

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет
«Дніпровська політехніка»

Інститут електроенергетики

(інститут)

Факультет інформаційних технологій

(факультет)

Кафедра Програмного забезпечення комп'ютерних систем

(повна назва)

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
кваліфікаційної роботи ступеня

магістра

(назва освітньо-кваліфікаційного рівня)

студента	<i>Кузнецова Володимира Миколайовича</i>
	(ПІБ)
академічної групи	<i>122М-22-1</i>
	(шифр)
Спеціальності	<i>122 Комп'ютерні науки</i>
	(код і назва спеціальності)
освітньої програми	<i>«Комп'ютерні науки»</i>
	(назва освітньої програми)
на тему:	<i>Дослідження класифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях</i>

В.М.Кузнецов

Керівники	Прізвище, ініціали	Оцінка за шкалою		Підпис
		рейтинг овою	інституційною	
розділів кваліфікаційної роботи				
спеціальний	<i>доц. Спірінцев В.В.</i>	<i>75</i>	<i>добре</i>	
Рецензент				
Нормоконтролер	<i>проф. Лактіонов І.С.</i>	<i>75</i>	<i>добре</i>	

Дніпро
2023

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет
«Дніпровська політехніка»

ЗАТВЕРДЖЕНО:

Завідувач кафедри

Програмного забезпечення комп'ютерних систем

(повна назва)

М.О. Алексєєв

(прізвище, ініціали)

(підпис)

« _____ » _____

20 23 року

ЗАВДАННЯ

на виконання кваліфікаційної роботи

спеціальності _____

122 Комп'ютерні науки

(код і назва спеціальності)

студенту _____

122м-22-1

(група)

Кузнецову Володимиру Миколайовичу

(прізвище та ініціали)

Тема кваліфікаційної роботи Дослідження класифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях

1 ПІДСТАВИ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ РОБОТИ

Наказ ректора НТУ «Дніпровська політехніка» від 09.10.2023 р. № 1227 -с

2 МЕТА ТА ВИХІДНІ ДАНІ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ РОБІТ

Об'єкт досліджень – процеси формування та попередньої обробки багатоспектральних растрових зображень дистанційного зондування, отриманих сканерним способом.

Предмет досліджень – інформаційно-геометричні моделі та розроблені на їх основі прикладні методи ідентифікації цифрових багатотонових фотограмметричних зображень, одержаних в ряді діапазонів електромагнітного проміння.

Мета НДР – розробити систему ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях з підвищеною інформаційною значущістю.

Вихідні дані для проведення роботи – багатотонові цифрові зображення, зафіксовані у видимому, інфрачервоному та тепловому інфрачервоному діапазонах електромагнітного проміння координатно-чутливими сенсорами

3 ОЧІКУВАНІ НАУКОВІ РЕЗУЛЬТАТИ

Новизна запропонованих рішень полягає в тому, що вперше запропоновано систему ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях, що дозволяє суттєво підвищити ефективність розпізнавання за критеріями інформативності, здійснювати декореляцію та геометричну корекцію просторових розподілів оброблюваних зображень, в максимальному ступені використовувати просторову та радіометричну інформацію, що міститься у первинних видових даних, оптимізувати кількість спектральних діапазонів фіксації первинних

видових даних за критерієм забезпечення заданого рівня достовірності тематичної інтерпретації зображень.

Практична цінність результатів полягає в підвищенні точності ідентифікації об'єктів на фотограмметричних зображеннях в умовах невизначеності параметрів їх фіксації, а також у суттєвому збільшенні інформаційної значущості растрових БСЗ та підвищенні ефективності автоматизованої обробки зображень, за рахунок: економії обсягів обчислювальних ресурсів, необхідних для автоматизованого аналізу та ідентифікації об'єктів синтезованих зображень завдяки оптимізованій кількості спектральних діапазонів фіксації первинних видових даних; підвищення точності та достовірності прийняття рішень про ідентифікацію об'єктів на синтезованих зображеннях; економії матеріальних та трудових ресурсів при використанні запропонованих методик та розроблених на їх основі програмних засобів.

4 ВИМОГИ ДО РЕЗУЛЬТАТІВ ВИКОНАННЯ РОБОТИ

Результати досліджень мають бути подані у вигляді, що дозволяє побачити та оцінити безпосереднє використання методу ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях. В результаті повинна бути розроблена система ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях з підвищеною інформаційною значущістю.

5 ЕТАПИ ВИКОНАННЯ РОБІТ

Найменування етапів робіт	Строки виконання робіт (початок –кінець)
Аналіз сучасних методів ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях	11.09.2023-25.09.2023
Класифікація об'єктів складної форми за геометричними ознакам	26.09.2023-23.10.2023
Класифікація об'єктів, візуалізованих на багатотонових цифрових зображеннях	24.10.2023-01.12.2023

6 РЕАЛІЗАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА ЕФЕКТИВНІСТЬ

Економічний ефект від реалізації результатів роботи очікується позитивним завдяки економії матеріальних та трудових ресурсів при використанні запропонованих методик та розроблених на їх основі програмних засобів.

Соціальний ефект від реалізації результатів роботи очікується позитивним завдяки запропонованого методу ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях, що дозволяє суттєво підвищити ефективність розпізнавання за критеріями інформативності.

7 ДОДАТКОВІ ВИМОГИ

Завдання видав _____ Спиринцев В.В.
(підпис) (прізвище, ініціали)

Завдання прийняв до виконання _____ Кузнецов В.М.
(підпис) (прізвище, ініціали)

Дата видачі завдання: 09.10.2023 р.

Термін подання кваліфікаційної роботи до ЕК 04.12.2023

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 96 стор., 40 рис., 4 додатка, 14 табл., 36 джерел.

Об'єкт дослідження: процеси формування та попередньої обробки багатоспектральних растрових зображень дистанційного зондування, отриманих сканерним способом.

Предмет дослідження: інформаційно-геометричні моделі та розроблені на їх основі прикладні методи ідентифікації цифрових багатотонових фотограмметричних зображень, одержаних в ряді діапазонів електромагнітного проміння.

Мета роботи: розробити систему ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях з підвищеною інформаційною значущістю.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених задач використані методи суміщення, методи зниження розмірності даних, методи декореляції та геометричної корекції просторових розподілів таких зображень.

Новизна отриманих результатів визначається тим, що вперше запропоновано систему ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях, що дозволяє суттєво підвищити ефективність розпізнавання за критеріями інформативності, здійснювати декореляцію та геометричну корекцію просторових розподілів оброблюваних зображень, в максимальному ступені використовувати просторову та радіометричну інформацію, що міститься у первинних видових даних, оптимізувати кількість спектральних діапазонів фіксації первинних видових даних за критерієм забезпечення заданого рівня достовірності тематичної інтерпретації зображень.

Практичне значення отриманих результатів полягає в підвищенні точності ідентифікації об'єктів на фотограмметричних зображеннях в умовах невизначеності параметрів їх фіксації, а також у суттєвому збільшенні інформаційної значущості растрових БСЗ та підвищенні ефективності автоматизованої обробки зображень, що надає економію матеріальних, обчислювальних та трудових ресурсів при використанні запропонованих методик та розроблених на їх основі програмних засобів.

Область застосування. Запропонована в роботі система може застосовуватися для вирішення задач ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях.

Значення роботи та висновки. Запропонований в роботі підхід, щодо ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях дозволяє суттєво підвищити економію матеріальних та трудових ресурсів, що підтверджується проведеними в роботі дослідженнями.

Прогнози щодо розвитку досліджень. Подальший розвиток запропонованих досліджень може бути здійснений у напрямку нових способів перетворення просторових розподілів яскравості під час попередньої обробки через використання інших підходів гомоморфної фільтрації в порядку підвищення ефективності запропонованого підходу.

Список ключових слів: аналіз даних, розпізнавання об'єктів, цифрове багатотонове зображення, інформаційна значущість.

ABSTRACT

Explanatory note: 96 pages, 40 figures, 4 appendices, 14 tables, 36 sources.

Object of research: processes of formation and preliminary processing of multi-spectral raster images of remote sensing obtained by the scanning method.

Subject of research: information-geometric models and applied methods of identification of digital multi-tone photogrammetric images obtained in a number of electromagnetic radiation ranges developed on their basis.

Purpose of Master's thesis: to develop a system of object identification on digital multi-tone images with increased informational significance.

Research methods. To solve the problems, the methods of combining, methods of reducing the dimensionality of data, methods of decorrelation and geometric correction of spatial distributions of such images are used.

Originality of research is determined by the fact that a system of object identification on digital multi-tone photogrammetric images has been proposed for the first time, which allows to significantly increase the efficiency of recognition according to informativeness criteria, to carry out decorrelation and geometric correction of spatial distributions of processed images, to the maximum extent to use spatial and radiometric information contained in primary species data, to optimize the number of spectral ranges of fixation of primary species data according to the criterion of ensuring a given level of reliability of the thematic interpretation of images.

Practical value of the results consists in increasing the accuracy of the identification of objects on photogrammetric images in conditions of uncertainty of their fixation parameters, as well as in significantly increasing the informational significance of raster BSZ and increasing the efficiency of automated image processing, which provides savings in material, computing and labor resources when using the proposed methods and developed on based on their software tools.

Scope of application. The system proposed in the paper can be used to solve the problems of object identification on digital multi-tone photogrammetric images.

The value of the work and conclusions. The approach proposed in the work regarding the identification of objects on digital multi-tone photogrammetric images allows to significantly increasesaving of material and labor resources, which is confirmed by research conducted in the work.

Research forecast and development. Further development of the proposed research can be carried out in the direction of new ways of transforming spatial distributions of brightness during preprocessing through the use of other approaches of homomorphic filtering in order increase the effectiveness of the proposed approach.

List of keywords: data analysis, object recognition, digital multitone image, informational significance.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БСЗ	- багатоспектральне зображення
ДЗЗ	- дистанційне зондування Землі
КА	- космічний апарат
КПл	- картинна площина
ПЗ	- порогове значення
ПнЗ	- панхроматичне зображення
ПЗЗ	- пристрій з зарядовим зв'язком
РЗ	- роздільна здатність
RGB	- Red-Green-Blue (кольорова метрика зображення)
SSIM	- Structural similarity based image metric (метрика структурної схожості)

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1. СУЧАСНІ МЕТОДИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЦИФРОВИХ БАГАТОТОНОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ.....	12
1.1. Формування аерокосмічних зображень.....	12
1.2. Характеристики інформативності растрових зображень.....	14
1.3. Інтегральні характеристики візуалізованих та відображених на зображенні геометричних об'єктів.....	16
1.4. Колірна нормалізація.....	21
1.5. Пірамідальні методи об'єднання зображень.....	22
1.6. Вейвлет технології оброблення багатоспектральних растрових зображень.....	24
1.7. Декореляція просторових розподілів яскравості.....	27
1.7.1. Метод головних компонент.....	28
1.7.2. Ортогоналізація просторових розподілів яскравості.....	30
1.8. Висновки по першому розділу.....	33
РОЗДІЛ 2. КЛАСИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ФОРМИ ЗА ГЕОМЕТРИЧНИМИ ОЗНАКАМ.....	36
2.1. Постановка задачі дослідження методу ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях.....	36
2.2. Класифікація об'єктів складної форми за геометричними ознаками.....	37
2.3. Класифікація об'єктів складної форми за геометричними ознаками з використанням бібліотеки класів.....	44
2.4. Висновки по другому розділу.....	49
РОЗДІЛ 3. КЛАСИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ, ВІЗУАЛІЗОВАНИХ НА БАГАТОТОНОВИХ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ.....	50
3.1. Гомоморфна обробка зображення.....	50
3.2. Принципи нечіткої логіки.....	58

3.3.	Класифікація об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях.....	63
	Класифікація об'єктів на багатотонових зображеннях з	
3.4.	попередньою ортогоналізацією просторових розподілів	
	яскравості.....	68
	Класифікація об'єктів на багатотонових зображеннях з	
3.5.	попередньою гомоморфною обробкою первинних зображень.....	75
3.6.	Висновки по третьому розділу.....	76
	ВИСНОВКИ.....	77
	ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	79
	Додаток А. КОД ПРОГРАМИ.....	83
	Додаток Б. ВІДГУК КЕРІВНИКА.....	91
	Додаток В. РЕЦЕНЗІЯ.....	94
	Додаток Г. ПЕРЕЛІК ДОКУМЕНТІВ НА ОПТИЧНОМУ НОСІЇ.....	96

ВСТУП

Актуальність теми. Багатотонові фотограмметричні зображення, отримані видовими засобами дистанційного зондування у низці спектральних діапазонів електромагнітного проміння - носія видової інформації, забезпечують подання фізичного стану матеріальних об'єктів, інформативність якого тим більша, чим більша кількість спектральних інтервалів фіксації проміння [1-3]. Серед численних кількісних характеристик фізичного стану об'єктів зондування, суттєвих для їхнього розпізнавання (ідентифікації), найбільшу значущість має геометрична форма (ГФ) [4, 5].

Зображення фіксованого об'єкту, одержані у різних спектральних інтервалах, мають різну просторову спектральну та радіометричну розрізненість і внаслідок цього суттєво розрізняються за просторовими розподілами яскравості. Разом з тим, кожне таке зображення має окрему інформаційну значущість щодо подання характеристик об'єкту у його візуальній формі [6, 7]. Процеси формування багатоспектральних фотограмметричних зображень залежать від великої кількості факторів, значна кількість яких має недостатньо визначений (нечіткий) характер. У першу чергу це стосується характеристик оптичної системи фокусування електромагнітного проміння - носія видової інформації та позиційних параметрів фіксації зображень, які мають випадковий характер внаслідок нестабільностей носія сенсору у процесі його динаміки [8-11]. Тому особливу значущість набуває проблема створення геометричних моделей інформаційного подання таких зображень, інваріантних стосовно факторів формування з урахуванням їхньої часткової визначеності, і розроблення на цій основі методів класифікації (ідентифікації) об'єктів, візуалізованих на зображеннях.

Мета і задачі дослідження. Метою є розробка системи ідентифікації об'єктів на цифрових багатоспектральних зображеннях з підвищеною інформаційною значущістю.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно вирішити наступні задачі:

- здійснити аналіз та порівняння існуючих методів обробки просторових розподілів яскравості багатоспектральних растрових зображень;
- здійснити дослідження гомоморфної фільтрації з метою попередньої обробки цифрового зображення;
- здійснити огляд підходів вдосконалення класифікації об'єктів на цифрових багатоспектральних зображеннях;
- розробити систему розпізнавання об'єктів на цифрових багатоспектральних зображеннях на основі критерію максимуму характеристик інформативності таких зображень;
- здійснити візуальний та кількісний аналіз отриманих чисельних та графічних результатів.

Об'єкт дослідження: процеси формування та попередньої обробки багатоспектральних растрових зображень дистанційного зондування, отриманих сканерним способом.

Предмет дослідження: інформаційно-геометричні моделі та розроблені на їх основі прикладні методи ідентифікації цифрових багатотонових фотограмметричних зображень, одержаних в ряді діапазонів електромагнітного проміння.

