається з декількох окремих фронтів. Таке відбувається при поділі генерації хвилі на дочірні хвилі. Дану ситуацію можна відстежити за кількістю крайніх точок в списку точок генерації. Якщо кількість крайніх точок більше двох, то відбувся поділ, і список містить кілька дочірніх. У цьому випадку окремі списки точок дочірніх хвиль поміщаються в чергу.

Перед поділом спостерігається безперервне збільшення ширини хвилі і відбувається збільшення кількості крайніх точок генерації хвилі. Відстежуючи це, можна визначити місце з'єднання відрізків скелета зображення. Місце з'єднання окремих гілок знаходиться як центр мас багатокутника, утвореного крайніми точками материнської і дочірніх хвиль. У разі повороту хвилі або потовщення елемента зображення кількість крайніх точок не змінюється, тому таке збільшення ширини хвилі можна не брати до уваги. При зустрічі з іншою хвилею відбувається загасання хвилі. В даному випадку граф замикається.

На початку роботи для оптимізації графа (тобто видалення надлишкової інформації) використовується метод послідовних наближень, який полягає в наступному: через перші дві вершини графа проводиться пряма, і кожна наступна точка перевіряється на відхилення від цієї прямої. Якщо відхилення не більше ϵ (задається порівнянням з товщиною ліній зображення), то ця точка належить поточної прямий, інакше – утворює наступну пряму.

Коефіцієнти рівняння прямої $Ax + By + C = 0$, що проходить через дві точки (x_1, y_1) і (x_2, y_2) , в методі послідовних наближень обчислюються за такими формулами: $A = y_1 - y_2$, $B = x_2 - x_1$, $C = x_1 y_2 - y_1 x_2$. Тоді для кожної наступної точки (x_i, y_i) з графа знаходиться відстань від неї до прямої $Ax + By + C = 0$ за формулою $r = |Ax_i + By_i + C| / \sqrt{A^2 + B^2}$.

Якщо $r < \mathcal{E}$, то ця точка належить поточної прямий. Отриманий набір точок, що належать одній прямій, апроксимується за допомогою ортогональної регресії. Ортогональна регресія відрізняється від простої лінійної регресії в тому, що вона бере до уваги помилки в спостереженнях як по осі x , так і по осі y .

Якщо точки аппроксимируються прямий, заданої рівнянням $y = \beta_0 + \beta_1 x$, то коефіцієнти регресії обчислюються за такими формулами

$$\beta_1 = (s_{yy} - s_{xx} + \sqrt{(s_{yy} - s_{xx})^2 + 4s_{xy}^2}) / 2s_{xy},$$

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1 \bar{x},$$

де

$$\bar{x} = 1/n \sum x_i, \bar{y} = 1/n \sum y_i,$$

$$s_{xx} = 1/n - 1 \sum (x_i - \bar{x})^2,$$

$$s_{yy} = 1/n - 1 \sum (y_i - \bar{y})^2,$$

$$s_{xy} = 1/n - 1 \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}).$$

Оскільки рівняння $y = \beta_0 + \beta_1 x$ не описує вертикальні прямі, наведемо його до виду $Ax + By + C = 0$. Для цього обчислимо коефіцієнти A, B, C : $A = \beta_1, B = -1, C = \beta_0$.

Якщо $s_{xx} = 0$, то пряма паралельна осі Y , і рівняння має вигляд $x = \bar{x}$, коефіцієнти прямої при цьому: $A = -1, B = 0, C = \bar{x}$.

А якщо $s_{yy} = 0$, то пряма паралельна осі X , і рівняння має вигляд $y = \bar{y}$, коефіцієнти прямої при цьому: $A = 0, B = -1, C = \bar{y}$.

Після знаходження коефіцієнтів апроксимуючої прямої кінцеві точки коригуються, тобто проєктуються на апроксимуючу пряму, а решта проміжні точки видаляються з графа.

Існує великий клас методів для відновлення форми об'єкта з довільного хмари точок, який використовується в різних завданнях. Ці підходи також можуть бути використані в медичних додатках, однак для таких алгоритмів потрібна розробка спеціалізованих векторних алгоритмів при обчисленні характеристик. Ці методи призначені для реконструкції об'ємних об'єктів, а в разі реконструкції скелета

залишаються проблеми пов'язані з правильністю визначення скелета, виражені в наступних умовах: порушення зв'язності в скелеті; втрата точок розгалуження; порушення центральності середньої лінії в об'єкті; збільшенні товщини лінії в скелеті.