Новизна отриманих результатів: полягає в тому, що вперше запропоновано систему ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових фотограмметричних зображеннях, що дозволяє суттєво підвищити ефективність розпізнавання за критеріями інформативності, здійснювати декореляцію та геометричну корекцію просторових розподілів оброблюваних зображень, в максимальному ступені використовувати просторову та радіометричну інформацію, що міститься у первинних видових даних, оптимізувати кількість спектральних діапазонів фіксації первинних видових даних за критерієм забезпечення заданого рівня достовірності тематичної інтерпретації зображень.

Практичне значення отриманих результатів: полягає в підвищенні точності ідентифікації об'єктів на фотограмметричних зображеннях в умовах невизначеності параметрів їх фіксації, а також у суттєвому збільшенні інформаційної значущості растрових БСЗ та підвищенні ефективності автоматизованої обробки зображень, що надає: економію обсягів обчислювальних ресурсів, необхідних для автоматизованого аналізу та ідентифікації об'єктів синтезованих зображень завдяки оптимізованій кількості спектральних діапазонів фіксації первинних видових даних; підвищення точності та достовірності прийняття рішень про ідентифікацію об'єктів на синтезованих зображеннях; економію матеріальних та трудових ресурсів при використанні запропонованих методик та розроблених на їх основі програмних засобів.

Особистий внесок автора. Особисто автором виконані дослідження методів збільшення інформаційної значущості багатоспектральних фотограмметричних зображень,

Структура та обсяг кваліфікаційної роботи. Відповідно до мети, задач і предмета дослідження, кваліфікаційна робота складається з реферату, вступу, трьох основних розділів і висновків, списку використаних джерел та 4 додатків. Загальний обсяг роботи містить 96 сторінок друкованого тексту, із них основна частина - 26 сторінок з 40 рис. та 11 таблиць, спеціальна – 40 сторінок, списку використаних джерел з 36 найменуванням на 4 сторінках, 4 додатках на 13 сторінках.

РОЗДІЛ 1

СУЧАСНІ МЕТОДИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЦИФРОВИХ БАГАТОТОНОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

1.1. Формування аерокосмічних зображень

За допомогою оптичних фільтрів для вибору спектральних інтервалів формуються багатоспектральні дані (рис. 1.1).

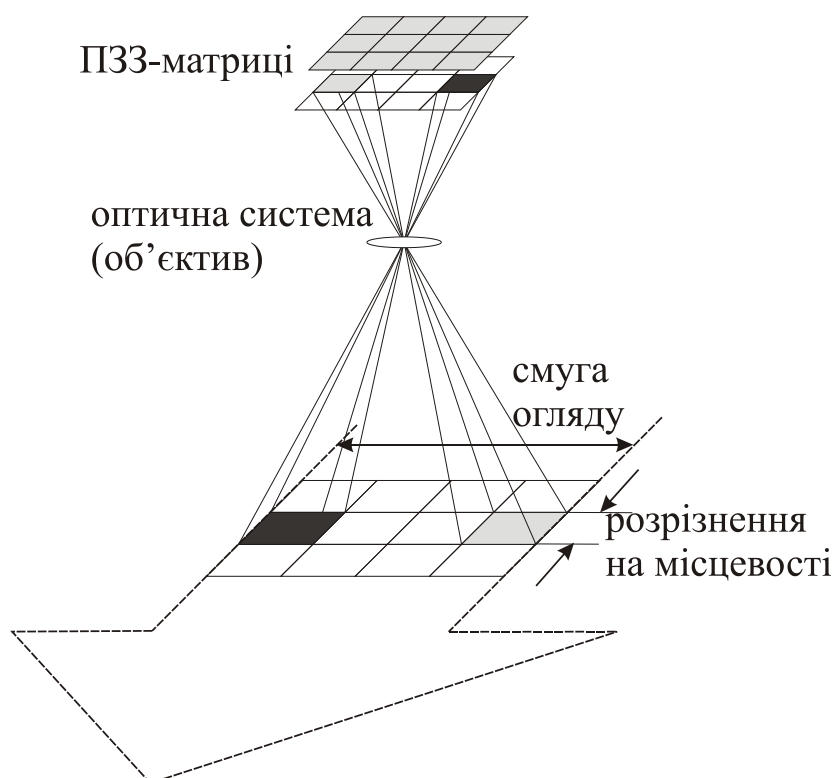


Рис. 1.1. Схема одержання БСЗ

У сканерних камерах побудова зображення відбувається піксел за пікселом. Піксел - це елемент зображення (найменша з його складових), одержаний в результаті його дискретизації. Піксел характеризується координатами в піксельній системі координат і значенням, що визначає яскравість або кольори заданої точки. Таким чином, кожна точка фіксується в окремий момент часу та має свій центр проєкціювання.

Кількість ПЗЗ-комірок на одиницю довжини визначає просторову роздільну здатність (РЗ) камери.

У зв'язку з необхідністю опису фізичних процесів відтворення кольору розроблені різні колірні моделі, які дозволяють за допомогою математичного апарату описати певні колірні області спектру. При виборі колірної моделі можна визначати тривимірний колірний координатний простір, усередині якого кожен колір представляється крапкою.

У моделі RGB (англ. Red, Green, Blue - червоний, зелений, синій) похідні кольори виходять в результаті складання або змішення базових, основних кольорів, званих колірними координатами. Вибір основних кольорів обумовлений особливостями фізіології сприйняття кольору сітківкою людського ока. Складання всіх основних кольорів максимальної яскравості дає білий колір. Якщо колірні координати змішувати в рівних пропорціях, то вийде сірий колір різної насиченості.

HSV (англ. Hue, Saturation, Value - тон, насиченість, значення) або HSB (англ. Hue, Saturation, Brightness - відтінок, насиченість, яскравість) - колірна модель, що є нелінійним перетворенням моделі RGB.

Система HSV описує колір в термінах, зручних для роботи оператора, система RGB представляє його так, як він синтезується конкретними пристроями (моніторами і друкарськими машинами).

Модель YCbCr (Y – складова яскравості, Cb - хроматичний синій, Cr - хроматичний червоний) є способом кодування інформації сигналів RGB, позбавлена надмірності, тому використовується для представлення кольору відео та цифрової фотографії при зберіганні та передачі зображень.

Модель YIQ (Y – складова яскравості, I - кольоровий тон, Q – насиченість) використовується у телевізійній системі NTSC, тісно пов'язана із кольоровою растровою графікою та представляє варіант кодування кольорів RGB, що забезпечує сумісність з чорно-білим телебаченням.

З перелічених вище метрик кольору метрики HSV, YCbCr, YIQ мають нецілочислові рівні яскравості та, навіть, від'ємні, що унеможливорює

розрахунок характеристик зображення, таких як інформаційна та сигнальна ентропія. Найбільш адекватним представленням цифрового фотограмметричного зображення є метрика RGB внаслідок того, що використовує цілочислові рівні яскравості. Окрім того, метрика RGB відповідає принципам формування фотограмметричних зображень, отримуваних від оптичних комплексів, що ведуть зйомку у багатоспектральному режимі: кожна компонента метрики зображення відповідає певному спектральному каналу.

1.2. Характеристики інформативності растрових зображень

Інформаційна ентропія є однією з основних характеристик інформативності багатоспектрального растрового зображення та, оскільки багатотонове зображення за своєю сутністю є дискретизованим вже на етапі формування, обчислюється у дискретній формі за виразом [13, 14]

$$E(X) = - \sum_{k=0}^{N-1} p_k \cdot \log_2 p_k, \quad (1.1)$$

де

N - кількість рівнів яскравості;

p_k - частота k -го рівня яскравості цифрового зображення X ;

k - цілочисловий рівень яскравості, який належить інтервалу $[0, 255]$,

$$\sum p_k = 1.$$

Якщо всі частоти рівнів яскравості зображення виявляються однаковими, то значення інформаційної ентропії сягає максимуму, звідки впливає традиційне трактування інформаційної ентропії за Шенноном як міри невизначеності розподілу яскравості. Чим більше значення інформаційної ентропії, тим більша кількість інформації в середньому закладена в певне зображення.

Інформаційна ентропія за Шенноном не відповідає загальноприйнятому трактуванню зображень як носіїв інформації про матеріальні об'єкти, згідно з яким зображення тим інформативніше, чим більший розкид рівнів яскравості,

який у ньому міститься. З іншого боку яскравість кожної точки проекційного зображення пропорційна енергії випромінювання, яке надходить до неї від проективно-відповідної точки об'єкту. Тому в [15] було введено поняття ентропії як міри інформаційної значущості БСЗ під назвою "сигнальна ентропія".

$$E_{\text{сигн}}(X) = -\sum_{i=0}^{N-1} p_i \cdot \log_2 p_i, \quad (1.2)$$

де

N - кількість рівнів яскравості;

$p_i = \frac{i \cdot x_i}{\sum_{j=0}^{255} j \cdot x_j}$ є аналогом частоти i -го рівня яскравості цифрового

зображення X ;

i - цілочисловий рівень яскравості, який належить інтервалу $[0, 255]$, $\sum p_i = 1$.

З метою аналізу ефективності методів обробки чи схожості окремих растрових зображень прийнятно використовувати *індекс структурної схожості SSIM-index*, який показує кількісну міру схожості порівнюваних зображень. Чим більше значення індексу структурної схожості, тим більше схожі геометричні структури двох зображень. У випадку повної тотожності двох зображень їхній SSIM - індекс дорівнює одиниці. При значеннях індексу структурної схожості близьких до нуля, можна стверджувати, що в ході обробки зображення його геометрична структура не зберігається, тобто здійснена обробка не є ефективною [16].

Розрахунок SSIM - індексу виконується за виразом

$$SSIM = corr(A_I, B_I), \quad (1.3)$$

де

$$A_I = \frac{A - \bar{A}}{\sigma(A)}; \quad B_I = \frac{B - \bar{B}}{\sigma(B)}.$$

У виразах рискою зверху позначена операція усереднення, $\sigma(A)$, $\sigma(B)$ - середньоквадратичні відхилення матриць A , B , які подають растрові розподіли яскравості двох зображень; $corr(A_I, B_I)$ - коефіцієнт кореляції (матриці A , B

повинні мати однакову розмірність). У геометричному сенсі вираз (1.4) можна розуміти як порівняння двох зображень з видаленими з них складовими яскравості (віднімання усередненого значення) та контрасту (ділення на значення середньоквадратичного відхилення).

Індекс структурної схожості можна подати у вигляді

$$S = \frac{(\mathbf{A} - \bar{\mathbf{A}}) \times (\mathbf{B} - \bar{\mathbf{B}})}{\|\mathbf{A} - \bar{\mathbf{A}}\|_2 \cdot \|\mathbf{B} - \bar{\mathbf{B}}\|_2}, \quad (1.4)$$

де рисою зверху позначені середні значення рівнів яскравості зображень; через $\|\bullet\|_2$ - норми Фробеніуса матриць; символ \times позначає поелементний добуток матриць (зазначимо, що матриці \mathbf{A} та \mathbf{B} мають однакову розмірність).

Оскільки часто є важливим оцінити індекс структурної схожості не глобально єдиним значенням для пари зображень, а проаналізувати характер його зміни по полю зображень, корисно використовувати так звані *карти структурної схожості SSIM-maps* [16]. Локальні значення індексу на карті структурної схожості дозволяють отримувати детальну інформацію про наявність локальних спотворень.

Таким чином, є доцільним застосування наведених характеристик інформативності з метою оцінювання якості окремих зображень та ефективності методів обробки растрових зображень.

1.3. Інтегральні характеристики візуалізованих та відображених на зображенні геометричних об'єктів

Геометричні об'єкти зображення можна охарактеризувати за допомогою певних кількісних ознак незалежно від того, кольорове це зображення, подане у відтінках сірого чи бінарне. Обчислення кількісних характеристик ГФ об'єктів дозволяє отримати додаткову інформацію щодо ідентифікації об'єктів на зображенні. Сучасні програмні середовища (наприклад, MatLab) обчислюють

характеристики форми у пікселях. Враховуючи розміри пікселю (залежать від знімальної апаратури та РЗ пристрою відображення), можна від піксельних розмірів перейти до метричних.

Розглянемо властивості форми, найбільш прийнятні для характеристики об'єктів фотограмметричного зображення [21, 42, 43]:

- площа об'єкта – кількість пікселів, що формують об'єкт; скалярна величина;

- описаний прямокутник - обмежуючий (найменший за периметром) прямокутник, що оточує графічний об'єкт та визначає його розмір. При редагуванні по кутах та серединах сторін цього прямокутника з'являються квадратики, які за допомогою курсору миші можна переміщати, змінюючи положення та розміри об'єкта. Зазвичай подається у вигляді вектору, який містить розміри обмежуючого прямокутника, а також розмірність зображення;

- орієнтація об'єкту - скалярна величина, яка представляє собою кут в градусах від -90° до 90° між віссю абсцис та головною віссю еліпса, "момент інерції" якого співпадає з "моментом інерції" об'єкту (рис. 1.2).



Рис. 1.2. Орієнтація об'єкту а) геометричний об'єкт та відповідний йому еліпс; б) еліпс з наведеними вісями (сині суцільні лінії) та фокусами (червоні точки), шуканий кут - кут між пунктирною лінією та головною віссю

- периметр - скалярна величина, яка представляє собою довжину лінії, що описана навколо границі геометричного об'єкту та складається з суміжних пікселів (рис. 1.3);

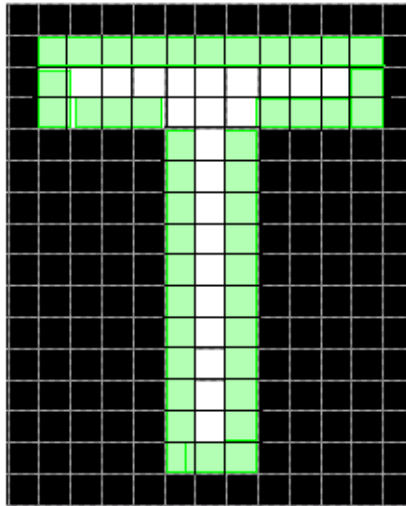


Рис. 1.3. Периметр

– число Ейлера - скалярна величина, яка вказує кількість об'єктів області за винятком кількості дірок в цих об'єктах. Зазвичай при розрахунку використовується підхід восьми-зв'язності пікселів;

– екстент - скалярна величина, яка встановлює відношення кількості пікселів (площі) об'єкту до кількості пікселів (площі) описаного прямокутника;

– екстрема - матриця розмірністю 8×2 , яка визначає екстремальні (крайові) точки об'єкту. Кожен ряд матриці містить дві координати однієї точки. На рис. 1.4 наведені приклади пошуку відповідних точок.

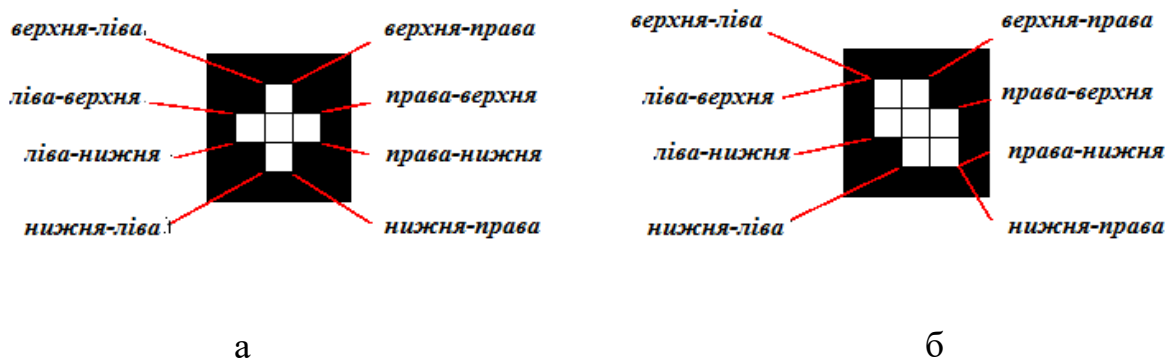


Рис. 1.4. Екстрими об'єктів а) всі крайові точки об'єкту розрізняються;
б) об'єкт має співпадаючі крайові точки

– ексцентриситет - скалярна величина між 0 та 1, яка визначає ексцентриситет еліпсу з моментом інерції, рівним моменту інерції об'єкту. Представляє собою відношення відстані між фокусами еліпса до довжини його головної осі та обчислюється за виразом

$$\varepsilon = \sqrt{1 - (b/a)^2}, \quad (1.5)$$

де

a та b - довжини відповідно головної та допоміжної осей еліпса.

Форму об'єктів та ступінь впливу геометричних спотворень, виникаючих під час зйомки, передачі або обробки зображення також можна оцінити за допомогою сукупності декартових моментів та семіінваріантів функції розподілення яскравості [44 - 48].

Загальний вираз для пошуку декартового моменту [49, 50]

$$M_{nm} = \frac{1}{i^{n+m}} \frac{\partial^{n+m}}{\partial u_1^n \partial u_2^m} F(\mathbf{u})|_{\mathbf{u}=0}, \quad (1.6)$$

де

$$i = \sqrt{-1}; \mathbf{u} = (u_1, u_2);$$

$F(\mathbf{u})$ - інтегральне перетворення Фур'є відповідної функції розподілення яскравості;

n, m – цілі невід'ємні числа, включаючи 0, сума яких визначає порядок моменту, можна представити для неперервного випадку по полю значень S

$$M_{nm} = \int_{\langle S \rangle} f(\mathbf{r}) x^n y^m dr, \quad (1.7)$$

де

\mathbf{r} - радіус-вектор знаходження поточної точки зображення з координатами (x, y) ; та для дискретного випадку

$$M_{nm} = \sum_x \sum_y f(x, y) x^n y^m. \quad (1.8)$$

Загальний вираз для пошуку семіінваріанту [51, 52]

$$S_{nm} = \frac{1}{i^{n+m}} \frac{\partial^{n+m}}{\partial u_1^n \partial u_2^m} \ln F(\mathbf{u})|_{\mathbf{u}=0}, \quad (1.9)$$

де

$$i = \sqrt{-1};$$

$$\mathbf{u} = (u_1, u_2);$$

$F(\mathbf{u})$ - інтегральне перетворення Фур'є відповідної функції розподілення яскравості; n, m – цілі невід'ємні числа, включаючи 0, сума яких визначає порядок семіінваріанту [53, 54].

Основною перевагою семіінваріантів перед декартовими моментами є можливість відновлення зображення з довільною точністю. Але у той самий час вагомими недоліками запобігають вільному використанню семіінваріантів в обробці зображень. Кожний наступний семіінваріант вищого порядку розраховується рекурентним способом на основі розрахунку семіінваріантів попередніх нижчих порядків. Також вираз для розрахунку семіінваріантів існує тільки для випадку неперервного розподілу яскравості по полю зображення [47], що унеможливує використання семіінваріантів для дискретно розподілених ступенів яскравості по полю растрових зображень.

Встановлено, що інваріантною стосовно афіних перетворень зображення є наступна квадрика [44]

$$F_N^2 = z^{n+1} z^{n+1} - 2 \sum_{k=0}^{n+1} (-1)^k \frac{n!n!}{(n-k-1)!(n+k+1)!} [z^{n-k} z^{n-k} - z^{n+k+2} z^{n+k+2}], \quad (1.10)$$

де

компоненти контраваріантних векторів позначені верхніми індексами;

$N = n + m$ - задане число, порядок семіінваріанту;

$z = \{z^i, i = \overline{1, M}\}$ - упорядковані безрозмірні комбінації семіінваріантів;

M - розмірність простору;

F_N - стала, яка визначається на основі еталонного зображення.

В ортонормованому репері, пов'язаному з координатами головних напрямів квадрики (1.9), $y^i, i = \overline{1, N+1}$, її рівняння набуває вигляду

$$F_N^2 = \sum_{k=1}^{n+1} (-1)^{n+k+1} y_k^2 + \sum_{k=n+2}^{N+1} y_k^2 \quad (1.11)$$

Графічна інтерпретація інваріантних ознак геометричної форми для випадку $n = 1$ подана на рис. 1.5.

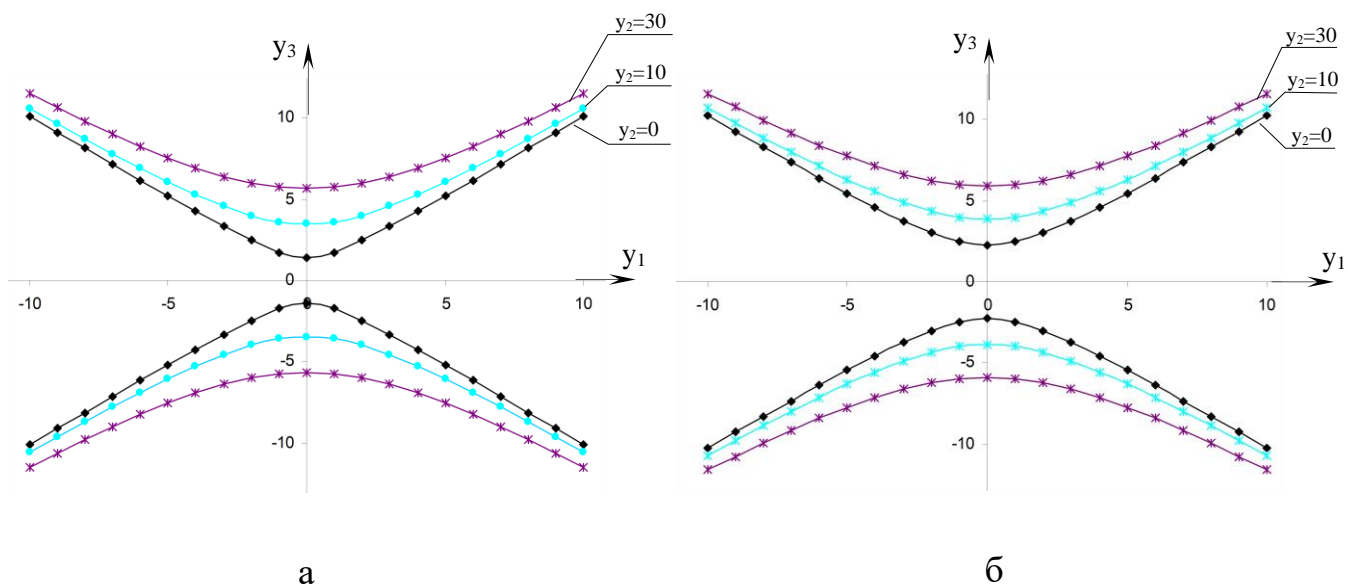


Рис. 1.5. Графічна інтерпретація семіінваріантів при різних значеннях сталої
 а) $F_2^2=2$; б) $F_2^2=5$

1.4. Колірна нормалізація

До найбільш поширених методів підвищення просторової розрізненості БСЗ ДЗЗ разом з іншими методами, методи ортогоналізації просторових розподілів яскравості БСЗ, що реалізуються шляхом суміщення інформаційних характеристик декількох зображень, одержаних в різних спектральних діапазонах, належать методи колірної нормалізації. Одним з випадків методів колірної нормалізації для зображень у восьми-бітовому поданні є метод "Brovey", який використовує математичне об'єднання БСЗ та зображення високої просторової розрізненості.

З позицій прикладної геометрії багатоспектральне растрове зображення, подане на прямокутній решітці $N \times M$ комірок (пікселів), може бути представлено у вигляді множини векторів, що належать евклідовому простору \mathbf{R}^K , $K = N \cdot M$. Множину цих векторів позначаємо через $\{\mathbf{e}_k : k = \overline{1, S}\}$, де S – кількість фіксованих спектральних каналів. Прийmemo, що зображення з найвищою просторовою розрізненістю подається вектором \mathbf{e}_1 цього простору.

Метод "Brovey" реалізується множенням багатовимірних векторів $\mathbf{e}_k, k = \overline{2, S}$, які подають складові БСЗ з меншою, ніж \mathbf{e}_1 лінійною розрізненістю, на відношення декартового добутку $\mathbf{e}_1 \times \mathbf{e}_k$ до суми норм векторів $\mathbf{e}_k, k = \overline{2, S}$. При цьому отримане RGB - зображення матиме піксельний розмір вхідного зображення з найвищою просторовою розрізненістю.

1.5. Пірамідальні методи об'єднання зображень

Сучасний розвиток і широке поширення геоінформаційних систем забезпечує виняткові можливості для отримання результатів об'єднання на базі проєкційних даних отриманих з носіїв різних типів та класів. Методи об'єднання зображень дозволяють отримати зображення на базі певної сукупності первинних даних, які відносяться до однієї області інтересів. БСЗ, отримані засобами ДЗЗ, містять спектральну інформацію, яка важлива при розпізнаванні колірних відтінків та дозволяє дешифрувати на знімках малі, але часто важливі деталі зображень. У той час ПнЗ спектральної інформації не несуть, але мають просторову розрізненість вищу, ніж БСЗ. За допомогою об'єднання можна отримати зображення які, окрім високої просторової розрізненості та спектральної складової, міститимуть інформацію, відсутню у первинних даних (при використанні зображень, отриманих за допомогою мікрохвильової зйомки та активної локації) [17]. Це свідчить про необхідність розробки методів автоматичної обробки видової інформації шляхом об'єднання в одному растровому зображенні високих показників просторової та спектральної розрізненості.

Метод головних компонент, метод "Brovey", кольорово-метричні та пірамідальні методи набули широкого застосування при об'єднанні зображень. Пірамідальні методи виявляються найбільш ефективними при підвищенні характеристик інформативності растрових зображень (інформаційна та

сигнальна ентропія, індекс структурної схожості).

Методами об'єднання, які належать до групи пірамідальних, називаються методи, отримані на принципах субсмугового перетворення. Таке перетворення реалізується шляхом обчислення згортки первинного сигналу з декількома смуговими фільтрами та проріджуванням результату. Сукупність фільтрів та проріджувачів називається блоком фільтрів. В результаті обробки первинного сигналу блоком фільтрів формуються складові, які містять спектральну інформацію первинного сигналу при певному просторовому масштабі. З метою об'єднання використовують операції інтерполяції субсмугових сигналів, фільтрації та операції додавання.

В загальному випадку усі пірамідальні методи базуються на розкладі первинного сигналу по певній системі базисів:

$$X = \sum_{n=0}^N c_n \Psi_n, \quad (1.12)$$

де

Ψ_n – базис розкладу,

c_n – коефіцієнти розкладу,

N – максимальний рівень декомпозиції.

Взагалі, в пірамідальних методах розкладу для формування базису Ψ_n окрім певної функції також можуть використовуватися набори функцій.

Використовуючи пірамідальний розклад, отримаємо дві множини коефіцієнтів, які відповідають високочастотним та низькочастотним складовим первинного зображення (рис. 1.6). Процедура об'єднання ґрунтується на суміщенні низькочастотних складових БСЗ та ПнЗ у відповідності з певним правилом. Остаточне об'єднане зображення формується в результаті зворотного пірамідального перетворення на базі високочастотної (ВЧ) складової первинного БСЗ та утвореної за певним правилом низькочастотної складової (НЧ).

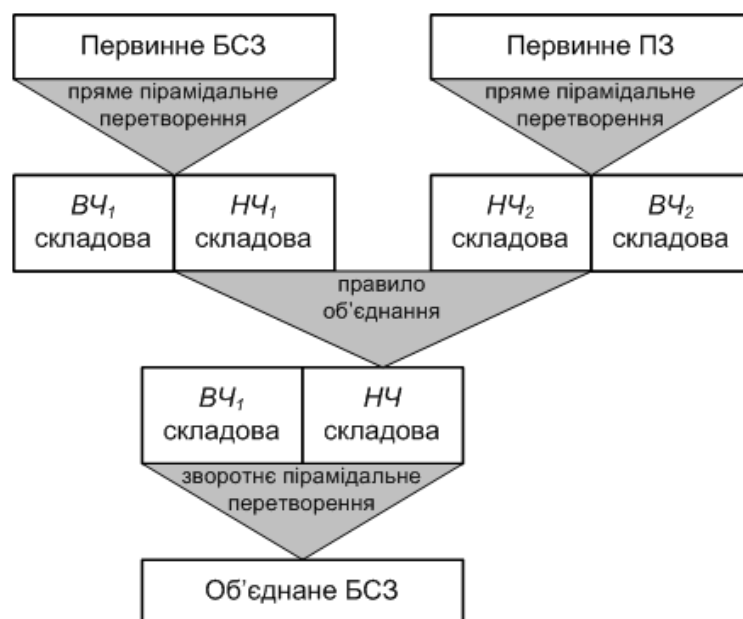


Рис. 1.6. Піраміdaleнне об'єднання первинних БСЗ та ПЗ

Одним з піраміdaleнних розкладів, який в останній час набув широкого застосування в обробці зображень, є вейвлет розклад.

1.6. Вейвлет технології оброблення багатоспектральних растрових зображень

Теорія і практика вейвлет аналізу почали розвиватися з другої половини 80-х років 20 сторіччя та поширилися при дослідженні та обробці цифрових сигналів та зображень, де мають суттєві переваги перед класичними методами обробки. Вейвлет можна уявити як деяку функцію, осцилюючу в обмеженому інтервалі на зразок хвилі та затухаючу за його межами. Це необхідна умова для побудови безумовно стійкого базису.

Пряме вейвлет перетворення означає розкладання довільного вхідного сигналу на принципово новий базис у вигляді сукупності пакетів – вейвлетів, які можна характеризувати наступними властивостями:

- мають вид коротких, локалізованих у часі хвильових пакетів з нульовим значенням інтегралу;
- мають можливість здвигу у часі;

- здатні до масштабування (стиснення/розтягування);
- мають обмежений (локальний) частотний спектр.

В основі вейвлет перетворення покладено використання двох інтегрованих по усій осі t функцій [18, 19]:

- вейвлет функції ψ $\Psi(t)$, які визначають деталі сигналу та породжують сукупність деталізуючих коефіцієнтів;

- масштабуюча (скейлінг) функція ϕ $\varphi(t)$, яка визначає грубе наближення (апроксимацію) сигналу та породжує коефіцієнти апроксимації. Слід зазначити, що функції $\varphi(t)$ існує лише для ортогональних вейвлетів.