Проблема збереження зв'язності пов'язана з тим, що скелет має одиничну товщину і в разі його зміщення на наступному шарі на відстань більше одного пікселя, зв'язність скелета порушується. Тому необхідно визначити область збереження зв'язності. Найпростішим рішенням є використання приблизної області об'єкта, яка визначається за допомогою порогової сегментації по яскравості в локальному фрагменті зображення навколо точок скелета. У разі, якщо цій галузі недостатньо для збереження зв'язності, її можна збільшити за допомогою дилатації. Існує ймовірність того, що розгалуження скелета відбувається в просторі між шарами. Щоб знайти ці точки необхідно визначити додатковий проміжний шар, в якому будуть присутні точка розгалуження скелета і форма об'єкта. Алгоритм синтезу проміжних шарів тривимірного зображення складається з наступних кроків: об'єднання об'єктів на шарі; визначення загального контуру проміжного шару; визначення точки розгалуження в проміжному шарі.

Центральність є глобальною властивістю скелета, тому збереження цієї властивості є нетривіальним завданням, коли немає можливості обробити зображення повністю.

В програмному модулі двійкове зображення, що містить об'єкти, що підлягають скелетуванню. Нулі представляють фон, ненульові значення - на передньому плані. Алгоритм Чжана [Zha84] працює лише для 2D-зображень і є типовим для 2D-зображень. Алгоритм Лі [Lee94] працює для 2D або 3D зображень і є типовим для 3D.

На рисунку 3.1 ми бачимо оригінальне зображення із його вхідними даними.

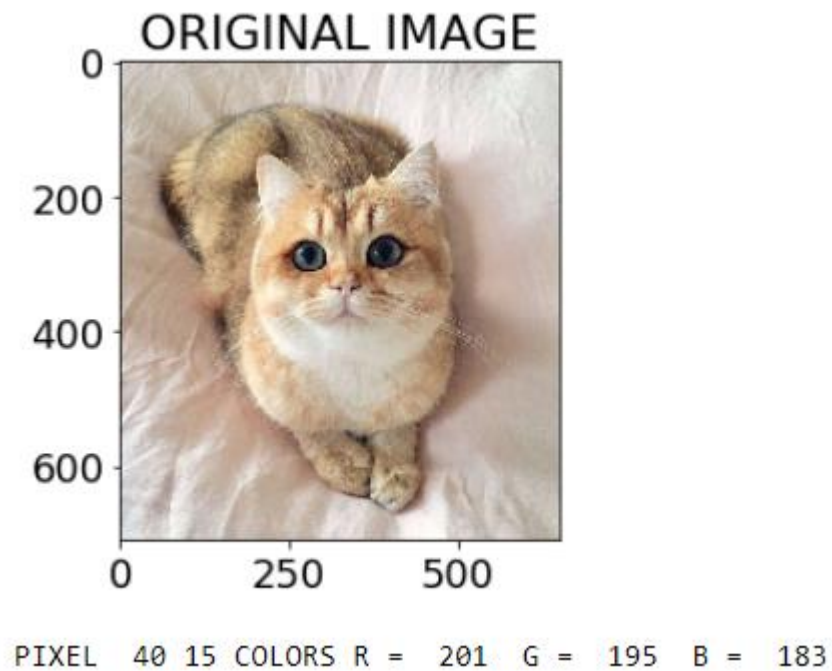


Рисунок 3.2 - Вивід оригінального зображення

Метод [Lee94] використовує структуру даних *ostruct* для дослідження сусідства $3 \times 3 \times 3$ пікселя. Алгоритм виконується шляхом ітераційного обведення зображення та видалення пікселів на кожній ітерації, поки зображення не перестане змінюватися. Кожна ітерація складається з двох етапів: спочатку складається список кандидатів для видалення; потім пікселі з цього списку перевіряються послідовно, щоб краще зберегти зв'язок зображення.

Алгоритм, який реалізує ця функція, відрізняється від алгоритмів, що використовуються скелетизацією або медіальною віссю, отже, для 2D-зображень результати, отримані цією функцією, зазвичай відрізняються.

За допомогою бібліотеки *Scikit-image* виконайте морфологічне стоншення бінарного зображення.