Існує механізм розкладу дискретного сигналу, позбавлений надмірності у кількості коефіцієнтів розкладу, який базується на використанні принципів кратномасштабного аналізу, за якого кожний первинний сигнал $f(\mathbf{r})$ можливо представити за допомогою двох складових – апроксимуючої та деталізуючої – з наступним їх дробленням з метою зміни рівня розкладу:

$$f(\mathbf{r}) = App_n(\mathbf{r}) + \sum_{i=1}^n Det_i(\mathbf{r}), \quad (1.13)$$

де

n - максимальний рівень декомпозиції, тобто сигнал $f(\mathbf{r})$ на $(j-1)$ -му рівні декомпозиції можна представити у вигляді:

$$f(\mathbf{r})^{j-1} = \sum_k c_k^j \varphi_{j,k} + \sum_k d_k^j \Psi_{j,k}, \quad (1.14)$$

де

$\{c_k^j\}$ та $\{d_k^j\}$ множини апроксимуючих та деталізуючих вейвлет коефіцієнтів j -го рівня декомпозиції, обчислення яких можливе без безпосереднього використання функцій $\varphi_{j,k}$ та $\Psi_{j,k}$ – за допомогою ітераційного подання:

$$\begin{aligned} c_k^j &= 2^{1/2} \sum_m c_m^{j-1} h_{m+2k} \\ d_k^j &= 2^{1/2} \sum_m d_m^{j-1} g_{m+2k} \end{aligned}, \quad (1.15)$$

де

$\{h_{m+2k}; g_{m+2k}\}$ множина коефіцієнтів, яка утворює двохсмуговий блок фільтрів.

Ітеративна процедура обчислення швидкого вейвлетного перетворення для двовимірних цифрових сигналів (зображень) показана на рис. 1.7 у вигляді блок-схеми. $h_{\varphi}(n)$ і $h_{\psi}(n)$ - це коефіцієнти розкладання, які прийнято називати, відповідно, масштабним і вейвлетним векторами. Вони є коефіцієнтами фільтрації при здійсненні швидкого вейвлетного перетворення. На цьому малюнку $W_{\varphi}(j, m, n)$ і $\{W_{\psi}^i(j, m, n) \text{ при } i = H, V, D\}$ є коефіцієнтами дискретного вейвлетного перетворення з масштабом j (через H, V, D позначені відповідно горизонтальний, вертикальний та діагональний напрямки цифрового зображення). Блоки, що містять перевернуті в часі масштабний і вейвлетний вектори $h_{\varphi}(-n)$ і $h_{\psi}(-m)$ є, відповідно, НЧФ та ВЧФ декомпозиції. Блоки, що містять 2 із стрілкою, здійснюють проріджуючу вибірку, тобто вони вибирають кожен другий елемент послідовності. Математично послідовність кроків фільтрації і проріджування, використаних в цих обчисленнях, можна записати у вигляді наступної формули, наприклад, для обчислення $W_{\psi}^H(j, m, n)$:

$$W_{\psi}^H(j, m, n) = h_{\psi}(-m) \cdot [h_{\varphi}(-n) \cdot W_{\varphi}(j+1, m, n)]_{n=2k, k \geq 0} \Big|_{m=2k, k \geq 0} \quad (1.16)$$

Обчислення згортки для негативних непарних індексів еквівалентно фільтрації та проріджуванню з кроком 2.

Кожен прохід через блок фільтрів на рис. 1.7 розкладає вхідні дані на чотири компоненти меншого діапазону (або масштабу). Коефіцієнти W_{φ} виходять двома проходами низькочастотної фільтрації (тобто з фільтром h_{φ}), і тому вони називаються коефіцієнтами наближення; коефіцієнти $\{W_{\psi}^i(j, m, n) \text{ при } i = H, V, D\}$ називаються, відповідно, коефіцієнтами горизонтальних, вертикальних і діагональних деталей.

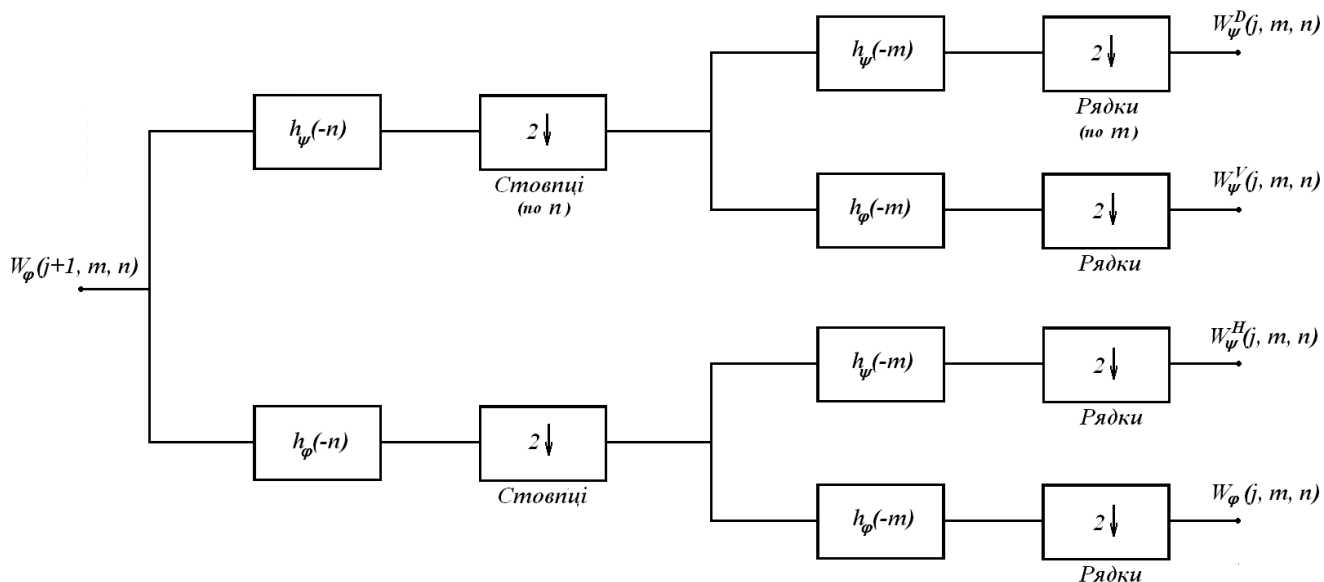


Рис. 1.7. Блок фільтрів двовимірного швидкого вейвлетного перетворення. Кожен прохід породжує один масштаб дискретного вейвлетного перетворення. При першій ітерації $W_\varphi(j+1, m, n) = f(x, y)$

Оскільки саме зображення $f(x, y)$ представлене в найвищому розрізненні, то воно стає входом $W_\varphi(j+1, m, n)$ першої ітерації процедури. У операціях на блок-схемі на рис. 1.7 не використовуються ні вейвлетна, ні масштабна функції, а тільки асоційовані з ними вейвлетний і масштабний вектори. Крім того, тут є три змінні перетвореного простору: масштаб j , горизонтальна трансляція n і вертикальна трансляція m .

1.7. Декореляція просторових розподілів яскравості

Основою методів збільшення інформативності зображень, одержаних засобами дистанційного зондування, є декореляція («руйнування» статистичного зв'язку) між розподілами яскравості зображень, одночасно отриманих у різних спектральних діапазонах електромагнітного проміння – носія видової інформації. З геометричної точки зору таке «руйнування» означає ортогоналізацію багатовимірних векторів, які подають розподіли яскравості

зображень, отриманих у різних спектральних діапазонах – складових БСЗ.

Методи декореляції просторових розподілів яскравості багатоспектральних растрових зображень, які є основними методами підвищення інформаційної значущості БСЗ, включають метод головних компонент (метод Хотелінга) (п. 1.7.1) та методи ортогоналізації зображень спектральних каналів БСЗ (п. 1.7.2).

1.7.1. Метод головних компонент

Нехай сукупність зображень каналів БСЗ кількістю n , зафіксована в різних спектральних діапазонах, розташована у вигляді стопки - стеку, як наведено на рис. 1.8.

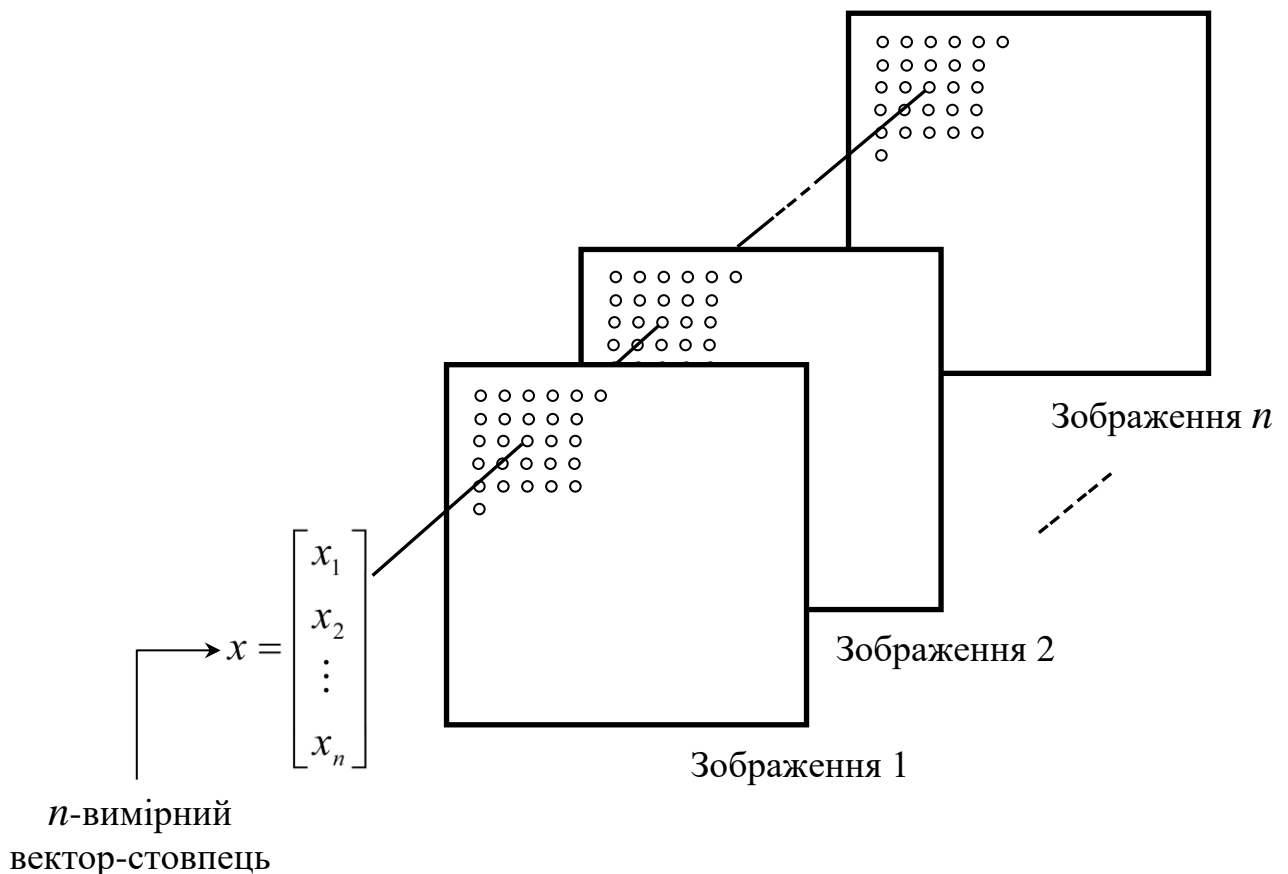


Рис. 1.8. Формування стеку та векторів - стовпців

Для кожної пари індексів $(i, j) \in n$ пікселів з цими координатами на кожному з наявних зображень. З цих пікселів можна скласти вектор - стовпець

наступного вигляду

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}. \quad (1.17)$$

Якщо розмір зображень складає $M \times N$, то визначено $M \times N$ таких n -вимірних векторів, які побудовані з пікселів усіх n зображень.

На основі n -вимірних векторів - стовпців перетворення головних компонент (перетворення Хотелінга) визначається наступним виразом

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}(\mathbf{X} - \mathbf{m}_x), \quad (1.18)$$

де

\mathbf{m}_x - усереднений вектор для всього сімейства зображень;

\mathbf{A} - матриця, строками якої служать нормовані власні вектори коваріаційної матриці \mathbf{C}_x . Компоненти вектора \mathbf{Y} є некорильованими величинами.

Коваріаційна матриця \mathbf{C}_x розміром $n \times n$ сімейства зображень задається виразом

$$\mathbf{C}_x = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mathbf{x}_k - \mathbf{m}_x)^T (\mathbf{x}_k - \mathbf{m}_x), \quad (1.19)$$

де

$K = M \cdot N$. Знаменник $(K - 1)$ взятий замість K для отримання незміщеної оцінки для матриці \mathbf{C}_x для даного сімейства зображень. Оскільки дійсна матриця \mathbf{C}_x є симетричною, завжди можливо побудувати ортонормований базис в n -вимірному евклідовому просторі, який складається з власних векторів цієї матриці.

Оскільки строки матриці \mathbf{A} ортонормовані, то зворотна до неї матриця отримується транспонуванням матриці \mathbf{A} . Отже, є можливість відновити вектор \mathbf{X} шляхом зворотного перетворення

$$X = \mathbf{A}^T Y + \mathbf{m}_x. \quad (1.20)$$

Важливість перетворення головних компонент виявляється очевидною, коли використовується лише q власних векторів. В цьому випадку матриця \mathbf{A} стає матрицею A_q розміром $q \times n$. Тоді відновлений вектор є лише приближенням вихідного вектору

$$\tilde{X} = \mathbf{A}_q^T Y + \mathbf{m}_x. \quad (1.21)$$

З рівняння видно, що похибку відновлення можна мінімізувати, обравши для A_q власні вектори, які відповідають найбільшим власним числам. Отже, перетворення головних компонент є оптимальним в сенсі мінімізації середньоквадратичної похибки між вектором x та його наближенням \tilde{x} . Назва цього перетворення пов'язана з вибором власних векторів з найбільшими (головними) власними значеннями коваріаційної матриці.

Таким чином, основними властивостями методу головних компонент є

- декореляція компонентів векторних даних;
- мінімізація накопичуваної під час проєкціювання похибки.

1.7.2. Ортогоналізація просторових розподілів яскравості

Розглянемо основні способи ортогоналізації просторових розподілів яскравості.

Ортогоналізація на основі процесу Грама-Шмідта [20].

Для довільної матриці A розміром $M \times N$ існують та єдині матриці Q розміром $M \times N$ з ортогональними стовбцями та верхньотрикутна матриця R розміром $N \times N$ з позитивними діагональними елементами такі, що

$$A = QR. \quad (1.22)$$

Розкладання (1.22) має назву QR - розкладання матриці A .

Класичним методом побудови QR - розкладання є процес ортогоналізації Грама-Шмідта, спрямований на отримання ортонормованого

базису q_1, \dots, q_n підпростору, натягнутого на вектори-стовбці a_1, \dots, a_n . Вектори-стовбці q_1, \dots, q_n та a_1, \dots, a_n - це відповідно матриці Q та A .

Нехай заданий довільний набір векторів $\{x_i\}_{i=1}^m$ у просторі R^n . Для побудови ортогонального набору векторів $\{q_i\}_{i=1}^m$ покладемо $q_1 = x_1$ та $\rho_{jk} = (x_k, q_j)$, тоді

$$q_k = x_k - \sum_{i=1}^{k-1} \rho_{ik} q_i. \quad (1.23)$$

Процес переходу від векторів x_i до векторів q_i за виразом (1.23) має назву ортогоналізація Грама-Шмідта.

Відмітимо, що за такої ортогоналізації зазвичай ставиться вимога ортонормалізації векторів q та k . Навідміну від цього у співвідношенні (1.23) такої вимоги не висувається, що зумовлене цілочисловим поданням розподілів яскравості.

Якщо записати вираз (1.23) у вигляді

$$x_k = \sum_{i=1}^k \rho_{ik} q_i, \quad (1.24)$$

та позначити $X = [x_1 | \dots | x_m]$, то ортогоналізацію Грама-Шмідта можна записати в матричній формі

$$X = QR, \quad (1.25)$$

де

R - верхньотрикутна матриця, що складається з коефіцієнтів ρ_{ij} .

Відбиття Хаусхолдера.

Метод відображень Хаусхолдера є одним з найрозповсюдженіших методів пошуку QR-розкладання. Нехай p - n -мірний ненульовий вектор-стовпець, тоді квадратна матриця S ступеню n наступного виду

$$S = E - \frac{2pp^T}{p^T p}, \quad (1.26)$$

матиме назву відображення Хаусхолдера, а вектор p - вектора Хаусхолдера. Видно, що матриця Хаусхолдера є симетричною та ортогональною.

Геометрична інтерпретація множення матриці S на вектор x полягає в тому, що вектор Sx отримуємо відображенням вектора x відносно гіперплощини, ортогональної вектору p .

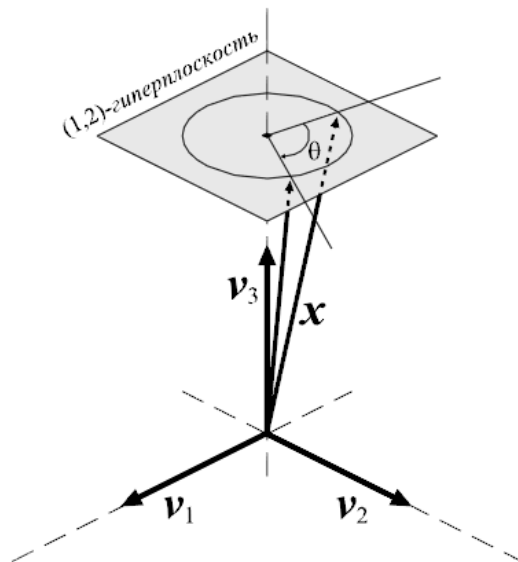


Рис. 1.10. Геометрична інтерпретація обертання Гівенса \mathcal{R}_{12}^θ в просторі \mathbb{R}^3

Алгоритм QR - розкладання на основі обертань аналогічний алгоритму, який використовує відображення, але метод обертань вважається більш повільним у порівнянні з методом відображень.

1.8. Висновки по першому розділу

У даному розділі кваліфікаційної роботи розглянуто основні способи формування цифрових багатотонових зображень та основні їх властивості відносно достовірного розпізнавання на них геометричних об'єктів. Також у розділі наведені основні поширені сучасні методи та підходи до обробки двовимірних цифрових даних та підвищення інформаційної значущості багатоспектральних фотограмметричних зображень.

Принципи формування багатоспектральних фотограмметричних зображень у різних діапазонах електромагнітного спектру дозволяють отримувати зображення з високими показниками просторової та радіометричної розрізненості, використовувати методи обробки, наведені у п. 1.4-1.7, та оцінювати растрові зображення та об'єкти на них за допомогою інтегральних характеристик (п. 1.3) та обчислення характеристик

інформативності (п. 1.2). При цьому, інформативність подання фізичного стану матеріальних об'єктів на фотограмметричних зображеннях тим більша, чим більша кількість спектральних інтервалів фіксації проміння.

Між тим, процеси формування багатоспектральних фотограмметричних зображень залежать від факторів, більшість яких має недостатньо визначений характер. Це стосується характеристик оптичної системи фокусування електромагнітного проміння - носія видової інформації та позиційних параметрів фіксації зображень, які мають випадковий характер внаслідок нестабільностей носія сенсору у процесі його динаміки. Недостатньо означеною є геометрія об'єктів на зображенні, оскільки вона залежить від неоднорідного розподілу яскравості по полю зображення.

Аналіз наведених у розділі методів попередньої обробки багатотонових зображень дозволяє встановити недоліки цих методів відносно підвищення інформаційної значущості зображень та ідентифікації геометричних об'єктів на них з урахуванням нечіткості статистичних характеристик параметрів формування таких зображень.

Метод колірної нормалізації, розглянутий у п. 1.4, дозволяє покращувати візуальну якість БСЗ, але без урахування фізичних механізмів фіксації видової інформації (міжканальної кореляції), що запобігає визначенню інформаційної значущості зображень щодо їх інтерпретації.

Пірамідальні методи об'єднання зображень (п. 1.5) є найбільш ефективними при підвищенні характеристик інформативності растрових зображень, але потребують значних обчислювальних ресурсів (при цьому виникають труднощі при використанні всього наявного обсягу первинних видових даних) та розвинені для зображень, отриманих обмеженою кількістю сенсорів видової інформації.

Кратно-масштабний аналіз БСЗ на основі вейвлет технологій (п. 1.6) виявляє найбільшу ефективність при одночасній обробці багатоспектрального та панхроматичного зображень. У роботі встановлено, що вейвлет аналіз дозволяє отримувати кращі результати обробки при використанні оптимізації за

певним критерієм інформативності, що унеможлиблює універсальне його використання.

Методи декореляції просторових розподілів яскравості (п. 1.7) засновані на обчисленні статистичних параметрів цифрових зображень, визначення яких ускладнено при великих обсягах первинних даних. Також за таких методів враховується лише внесок спектральної інформації, що міститься в первинних багатотонових зображеннях.

Сучасний рівень вимог до достовірності ідентифікації ГФ об'єктів багатотонових фотограмметричних зображень, одержаних засобами ДЗЗ, зумовлює необхідність розробки прикладних методів ідентифікації таких зображень, інваріантних стосовно факторів формування з урахуванням їхньої часткової визначеності. Розробка таких методів можлива при використанні вдосконалених методів попередньої обробки.

РОЗДІЛ 2

КЛАСИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ФОРМИ ЗА ГЕОМЕТРИЧНИМИ ОЗНАКАМ

2.1. Постановка задачі дослідження методу ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях

Проблема визначення інформаційної значущості БСЗ, поданих у цифрових форматах, на даний час у цілому залишається відкритою. У численних дослідженнях встановлено, що для визначення найбільш інформаційно значущих складових БСЗ необхідна декореляція (термін, запозичений з математичної статистики) просторових розподілів яскравості зображень, зафіксованих у різних спектральних діапазонах, тобто ліквідація зв'язку між ними. Між тим, способи визначення порівняльних характеристик інформативності зображень за критеріями забезпечення заданого рівня достовірності інтерпретації відповідних зображень на даний час відсутні. Методи загальної теорії інформації не враховують специфіки формування таких даних. Існуючі способи визначення інформаційної значущості розподілів яскравості цифрових зображень, одержаних в окремих спектральних діапазонах, мають інтегральний (по усьому полю зображення) характер, що унеможливує визначення інформаційного внеску окремих комірок растрового подання первинних видових даних до інформативності зображення у цілому.

Актуальним завданням у рамках задачі покращення ефективності ідентифікації об'єктів складної форми, яке потребує вирішення та вирішується у третьому розділі цієї роботи, є розробка методу обробки багатоспектральних растрових зображень, що забезпечує збільшення інформаційної значущості окремих каналів БСЗ результату класифікації ГФ і базується на попередній декореляції зображень цих каналів.

Таким чином, сутність методу ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях розуміє під собою сукупність алгоритмів

покращення просторового та радіометричного розрізнення, підвищення інформаційної значущості окремих каналів зображення, що дозволяє отримати синтезоване зображення із значно покращеними характеристиками щодо визначення візуалізованих об'єктів порівняно з первинними видовими даними.

2.2. Класифікація об'єктів складної форми за геометричними ознаками

Розпізнавання об'єктів складної форми є важливим завданням при обробці супутникових знімків високої просторової розрізненості завдяки їх високій інформаційній значущості. Нижче розроблено алгоритм автоматизованої класифікації об'єктів складної форми, який дозволяє виділяти класи об'єктів незалежно від орієнтації їх на знімку та самого знімку.

Структура запропонованого у роботі алгоритму:

- бінарізація вихідного знімку (первинного зображення);
- фільтрація об'єктів за величиною їх площі;
- класифікація об'єктів за геометричними ознаками.

Геометричні характеристики, за якими проводилася класифікація об'єктів на бінарному зображенні, перелічені нижче [35, 36]:

- площа об'єкта – кількість пікселів об'єкта;
- довжини головної та допоміжної осей – довжини осей еліпса, момент інерції якого співпадає з моментом інерції об'єкту;
- ексцентриситет - ексцентриситет еліпсу з моментом інерції, рівним моменту інерції об'єкту;
- площа багатокутника - площа опуклого багатокутника, описаного навколо об'єкта;
- еквівалентний діаметр - діаметр круга з площею, рівною площі об'єкту; обчислюється за виразом $\sqrt{4 * S / \pi}$, де S - це площа об'єкта;
- коефіцієнт опуклості - коефіцієнт, який дорівнює відношенню S / S_c , де S - це площа об'єкта, S_c - площа багатокутника.

У роботі пропонується наступний принцип класифікації об'єктів складної форми за геометричними ознаками:

– порівняння всіх об'єктів бінарного зображення за схемою «кожний з кожним» шляхом обчислення коефіцієнту взаємної кореляції r між усіма значеннями геометричних ознак об'єктів

$$r = \frac{1/n \cdot \sum_{k=1}^n (x_{1k} - \bar{x}_1) \cdot (x_{2k} - \bar{x}_2)}{\sqrt{D_1 \cdot D_2}}, \quad (2.1)$$

де

\bar{x}_1 та \bar{x}_2 – середні значення по двох вибірках, x_{1k} та x_{2k} – поточні значення вибірки;

n – кількість елементів вибірки;

D_1 та D_2 – середньоквадратичний відхил по двох вибірках;

– встановлення порогового значення (ПЗ) коефіцієнту взаємної кореляції; виділення пари об'єктів, для яких значення коефіцієнту кореляції вище, ніж порогове;

– оцінка отриманих пар об'єктів з метою об'єднання їх у класи на основі складеної таблиці об'єднання.

ПЗ коефіцієнта кореляції, що встановлюється, залежить від того, у якому ступені розрізняються об'єкти, об'єднувані до одного класу, та самі класи між собою. Таким чином, ПЗ може бути заниженим, а тому нечуттєвим до зміни об'єктів, тоді в граничному випадку всі об'єкти об'єднуватимуться до одного класу, чи завищеним, а тому чуттєвим до найдрібніших відмінностей між об'єктами, тоді в граничному випадку, кожен об'єкт належатиме окремому класу. Тому важливо підібрати оптимальне значення ПЗ для отримання оптимальної кількості класів об'єктів.

З метою дослідження роботи алгоритму автоматизованої класифікації об'єктів складної форми було використано первинне зображення, зафіксоване КА QuickBird (рис. 2.1).



Рис. 2.1. Первинне зображення

На рис. 2.2 наведений результат бінарізації первинного зображення, а на рис. 2.3 - результат фільтрації по площі об'єктів на бінарізованому зображенні. Отримане зображення (рис. 2.3) містить тільки об'єкти, які представляють інтерес для проведення подальшої їх класифікації за геометричними ознаками.

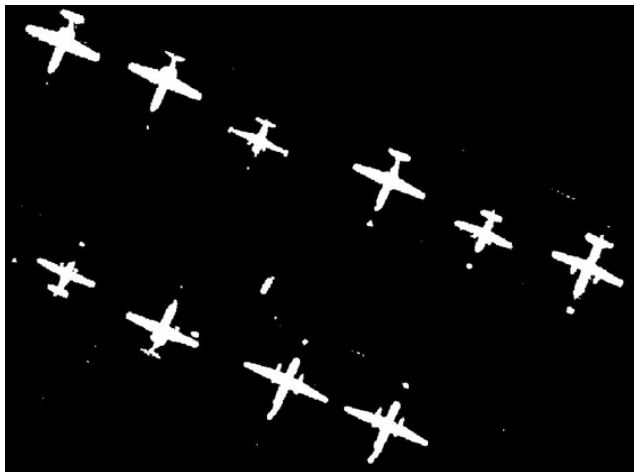


Рис. 2.2 Результат бінарізації

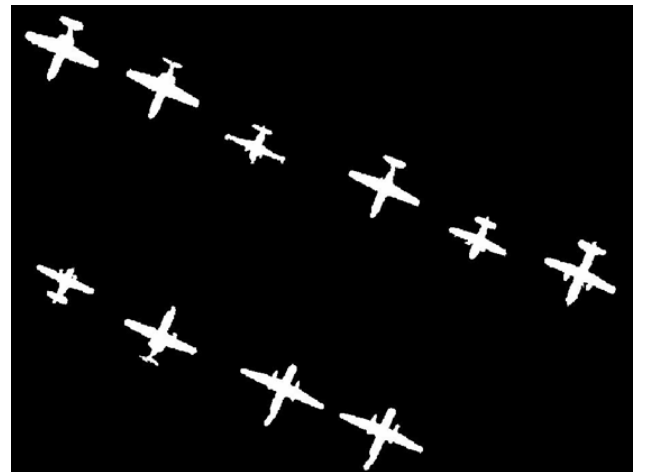


Рис. 2.3 Результат фільтрації по площі

Таблиця 2.1 містить нормовані до одиниці значення розрахованих геометричних ознак для всіх об'єктів бінарного зображення в пікселях.

Геометричні ознаки об'єктів бінарного зображення

№ об'єкта		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	Площа об'єкта	0.25	0.13	0.20	0.22	0.11	0.22	0.22	0.20	0.14	0.24
2	Довжина головної осі інерції	0.84	0.67	0.83	0.86	0.67	0.95	0.94	0.81	0.65	0.78
3	Довжина допоміжної осі інерції	0.69	0.46	0.59	0.60	0.43	0.63	0.63	0.68	0.50	0.76
4	Ексцентриситет	0.56	0.72	0.70	0.71	0.76	0.74	0.73	0.54	0.63	0.23
5	Площа багатокутника	0.52	0.25	0.46	0.48	0.26	0.55	0.55	0.49	0.28	0.53
6	Еквівалентний діаметр	0.56	0.41	0.50	0.53	0.38	0.53	0.53	0.51	0.43	0.55
7	Коефіцієнт опуклості	0.48	0.52	0.43	0.45	0.44	0.40	0.40	0.41	0.52	0.45

Для наочності на основі даних таблиці 2.1 побудовані графіки ознак кожного об'єкту (рис. 2.4).