Незалежно від значення цього параметра, розріджене зображення негайно повертається, якщо ітерація не вносить змін. Якщо вказаний цей параметр, він встановлює верхню межу кількості виконаних ітерацій. Цей алгоритм працює, здійснюючи кілька проходів по зображенню,

видаляючи пікселі, що відповідають набору критеріїв, призначених для тонкого з'єднання областей при збереженні восьми з'єднаних компонентів і 2 x 2 квадрати. У кожній з двох підітерацій алгоритм співвідносить проміжне зображення скелета з маскою сусідства, потім шукає кожну околицю в таблиці пошуку, вказуючи, та вирішує чи слід видаляти центральний піксель у цій підітерації.

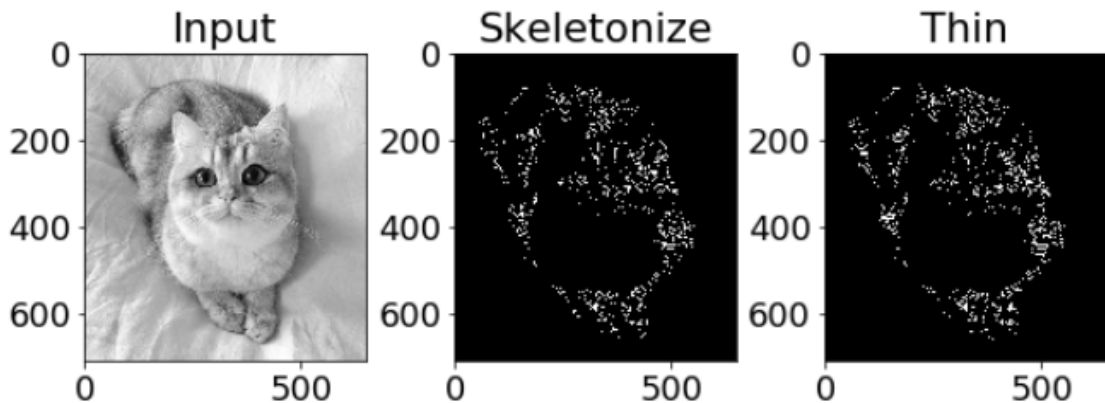


Рисунок 3.3 - Зображення після обробки

$\text{Thin}(M, b)$ - повертає проріджену версію матриці M , бінаризовану з порогом b .

$\text{Skeleton}(B, [b])$ - повертає бінарну матрицю B в ерозований до граничного рівня вигляд.

Ці функції перетворюють об'єкти зображення в набір ліній, які проходять через центр кожного об'єкта.

Функції thin і skeleton в першу чергу роблять зображення бінарним, потім розрідженим або каркасним. Це корисно для аналізу зображення в розпізнаванні образів, наприклад для оптичного розпізнавання символів.

Зтоншення і скелетизації є формами морфологічної обробки і використовуються, тільки якщо форма об'єкта на зображенні становить інтерес. На відміну від операції проріджування, каркас зберігає розмір вхідного об'єкта. Кінцеві точки каркаса подовжуються на всьому протязі

до крайок вхідного об'єкта.

Зтоньшення перетворює об'єкти на бінарному зображенні в набір простих цифрових ліній (або дуг), які приблизно лежать уздовж серединної осі об'єктів (лінії центрів). Отримана структура не зазнає впливу малих перегинів на об'єкті зображення. Алгоритм рекурсивно видаляє прості точки кордонів, у яких більше одного сусіда. За допомогою цього алгоритму кінцеві точки тонких дуг будуть збережені.

Медіальна вісь об'єкта - це сукупність усіх точок, що мають більше однієї найближчої точки на межі об'єкта. Його часто називають топологічним скелетом, оскільки він є скелетом об'єкта шириною 1 піксель, з тим самим зв'язком, що і вихідний об'єкт.

На рисунках нижче можна побачити як працюють дані функції. Як видно з зображень залежно від кольорової гамми фону зображення ми отримуємо різні результати. Якщо додатковий аргумент *b* не надано, функція *skeleton* виконує просте скелетування - ерозію країв бінарного зображення - до тих пір, поки залишаться тільки центральні лінії. Функція скелетирования найкраще працює на білому зображенні з чорним фоном.

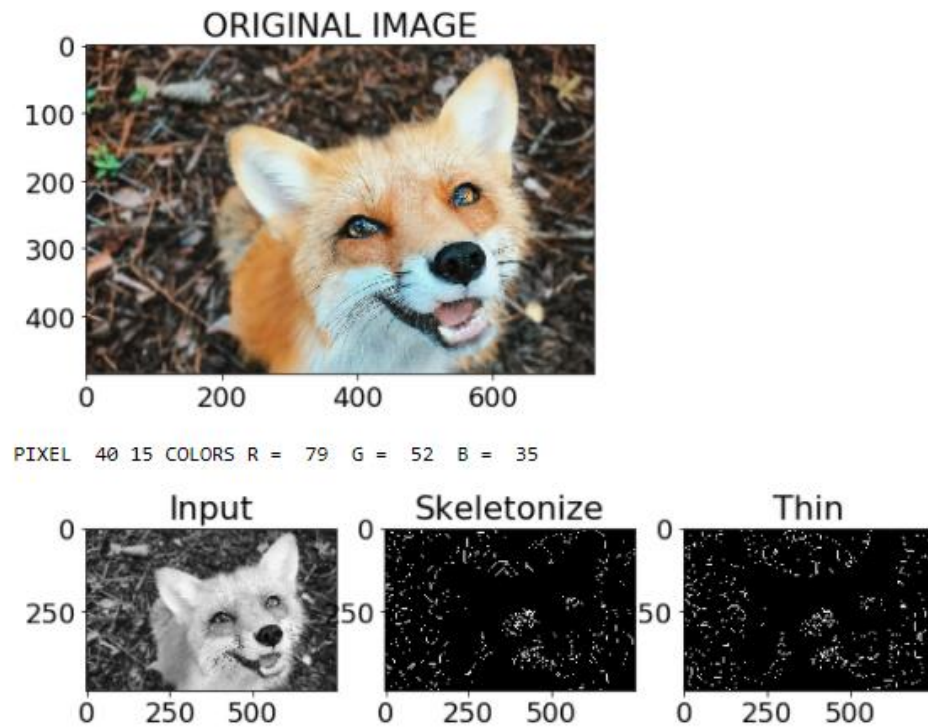


Рисунок 3.4 - Обробка світлого предмету на темному фоні

На рисунку 3.4 видно, що данна функція виділяє найтемніші точки на зображенні та саме з них відтворює хмару точок для скелету.

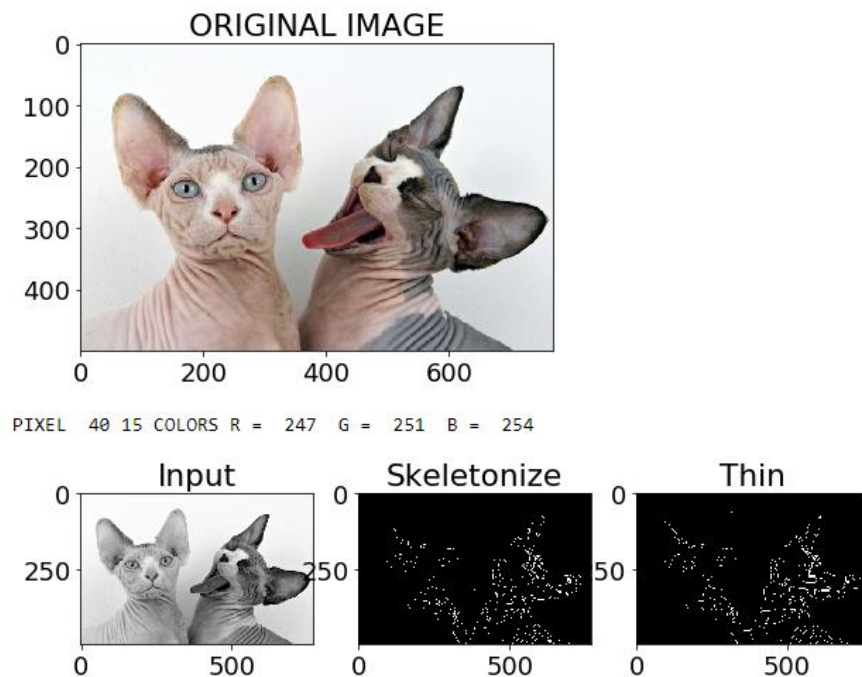


Рисунок 3.5 - Обробка світлих предметів на світлому фоні

На рисунку 3.5 видно хмару точок лише найтемніших частин зображення. Хоча фон і предмет на зображенні - є світлими, функція обробляє предмет так як він займає на зображенні центальну позицію.