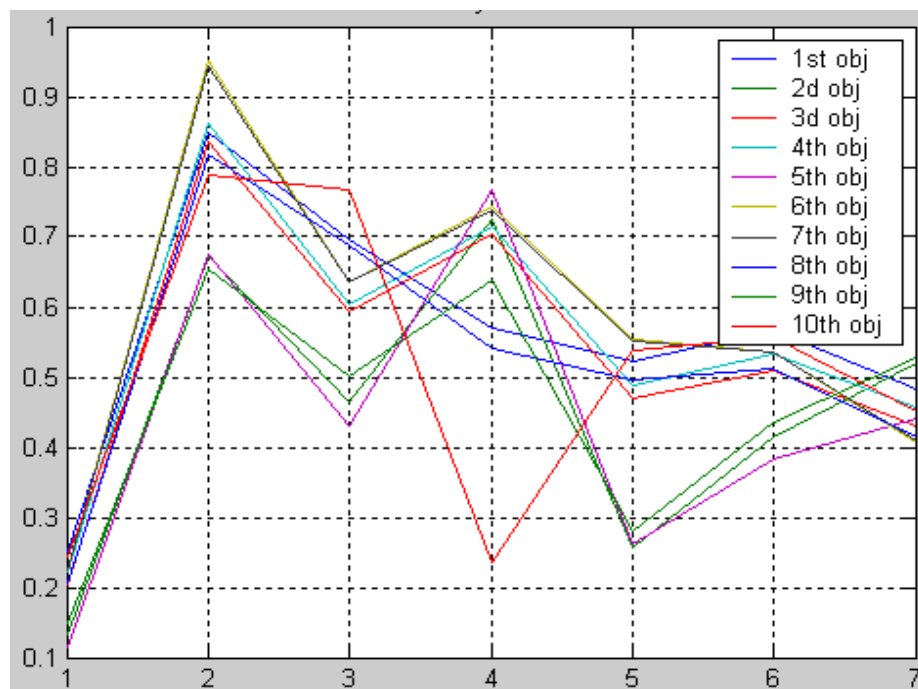


Рис. 2.4. Геометричні ознаки об'єктів

На рис. 2.4 та подальших подібних графіках цього підрозділу цифрами 1-7 на горизонтальній осі позначені геометричні ознаки.

В ході роботи алгоритму автоматично отримуємо таблицю об'єднання, за допомогою якої легко визначити які об'єкти належать одному класу при певному ПЗ ознак кожного класу, обравши до певного класу об'єкти, для яких у відповідних комірках таблиці містяться одиниці (Таблиця 2.2).

Таблиця 2.2

Таблиця об'єднання об'єктів в класи (ПЗ = 0,95)

№ об'єкта	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
2	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
3	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0
4	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0
5	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
6	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0
7	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0
8	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
9	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Демонстраційне ПЗ було обране рівним 0,95, як емпірично найоптимальніше, у чому можна упевнитись у подальшому поданні результатів. У даному випадку об'єкти, відповідно до таблиці 2.2, об'єднуються у чотири класи, графіки ознак яких наведені на рис. 2.5 а. Виділення об'єктів у відповідні класи зображене кольором на рис. 2.5 б.

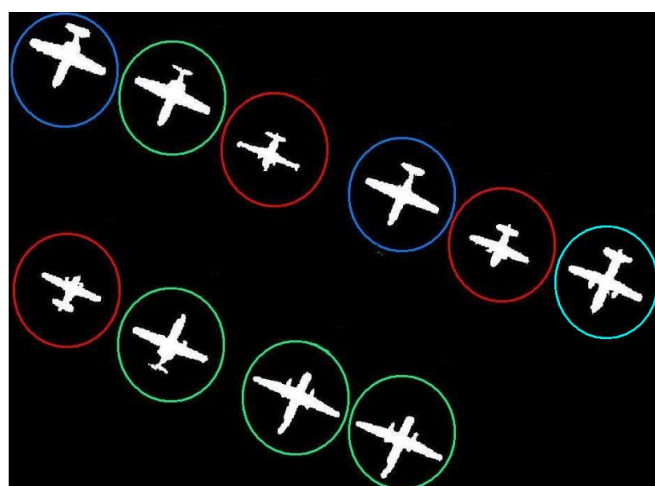
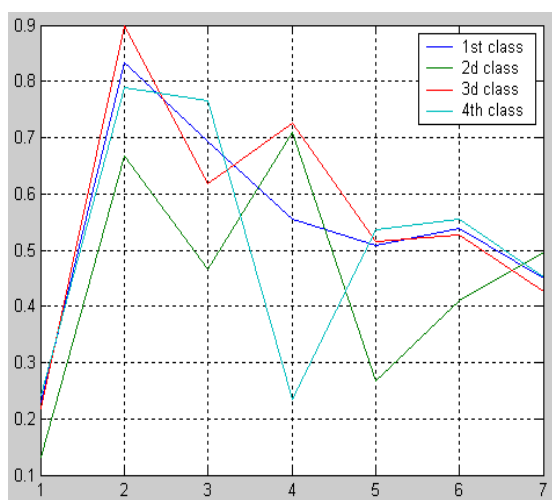
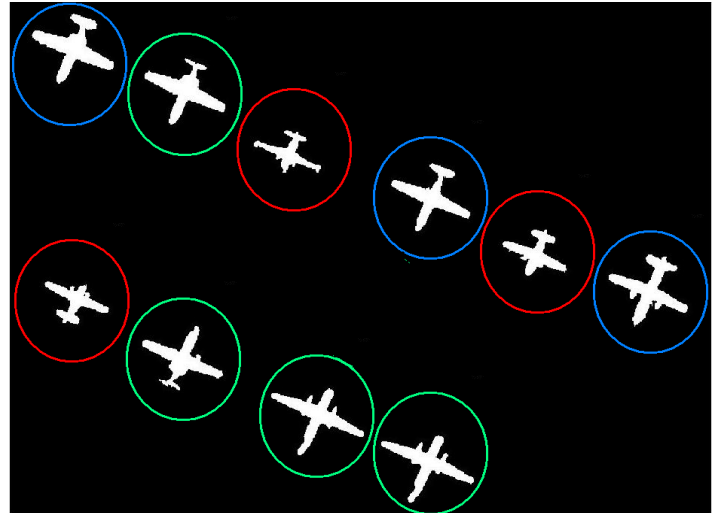
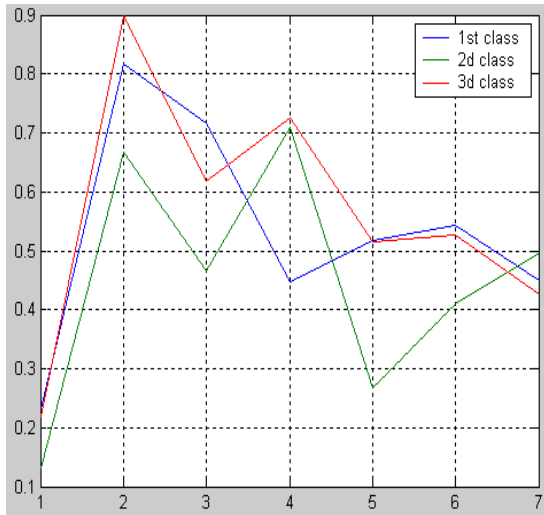


Рис. 2.5 а) геометричні ознаки утворених класів (ПЗ = 0,95);
б) результат класифікації

При $\text{ПЗ} = 0,8$ утворюються три класи об'єктів, тобто найближчі за геометричними ознаками два класи з чотирьох утворених при $\text{ПЗ} = 0,95$ об'єднуються в один. Об'єкт, який був виділений до окремого класу при $\text{ПЗ} = 0,95$, переходить до першого класу при $\text{ПЗ} = 0,8$ (рис. 2.6).



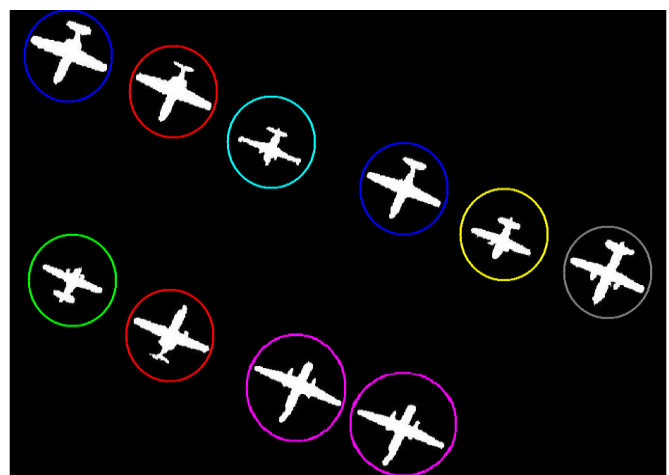
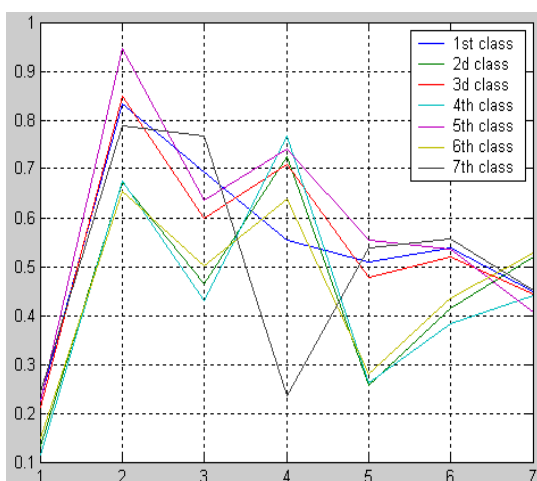
а

б

Рис. 2.6 а) геометричні ознаки утворених класів ($\text{ПЗ} = 0,8$);

б) результат класифікації

При $\text{ПЗ} = 0,99$ об'єкти об'єднуються в сім класів, оскільки другий та третій класи, утворені при $\text{ПЗ} = 0,95$, розпадаються на п'ять нових класів, перший та четвертий класи зберігаються (рис. 2.7).



а

б

Рис. 2.7 а) геометричні ознаки утворених класів ($\text{ПЗ} = 0,99$);

б) результат класифікації

Вихідне зображення було повернуто на довільні кути (37°, 90°, 110°, 180°). Результат класифікації об'єктів складної форми за геометричними ознаками для цих орієнтацій при ПЗ = 0,95 наведений на рис. 2.8.

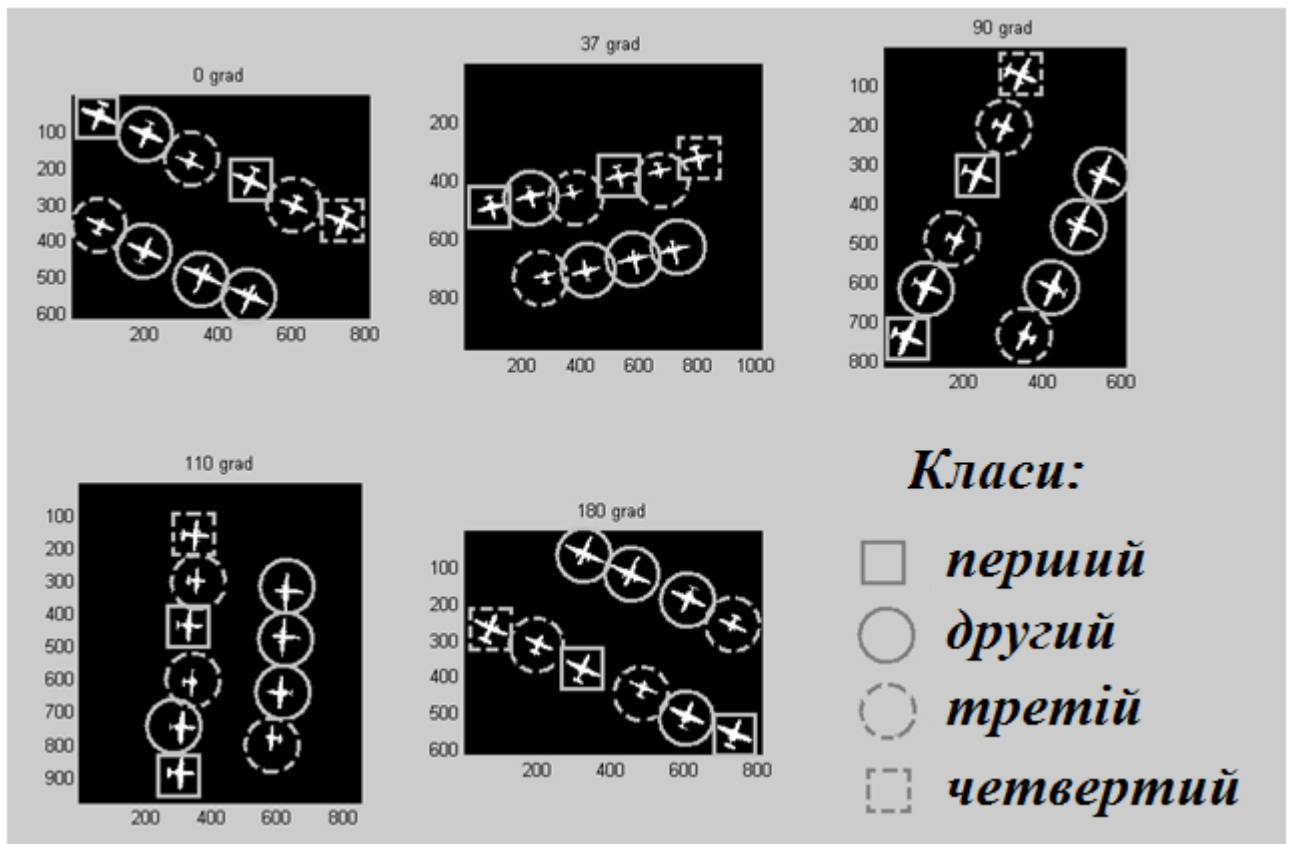


Рис. 2.8. Класифікація за геометричними ознаками при довільній орієнтації об'єктів (ПЗ = 0,95)

З рис. 2.8 видно, що довільна орієнтація об'єктів не впливає на результат класифікації за геометричними ознаками.

Таким чином, у даному підрозділі розроблено алгоритм, який дозволяє отримувати очищені від шуму бінарні зображення та створювати класи відфільтрованих об'єктів за геометричними ознаками при довільній орієнтації вихідного зображення чи окремих об'єктів, використовуючи гнучкий підхід вибору ПЗ геометричних ознак.

Запропонований алгоритм обробки вдосконалений у наступному п. 2.3, де розширені його можливості та підвищена ефективність розпізнавання об'єктів складної форми завдяки використанню деякої апріорної інформації (бібліотеки класів).

2.3. Класифікація об'єктів складної форми за геометричними ознаками з використанням бібліотеки класів

На основі досліджень, проведених у попередньому п. 2.2, можна стверджувати, що з використанням геометричних ознак виявляється можливим класифікувати об'єкти складної форми зображення незалежно від результатів класифікації подібних форм на інших зображеннях. Але це перешкоджає отриманню більш повної інформації про об'єкт класифікації внаслідок відсутності апріорних даних. Тому виявляється важливим завдання створення бібліотеки класів та алгоритму класифікації об'єктів складної форми на основі геометричних ознак, який використовуватиме та розширюватиме її з появою нових класів об'єктів.

Нижче розроблено алгоритм класифікації об'єктів складної форми на супутникових знімках високої розрізненості на основі геометричних характеристик досліджуваних об'єктів, використовуючи існуючу бібліотеку класів та розширюючи її. Припущено, що первинна бібліотека класів утворена при попередній обробці довільної кількості зображень з подібними об'єктами на основі алгоритму, запропонованому у п. 2.2. Чим більша кількість класів міститься у бібліотеці, тим точніші отримуватимуться результати класифікації з її використанням.

Структура алгоритму розпізнавання об'єктів складної форми з використанням бібліотеки класів [34]:

- бінарізація вихідного зображення, об'єкти якого підлягають класифікації;
- фільтрація об'єктів бінарного зображення по площі;
- визначення геометричних ознак об'єктів на відфільтрованому зображенні;
- класифікація об'єктів за геометричними ознаками на основі бібліотеки класів.