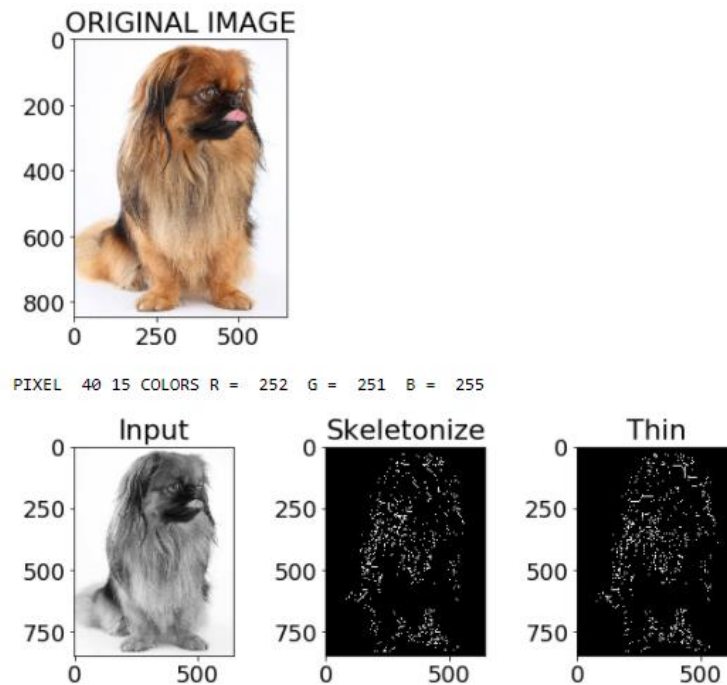


Рисунок 3.6 - Темний предмет із світлими частинами на світлому тлі

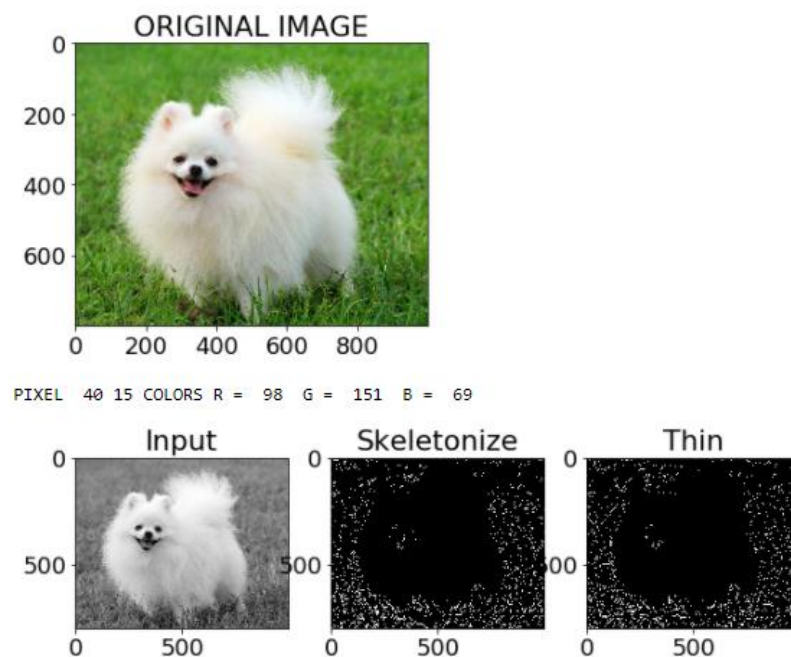


Рисунок 3.7. Світлий предмет на темному тлі

Як ми бачимо на двох рисунках вище (рисунок 3.6-3.7)

морфологічне скелетування допомагає побудувати графік скелета пікселів та відображає, який піксель підключений до яких інших на зображенні скелета. Це дозволяє проводити подальший аналіз із використанням загальних інструментів для маніпулювання графіками та масивами в науковій екосистемі Python., але операція може видавати помилкові гілки. Функція `thin` також бере необов'язковий аргумент ключового слова `max_iter`, щоб обмежити кількість ітерацій витончення і, таким чином, створити відносно товстіший скелет.