Принцип та послідовність класифікації малорозмірних об'єктів за геометричними ознаками з використанням бібліотеки класів складається з наступних положень:

- порівнювання всіх об'єктів бінарного зображення з існуючими класами об'єктів шляхом обчислення коефіцієнту взаємної кореляції за виразом (2.1) по всім значенням геометричних ознак цих об'єктів та існуючих класів;
- встановлення ПЗ коефіцієнта взаємної кореляції. Встановлюване ПЗ коефіцієнту кореляції залежить від того, наскільки сильно розрізняються об'єкти, об'єднувані до одного класу, та самі класи між собою;
- прийняття рішення чи належить поточний об'єкт до конкретного класу бібліотеки. Якщо даний об'єкт за своїми геометричними ознаками не може бути віднесений ні до одного з існуючих класів, він утворює новий клас та стає його об'єктом. При цьому класові привласнюються ознаки об'єкта.

У якості тестового для утворення первинної бібліотеки класів (рис. 2.9) було використано зображення КА QuickBird, наведене на рис. 2.1. При ПЗ коефіцієнту кореляції рівному 0,99 для сукупності об'єктів цього зображення формується сім класів ГФ об'єктів (рис. 2.7).

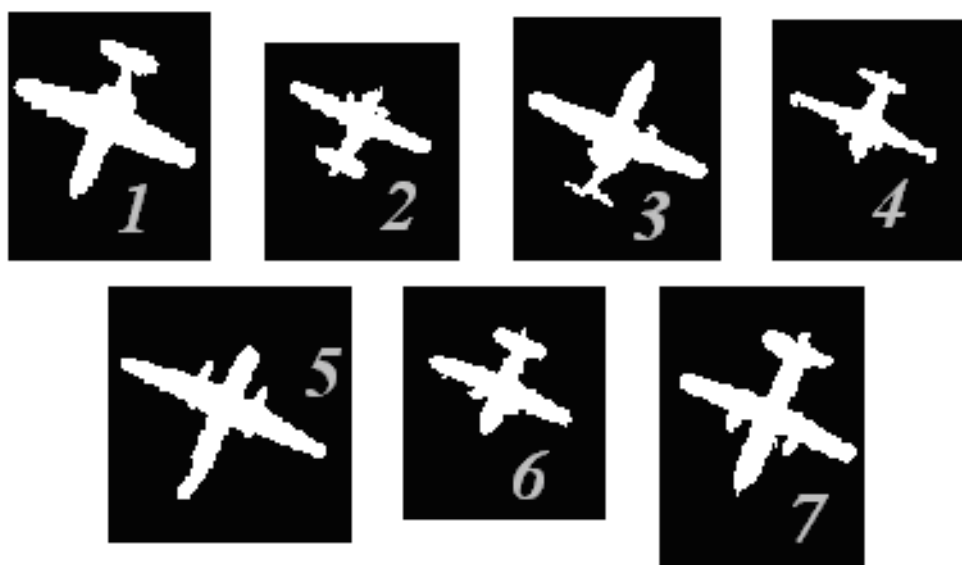


Рис. 2.9. Об'єкти, що формують первинну бібліотеку класів

Зображення, наведене на рис. 2.10, зафіксоване КА QuickBird незалежно від первинного (рис. 2.1) та містить об'єкти інтересу, які потребують класифікації.



Рис. 2.10. Зображення, яке потребує класифікації об'єктів

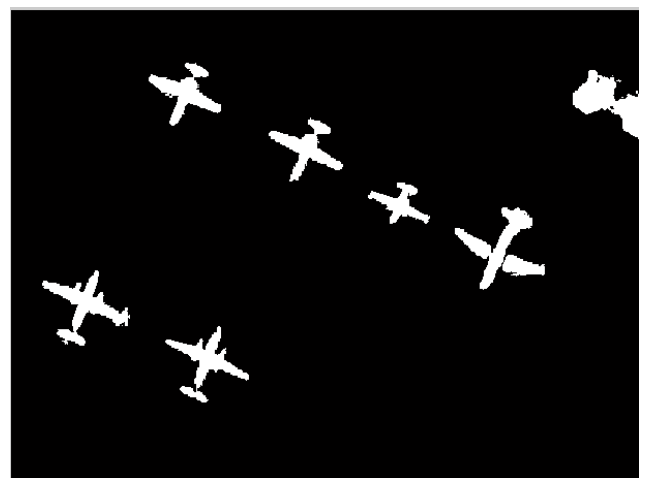
Досліджуване зображення (рис. 2.10) було оброблене за алгоритмом, розробленим у п. 2.2, внаслідок чого було отримано проміжні результати, наведені на рис. 2.11.

На рис. 2.11 в використано ті ж самі позначення, що і для графіків геометричних ознак в п. 2.2.

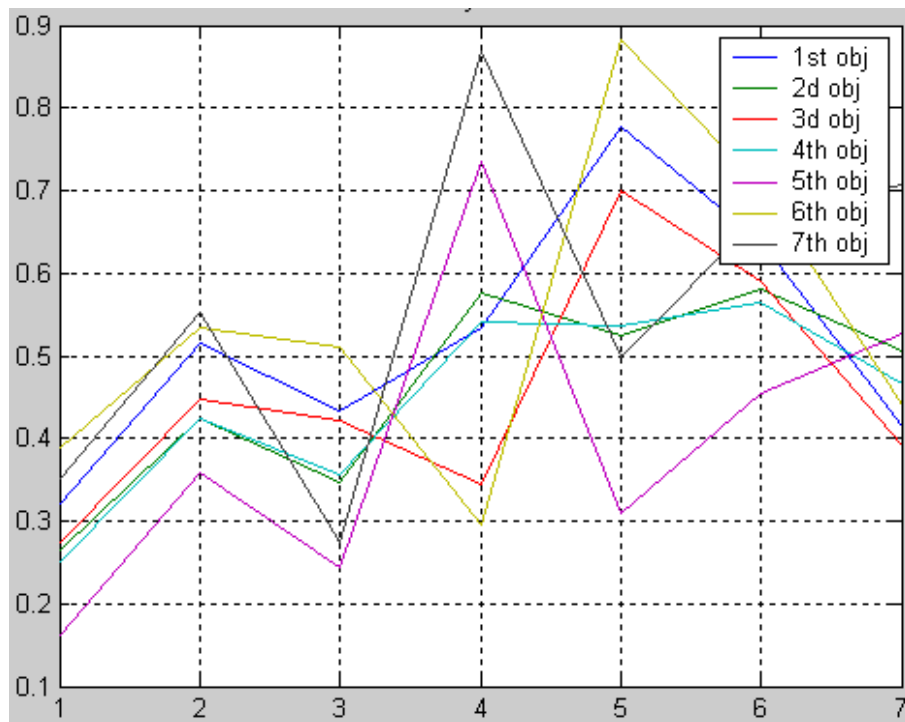
Для здійснення класифікації об'єктів інтересу з використанням бібліотеки класів були задіяні ознаки семи класів первинної бібліотеки (рис. 2.7 а) та ознаки окремих об'єктів зображення, що аналізується (рис. 2.11 в).



а



б



В

Рис. 2.11 а) бінарзоване зображення; б) відфільтроване зображення;
в) графік геометричних ознак об'єктів, що класифікуються

На рис. 2.12 наведені бінарні зображення класів первинної бібліотеки, об'єктів, що класифікуються, та результат класифікації з використанням бібліотеки класів.

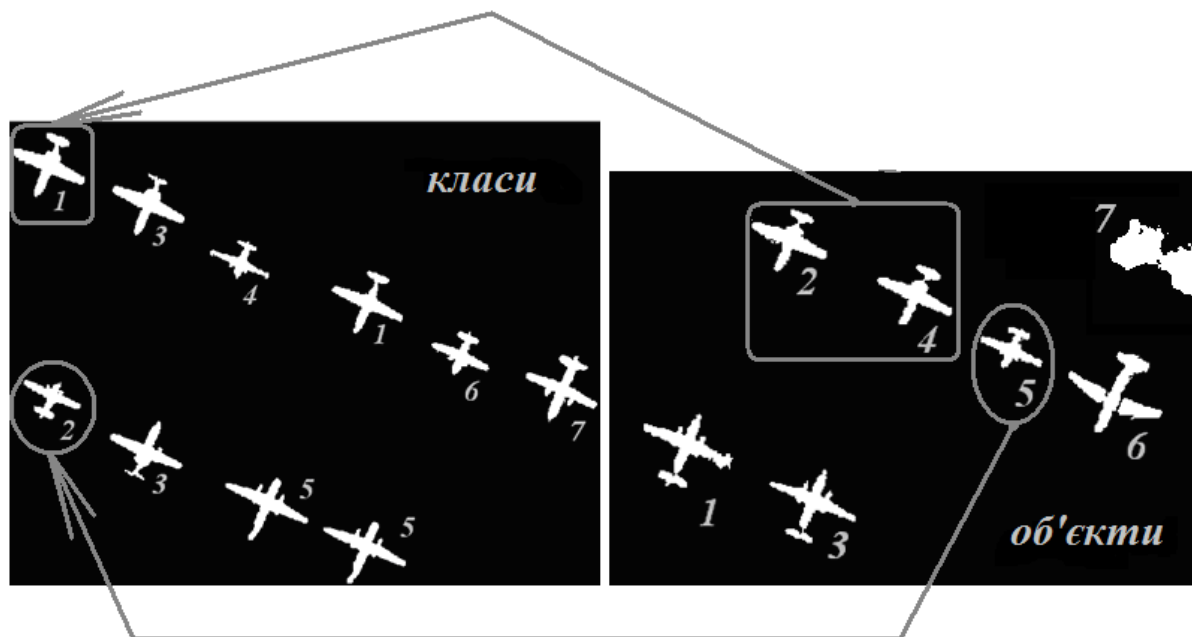


Рис. 2.12. Результат класифікації з використанням бібліотеки класів

З рисунку 2.11 в та 2.12 видно, що за другою, третьою та четвертою ознаками, які несуть відомості про форму об'єкта, сьомий об'єкт не належить категорії інтересу, оскільки суттєво відрізняється від об'єктів інтересу за формою. Сьомий об'єкт виділяється до окремого класу як крупна завада, площа якої співпадає з площею об'єктів інтересу.

В ході обробки автоматично складається таблиця (таблиця 2.3), за допомогою якої визначається приналежність об'єктів до класів при оптимальному ПЗ.

Таблиця 2.3

Таблиця приналежності об'єктів до класів (ПЗ = 0,96)

№ класу № об'єкту	1	2	3	4	5	6	7
1	0	0	0	0	0	0	0
2	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0	0
5	0	1	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0

Принцип користування таблицею приналежності такий самий, як і таблицею об'єднання у п. 2.2. Відповідно до таблиці 2.3, перший, третій та шостий об'єкти не віднесені ні до одного з існуючих класів, другий та четвертий віднесені до першого класу, а п'ятий - до другого, що підтверджується даними рис. 2.12 при візуальному порівнянні зображень об'єктів.

Таким чином, в результаті роботи алгоритму первинна бібліотека з семи класів доповнюється ще двома класами, один з них містить перший та третій об'єкти, а інший - шостий об'єкт.

Розроблений у цьому підрозділі алгоритм дозволяє використовувати

існуючу, утворену на основі результатів обробки даним алгоритмом інших подібних зображень, бібліотеку класів, розширювати її та здійснювати точну класифікацію об'єктів складної форми за геометричними ознаками.

2.4. Висновки по другому розділу

Розпізнавання об'єктів складної форми є важливим завданням при обробці супутникових знімків високої просторової розрізненості завдяки їх високій інформаційній значущості. В даному розділі кваліфікаційної роботи було запропоновано алгоритм автоматизованої класифікації об'єктів складної форми, який дозволяє виділяти класи об'єктів незалежно від орієнтації їх на знімку та самого знімку. На основі проведених досліджень, можна стверджувати, що з використанням геометричних ознак виявляється можливим класифікувати об'єкти складної форми зображення незалежно від результатів класифікації подібних форм на інших зображеннях. Але це перешкоджає отриманню більш повної інформації про об'єкт класифікації внаслідок відсутності апріорних даних. Тому виявляється важливим завдання створення бібліотеки класів та алгоритму класифікації об'єкти складної форми на основі геометричних ознак, який використовуватиме та розширюватиме її з появою нових класів об'єктів. Подальші дослідження були спрямовані на розробку алгоритму класифікації об'єкти складної форми на супутникових знімках високої розрізненості на основі геометричних характеристик досліджуваних об'єктів, використовуючи існуючу бібліотеку класів та розширюючи її. Чим більша кількість класів міститься у бібліотеці, тим точніші отримуватимуться результати класифікації з її використанням.

РОЗДІЛ 3

КЛАСИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ, ВІЗУАЛІЗОВАНИХ НА БАГАТОТОНОВИХ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

Поняття класифікації (ідентифікації) об'єктів розуміє під собою призначення ряду об'єктів до певного класу відповідно до опису цього класу. Опис здійснюється на основі властивих класу характеристик та умов [21]. Класичними класифікаторами зображень ДЗЗ вважаються класифікатори максимальної подібності, мінімальної дистанції, паралелепіпедний та ін., основним принципом яких є вирішення факту приналежності певного об'єкту до певного класу бінарним способом [22, 23].

3.1. Гомоморфна обробка зображення

Зображення, яке представляє собою дискретний цифровий сигнал, з метою підвищення його інформаційної значущості, наряду з різними складними перетвореннями, допускає обробку нелінійними методами. Узагальненою технологією для цифрової обробки зображень за участю нелінійного відображення в інші простори, в яких може використовуватися теорія лінійних фільтрів, з зворотним відображенням в первинний простір є гомоморфна фільтрація [24]. Гомоморфна фільтрація також використовується для видалення мультиплікативних завад на зображенні [25].

Сутність гомоморфної обробки зображення полягає в нормалізації рівнів яскравості, а саме звужені їх динамічного діапазону, та одночасному підвищенні його контрастності [26]. Яскравість можна вважати низькочастотною складовою, оскільки освітленість змінюється у просторі достатньо повільно, а зображення (складову відображувальної здатності) - високочастотним сигналом, оскільки зображення може містити дрібні деталі, що призводить до швидких змін у його текстурі та конфігурації. Добуток цих складових представляє собою результуючий сигнал на первинному зображенні

$$f(u, v) = f_i(u, v) \cdot f_r(u, v), \quad (3.1)$$

де

$f(u, v)$ - інтенсивність зображення;

$f_i(u, v)$ - функція освітленості;

$f_r(u, v)$ - функція відображувальної здатності;

u, v - дискретні просторові змінні.

З метою звуження динамічного діапазону обробці підлягає складова освітленості, а для підвищення контрастності з країв зображення об'єктів - складова відображувальної здатності. Для цього шляхом гомоморфної обробки задача зводиться до лінійної

$$\begin{aligned} f^*(u, v) &= \ln[f(u, v)] = \ln[f_i(u, v) \cdot f_r(u, v)] = \\ &= \ln f_i(u, v) + \ln f_r(u, v) = f_i^*(u, v) + f_r^*(u, v), \end{aligned} \quad (3.2)$$

де

$f^*(u, v)$ - щільність зображення;

$f_i^*(u, v)$ та $f_r^*(u, v)$ - відповідно щільності освітленості та відображувальної здатності.