Висновки до розділу 3

Встановлено що правильно побудований скелет зображення має наступні властивості: зберігає топологію оригінального об'єкта, розташований в центральних точках геометричній області об'єкта, усі пікселі скелета пов'язані один з одним, має ширину рівну 1 пікселю (тому ряд процедур скелетизації називається стоншення або тіннінгом, від англ. *thinning*), для кожного пікселя скелета відомо відстань до кордону об'єкта.

Розроблено тестову модель, за допомогою якої можна провести скелетизацію та стоншення бінарного зображення засобами бібліотеки Scikit в Python.

ВИСНОВКИ

Таким чином, було розглянуто основні морфологічні операції та показано, що морфологічний метод є основним методом для виявлення зображень різних розмірів та форм.

Проведений аналіз досліджень доводить доцільність використання різних модифікацій морфологічних методів для підвищення ефективності пошуку зображень шляхом запровадження цих модифікацій.

У роботі описано метод, який адаптує математичні морфологічні операції до прямої обробки хмарних точок. Основні операції відповідають основним бінарним математичним морфологічним операціям розширення та ерозії, які можна поєднувати при відкритті та закритті. Цей набір операцій, представлено на хмарі точок без проміжного перетворення у 2D або 3D зображення, що сприяє консолідації розумної хмари точок і допомагають розглядати хмару точок як самостійну модель даних, а не як необроблені дані.

В результаті дослідження проведено аналіз і класифікація існуючих алгоритмів скелетизації бінарних зображень. Шляхом програмних реалізацій із застосуванням мови програмування Python промодельовано обраний алгоритм скелетизації.

Були запропоновані схеми алгоритму побудови первинного графа і алгоритму розподілу генерації хвилі на дочірні хвилі. Для зберігання структури графа уявлення скелета об'єкта замість матриць суміжності і інцидентності запропоновано використовувати гніздову структуру, що дозволяє економити пам'ять і легше змінювати структуру графа.

Алгоритм хвильової скелетизації не вимагає великої витрати пам'яті, оскільки пам'ять виділяється лише для зберігання графа скелета і списків пікселів поточній та наступній за нею генерації хвиль.

Отже, морфологічні операції бувають досить корисними, коли хочеться або залишити на зображенні якісь певні форми об'єктів або видалити їх звідти. У деякому роді можна робити зворотну операцію потовщення, коли у нас є вихідний об'єкт, і ми хочемо його наростити. Основна різниця між алгоритмами полягає в принципі сегментації, що використовується для виділення характерних ознак вхідних зображень.

Сегментація зображень є дуже важливим етапом обробки зображень. Це активна область дослідження з різними додатками, навчання від комп'ютерного зріння та закінчення медичних зображень, дорожнім рухом та відеозображенням. Python пропонує надійну бібліотеку `scikit-image`, що має велику кількість алгоритмів обробки зображень. Він доступний безкоштовно та без обмежень, для яких варто активно спілкуватися.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений. Минск: Амалфея, 2000. 304 с.
2. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В., Ососков М.В., Моржин А.В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения: курс лекций и практических занятий. Москва: Физматкнига, 2010. 672 с.
3. Вовк О.Л. Новый подход к выделению визуально подобных цветов изображений. *Проблемы управления и информатики*. 2006. №6. С. 100–105.
4. Вовк О. Л. Кластеризация для контекстного поиска изображений в сети Internet // Известия ПФУ. Технические науки. 2005. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/klasterizatsiya-dlya-kontekstnogo-poiska-izobrazheniy-v-seti-internet> (дата звернення: 15.12.2020).
5. Вовк С.М., Гнатушенко В.В., М.В. Бондаренко Методи обробки зображень та комп'ютерний зір: навч. посіб. Дніпро: ЛІРА, 2016. 148 с.
6. Воробель Р. А. Побудова операторів мультиплікативного морфологічного перетворення зображень. *Відбір і обробка інформації*. 2013. Вип. 38. С. 40-45.
7. Івасенко І.Б. Структурно адаптивне морфологічне покращання зображень з використанням логарифмічних перетворень. *Відбір і обробка інформації*. 2010. Вип. 33(109). С. 88-93.
8. Frucci M., Sanniti di Baja G. From segmentation to binarization of gray-level images. *Journal of Pattern recognition Research*. 2008. № 1. pp. 1-13.
9. Calderon St., Boubekeur T. Point morphology. *ACM Trans. Graph.* 33, 4, Article 45 (July 2014), 13 pages. doi:<https://doi.org/10.1145/2601097.2601130>

10. Matheron G., Serra J. The birth of mathematical morphology. *Proc. 6th Intl. Symp. Mathematical Morphology*, Sydney, Australia, April 2002. pp. 1-16.
11. Mourabit El., Rhabi M. El, Hakim A., Laghrib A., Moreau E. A new denoising model for multi-frame super-resolution image reconstruction. *Signal Process. Elsevier*, 2017. 132. pp.51-65. [ff10.1016/j.sigpro.2016.09.014](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2016.09.014)ff. [ffhal-01811748](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2016.09.014)f 2017, 132, pp. 51-65
12. Waleed Abu-Ain, Siti Norul Huda Sheikh Abdullah, Bilal Bataineh, Tarik Abu-Ain and Khairuddin Omar, (2013), Skeletonization Algorithm for Binary Images, *Procedia Technology*, 2013. 11. pp. 704-709.
13. Gao H., Chen Q., Sui X., Zeng J., Zhao Y. Super-resolution reconstruction algorithm based on adaptive convolution kernel size selection. *SPIE Opt. Eng.+ Appl. Int. Soc. Opt. Photonics*. 2016. pp. 997120-997120-997128.
14. Chen C., Liang H., Zhao S., Lyu Z., Sarem M. A novel reconstruction model for multi-frame super-resolution image based on lmix prior. *Computers & Electrical Engineering*. 2014. 40. pp. 142-153
15. Chen C., Liang H., Zhao S., Lyu Z., Fang S. PeiIntegrating the missing information estimation into multi-frame super-resolution. *Circuits, Syst., Signal Process*. 2016. 35. pp. 1213-1238
16. Begin I., Ferrie F.P. Comparison of super-resolution algorithms using image quality measures: *The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'06)*, Quebec, Canada, 2006, pp. 72-72, doi: 10.1109/CRV.2006.23.
17. Bahy R.M., Salama G.I., Mahmoud T.A. Adaptive regularization-based super resolution reconstruction technique for multi-focus low-resolution images. *Signal Process*. 2014. 103. pp. 155-167
18. García-Floriano A., Ferreira-Santiago A., Camacho-Nieto O., Yáñez-Márquez C. A machine learning approach to medical image

classification: Detecting age-related macular degeneration in fundus images. *Computers & Electrical Engineering*. 2019. 75. pp. 218-229. doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.11.008.

19. M. Nakashizuka K., Kobayashi T., Ishikawa K., Itoi K. Convex Filter Networks Based on Morphological Filters and their Application to Image Noise and Mask Removal. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics Communications and Computer Sciences*. 2017. 11. pp. 2238-2247. doi: 10.1587/transfun.E100.A.2238

20. Khattab M.M., Zeki A.M., Alwan A.A., Badawy A. S. Regularization-based multi-frame super-resolution: A systematic review, *Journal of King Saud University. Computer and Information Sciences*. 2020. 32(7). pp. 755-762, <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.11.010>.

21. Abedi A., Kabir E. Stroke width-based directional total variation regularisation for document image super resolution. *IET Image Proc.*. 2016. 10. pp. 158-166.

22. Balado J., van Oosterom P., Diaz-Vilarino L., Meijers M.. Mathematical morphology directly applied to point cloud data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2020. 168. pp. 208-220. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2020.08.011

23. Blázquez E., Alonso J. & Vidal J. On the sensitivity of the fractal dimension of the skeleton of sea surface temperature signatures from upwelling events on spatial resolution and threshold: application on imagery of the Caribbean Sea. *International Journal of Remote Sensing*. 2017. 38(2). pp. 371-390. doi: 10.1080/01431161.2016.1266103

24. Li YB., Wang JP. Novel Binary Adaptive Morphological Operators. *IEEE: Proceedings of the International Conference on Anti-counterfeiting Security and Identification*. 6 Mar 2018 Computer Science Review, Elsevier, 2018. pp. 132-135

25. Yuan Q., Zhang L., and Shen H. Hyperspectral Image Denoising

Employing a Spectral-spatial Adaptive Total Variation Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2012. 50(10). pp. 3660-3677.

26. Li H., Zhang L., Shen H., and Li P. A Perceptually Inspired Variational Method for Uneven Intensity Correction of Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2012. 50(8). pp. 3053-3065.

27. Kim D., & Byun H. Regularization based super-resolution image processing algorithm using edge-adaptive non-local means filter. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*. Kota Kinabalu, Malaysia, January, 2013. New York, 2013. p. 1-5.

28. Shao W. Z., Deng H. S., & Wei Z. H. A posterior mean approach for MRF-based spatially adaptive multi-frame image super-resolution. *Signal, Image and Video Processing*. 2015. 9(2). pp. 437-449.

29. Zeng W. L., Lu X. B. A robust variational approach to super-resolution with nonlocal TV regularisation term. *The Imaging Science Journal*. 2013. 61(2). pp. 268-278. doi: 10.1179/1743131X11Y.0000000064

30. Villena S., Vega M., Molina R., & Katsaggelos A. K. A non-stationary image prior combination in super-resolution. *Digital Signal Processing*. 2014. 32. pp. 1-10. doi: 10.1016/j.dsp.2014.05.017

31. Wang Z., Yang H., Li W., & Yin Z. Super-resolving IC images with an edge-preserving Bayesian framework. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*. 2013. 27(1). pp. 118-130. doi: 10.1109/TSM.2013.2293581

32. Shi F., Cheng J., Wang L., Yap P. T., & Shen D. LRTV: MR image super-resolution with low-rank and total variation regularizations. *IEEE transactions on medical imaging*. 2015. 34(12). pp. 2459-2466. doi: 10.1109/TMI.2015.2437894

33. Zhao S., Jin R., Xu X., Song E., & Hung C. C. A variational Bayesian Superresolution approach using adaptive image prior model. *Mathematical Problems in Engineering*. 2015. Article ID 469859, 13 pages. <http://dx.doi.org/10.1155/2015/469859>
34. Jun-Bao Z. H. A. O., Xiao-Yan C. H. E. N., & Sheng-Jin W. A. N. G. Low-Rank Total Variation for Multi-frame Image Super-resolution. *DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*, 2016, aice-ncs.
35. Laghrib A., Ghazdali A., Hakim A., & Raghay S. A multi-frame super-resolution using diffusion registration and a nonlocal variational image restoration. *Computers & Mathematics with Applications*. 2016. 72(9). pp. 2535-2548. doi: 10.1016/j.camwa.2016.09.013
36. Nayak R., & Patra D. Super resolution image reconstruction using penalized-spline and phase congruency. *Computers & Electrical Engineering*. 2017. 62. pp. 232-248.
37. Huang S., Sun J., Yang Y., Fang Y., & Lin P. Multi-frame super-resolution reconstruction based on gradient vector flow hybrid field. *IEEE Access*. 2017. 5. pp. 21669-21683. doi: 10.1109 / ДОСТУП 2017.2757239
38. Mohan S. C. Adaptive super-resolution image reconstruction with lorentzian error norm. *Indian. J. Sci. Technol.*. 2017. 10(16). pp. 1-6. doi: 10.17485/ijst/2017/v10i16/106780
39. Wang L., Lin Z., Deng X., & An W. (2017). Multi-frame image super-resolution with fast upscaling technique. 2017. arXiv preprint arXiv:1706.06266.

Додаток Б

Код програми

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import skimage.io as io
from skimage import img_as_float
from skimage import io, color, morphology
import matplotlib.pyplot as plt
plt.rcParams['font.size'] = 18
filename = 'https://veterinariya.info/uploads/dogs-breed/chau-chau.jpg'
test_im = io.imread(filename)
plt.title('ORIGINAL IMAGE')
plt.imshow(test_im)
plt.show()

i = 40
j = 15
print ('PIXEL ', i,j, 'COLORS R = ', test_im[i,j,0], ' G = ', test_im[i,j,1], ' B = ',test_im[i,j,2],)
image = img_as_float(color.rgb2gray(io.imread(filename)))
image_binary = image < 0.5
out_skeletonize = morphology.skeletonize(image_binary)
out_thin = morphology.thin(image_binary)

f, (ax0, ax1, ax2) = plt.subplots(1, 3, figsize=(10, 3))

ax0.imshow(image, cmap='gray')
ax0.set_title('Input')

ax1.imshow(out_skeletonize, cmap='gray')
ax1.set_title('Skeletonize')

ax2.imshow(out_thin, cmap='gray')
ax2.set_title('Thin')

plt.show()

```