Таким чином, мультиплікативні складові зображення виявляються розділеними та надалі можуть оброблюватися незалежно один від одного. До отриманого сигналу $f^*(u, v)$ використовується лінійний фільтр високих частот (рисунок 2.1), тоді, згідно властивостей лінійних систем, отримуємо вираз

$$g^*(u, v) = g_i^*(u, v) + g_r^*(u, v), \quad (3.3)$$

де

$g^*(u, v)$ - оброблена щільність зображення;

$g_i^*(u, v)$ та $g_r^*(u, v)$ - відповідно оброблені щільності освітленості та відображувальної здатності.

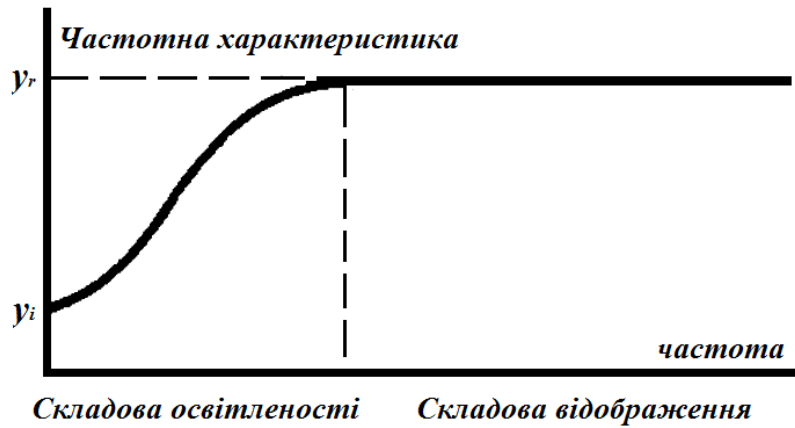


Рис. 3.1 Частотна характеристика лінійного фільтра гомоморфної обробки зображення для звуження динамічного діапазону та підвищення контрастності (при виборі показників ступеня $y_i < 1$ для модифікації функції освітленості та $y_r > 1$ для модифікації функції відображення)

З метою повернення до первинного простору використовуємо потенціювання

$$\begin{aligned}
 g(u, v) &= \exp[g_i^*(u, v) + g_r^*(u, v)] = \\
 &= \exp[g_i^*(u, v)] \cdot \exp[g_r^*(u, v)] = g_i(u, v) \cdot g_r(u, v),
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

де

$g(u, v)$ - оброблена інтенсивність зображення.

На рис. 3.2 наведені первинне зображення та зображення, отримане в результаті вирівнювання освітленості первинного зображення шляхом гомоморфної обробки.



а



б

Рис. 3.2. Вирівнювання освітленості шляхом гомоморфної обробки
а) первинне зображення, б) отримане зображення

На рис. 3.3 наведені приклади гомоморфної обробки зображень, у якій лінійна обробка проводилася з використанням методів високошвидкісної згортки, виконуваних у двох вимірюваннях.



Рис. 3.3. Зображення, отримані при одночасному звуженні динамічного діапазону та підвищенні контрастності (а, в); зображення, отримане в результаті модифікації динамічного діапазону (б); зображення, отримане в результаті підсилення контрастності (г)

Гомоморфна обробка видових даних спрямована на видалення (фільтрацію) з первинних знімків частини надлишкової (привнесеної) інформації, що вноситься впливом знімальної апаратури оптичного комплексу на зображення ділянки земної поверхні, що фіксується, під час зйомки.

Досліджуваний алгоритм гомоморфної обробки складається з наступних етапів:

1) обчислення двовимірного швидкого перетворення Фур'є двовимірного дискретного сигналу, яким подається вихідне зображення;

2) обчислення зворотного двовимірного швидкого перетворення Фур'є від натурального логарифму спектру потужності сигналу, яким подається оброблюване зображення;

3) обчислення оптичної передатної функції знімальної апаратури;

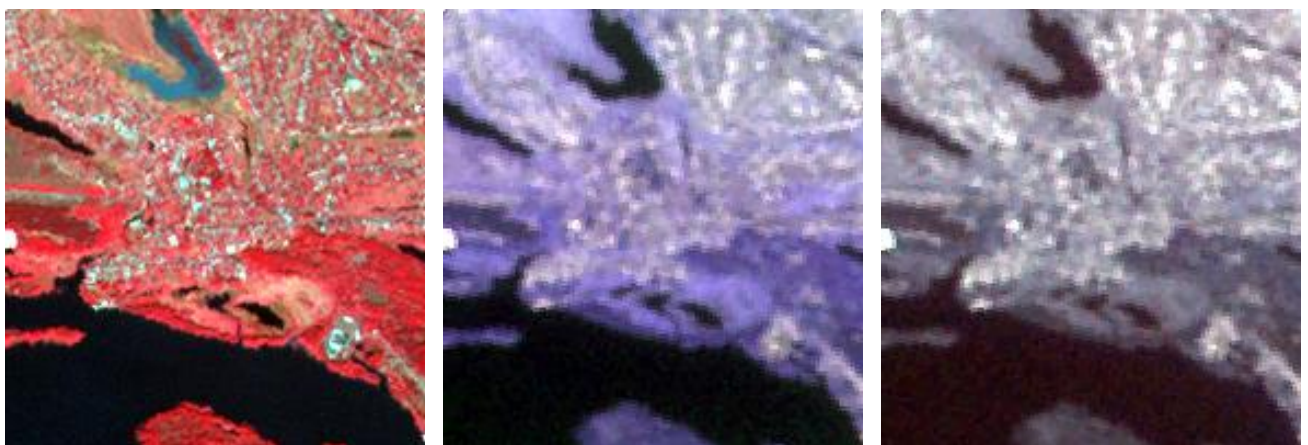
4) обчислення зворотного двовимірного швидкого перетворення Фур'є від натурального логарифму двовимірного швидкого перетворення Фур'є оптичної передатної функції;

5) видалення інформації стосовно апаратного впливу, носієм якого є розрахована оптична передатна функція, на характеристики оброблюваного зображення;

б) зворотні перетворення та відновлення синтезованого зображення.

В якості вихідних даних для дослідження алгоритму гомоморфної обробки використані первинні видові дані КА Terra (сканер Aster), зафіксовані у дев'яти спектральних діапазонах електромагнітного проміння.

З зображень, отриманих в результаті гомоморфної фільтрації вихідних даних, сформовані відповідні RGB - зображення, наведені на рис. 3.4.



а б в
Рис. 3.4 Результати гомоморфної обробки (сканер Aster)

- а) першого RGB-зображення, сформованого з зображень 1, 2 та 3 каналів;
- б) другого RGB-зображення, сформованого з зображень 4, 5 та 6 каналів;
- в) третього RGB-зображення, сформованого з зображень 7, 8 та 9 каналів

Для вихідних та отриманих в результаті гомоморфної фільтрації

зображень кожного з дев'яти каналів обчисленні значення інформаційної та сигнальної ентропії, наведені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Інформаційна та сигнальна ентропія (сканер Aster)

Тип обробки № каналу	Інформаційна ентропія		Сигнальна ентропія	
	Вихідні	Оброблені	Вихідні	Оброблені
1	4.6392	5.0167	4.7139	5.2269
2	4.6527	5.0463	4.6970	5.2519
3	4.9739	5.5735	4.7303	5.5085
4	4.9132	5.5212	4.5634	5.3544
5	4.6431	5.1213	4.4294	5.0717
6	4.8352	5.3312	4.5899	5.2545
7	4.7105	5.2654	4.5222	5.2350
8	4.7585	5.2519	4.6294	5.2881
9	4.4914	5.0395	4.4913	5.1587

Збільшення значень інформаційної та сигнальної ентропії (таблиця 3.1) для отриманих в результаті обробки зображень у порівнянні з вихідними свідчить про підвищення інформаційної значущості зображень при застосуванні гомоморфної обробки, що пояснюється очищенням зображення від завад, привнесених знімальною апаратурою.

Дані висновки підтверджуються також при здійсненні гомоморфної обробки за запропонованим алгоритмом первинних видових даних, отриманих від оптичного комплексу КА Січ-2 у чотирьох спектральних інтервалах оптичного діапазону, зображення яких наведені на рис. 3.5.

Зображення відповідних каналів, отриманих в результаті застосування досліджуваного алгоритму гомоморфної фільтрації, наведені на рис. 3.6.



а



б



в



г

Рис. 3.5 Первинні зображення (КА Січ-2): а) панхромне та б) інфрачервоного; в) червоного; г) зеленого діапазонів проміння



а



б



в



г

Рис. 3.6 Результати гомоморфної обробки (КА Січ-2): а) панхромне та б) інфрачервоного; в) червоного; г) зеленого діапазонів проміння

Отримані зображення (рис. 3.6) оцінювалися за значеннями інформаційної та сигнальної ентропії, наведеними у таблиці 3.2.

Інформаційна та сигнальна ентропія (КА Січ-2)

Тип обробки Канал	Інформаційна ентропія		Сигнальна ентропія	
	Вихідні	Оброблені	Вихідні	Оброблені
Панхром.	7.2322	7.3386	7.2733	7.4386
Інфрачерв.	6.9568	7.1269	7.0296	7.2923
Червоний	6.8357	7.0135	6.8666	7.1035
Зелений	6.8247	7.0093	6.8983	7.1609

Згідно з даними таблиці 3.2, значення інформаційної та сигнальної ентропії для вихідних зображень, зафіксованих сканером КА Січ-2, та відповідних їм оброблених зображень також зазнають збільшення, а отже інформаційна значущість цих зображень зростає внаслідок застосування до них гомоморфної фільтрації.

3.2. Принципи нечіткої логіки

Сучасні програмні середовища ідентифікації об'єктів (Definiens Developer, відповідна інструментальна панель середовища ENVI) здійснюють аналіз зображень на основі правил нечіткої логіки. Такий підхід полягає в вирішенні приналежності об'єкту до певного класу чи деяких з наявних класів у певній мірі - ступені приналежності, який залежить від ступеню задоволення опису певного класу, завдяки чому забезпечує більш гнучку класифікацію об'єктів. Для подальшого дослідження методів класифікації є доцільним ознайомитися з основними принципами нечіткої логіки.

Теорія нечітких множин служить для опису таких явищ та понять, які мають багатозначний та нечіткий характер. Відомі математичні методи, які використовують класичну теорію множин та двозначну логіку, не дозволяють вирішувати подібні проблеми [27].

Функція приналежності нечіткої множини приписує кожному елементу

множини ступінь його приналежності до нечіткої множини: повну, часткову приналежність чи її відсутність.

Одним з основних понять теорії нечітких множин вважається поняття нечіткого відношення, яке дозволяє формалізувати нечіткі твердження. Нечітким відношенням між двома непорожніми множинами називається нечітка множина, визначена на декартовому добутку цих непорожніх множин. При цьому функція приналежності приписує кожній парі елементів цих непорожніх множин певний ступінь її приналежності до нечіткої множини, яка інтерпретується як сила зв'язку між даними елементами непорожніх множин [28].

Розглянемо задачу нечіткого висновку, який зв'язаний з прийняттям рішень на основі нечітких умов.

В традиційній двійковій логіці рішення про істинність одних тверджень будуються на основі істинності інших тверджень. Схема коректного висновку має таку властивість, що оскільки істинними є всі твердження, на основі яких приймається рішення, тоді істинним є і твердження, отримане в результаті, бо на основі істинних тверджень може будуватися лише істинний результат [27].

Розглянемо два правила висновку, які застосовуються в двійковій логіці, які можна узагальнити на випадок нечіткості [27].

Правило висновку *modus ponens* - перша форма гіпотетичного силлогізму - визначається наступною схемою висновку:

Умова	A
Імплікація	$A \rightarrow B$
Висновок	B

де A та B - певні твердження.

Правило висновку *modus tollens* - друга форма гіпотетичного силлогізму - визначається наступною схемою висновку:

Умова	\bar{B}
Імплікація	$A \rightarrow B$
Висновок	\bar{A}

де A та B - певні твердження.

Нехай присутні в правилах *modus ponens* та *modus tollens* твердження характеризуються деякими нечіткими множинами. Нечітке правило висновку *modus ponens* визначається наступною схемою висновку:

Умова	х це А'
Імплікація	ЯКЩО х це А, ТОДІ у це В
Висновок	у це В'

де А, А', В, В' - нечіткі множини, х та у - лінгвістичні змінні, значеннями яких є слова та твердження на природній мові, а також чисельні значення.

В таблиці 3.3 наведені фактичні відношення, які можуть зв'язувати нечіткі множини А' та В'.

Таблиця 3.3

Інтуїтивні відношення між умовами та висновками узагальненого нечіткого правила *modus ponens*

Відношення	Умова х це А'	Висновок у це В'
1	х це А	у це В
2а	х це "дуже А"	у це "дуже В"
2b	х це "дуже А"	у це В
3а	х це "майже А"	у це "майже В"
3b	х це "майже А"	у це В
4а	х це "не А"	у не визначено
4b	х це "не А"	у це "не В"

В таблиці 3.3 відношення 1 - це схема *modus ponens*, відношення 2b та 3b виникають у випадку відсутності сильного зв'язку між А' та В', відношення 4а означає, що з передумови "х це не А" не можна зробити висновок про у.

Нечітке правило висновку *modus tollens* визначається наступною схемою висновку:

Умова	у це В'
Імплікація	ЯКЩО х це А, ТОДІ у це В
Висновок	х це А'

де А, А', В, В' - нечіткі множини, х та у - лінгвістичні змінні.

В таблиці 3.4 наведені очевидні відношення між умовами та висновками узагальненого нечіткого правила висновку *modus tollens*.

Таблиця 3.4

Інтуїтивні відношення між передумовами та висновками узагальненого нечіткого правила *modus tollens*

Відношення	Умова у це В'	Висновок х це А'
1	у це "не В"	х це "не А"
2	у це "дуже В"	х це "дуже А"
3	у це "майже В"	х це "майже А"
4	у це В	х не визначено
5	у це В	х це А

Функції приналежності у висновках схем *modus ponens* та *modus tollens* залежать від функції приналежності нечіткої імплікації $A \rightarrow B$, яка рівнозначна деякому нечіткому відношенню декартового добутку непорожніх множин.

В даній роботі була використана *Standard Nearest Neighbor* класифікація об'єктів програмного продукту Definiens Developer, яка реалізована при дотриманні правил нечіткої логіки за принципом "найближчого сусіду". Ступінь приналежності певної властивості об'єкту визначається *функцією приналежності* до класу. Реалізація класифікаційної схеми на основі правил нечіткої логіки дозволяє не тільки визначити приналежність об'єкту певному класу, але й ступінь приналежності кожному з наявних класів. Нечітка логіка підтримує комбінації різних видів властивостей об'єкту (географічні, текстурні дані, ієрархічні відносини) в межах визначення одного класу завдяки використанню різних логічних операцій ("І", "АБО", "НЕ" та ін.).

Здійснення аналізу даних та класифікації об'єктів зображення у середовищі Definiens Developer, відбувається на основі так званої *класової ієрархії*, до складу якої входять всі класи класифікаційної схеми. Найбільш прийнятними класами для класифікації об'єктів аерокосмічних зображень в залежності від типу зафіксованої сцени є водна поверхня, рослинність, будівлі, полі, дороги. Іноді корисним є використання класу "тінь", особливо коли класифікації піддаються зображення з міською забудовою.

Для більшої наочності властивості класифікації подані графічно на рис. 3.7.

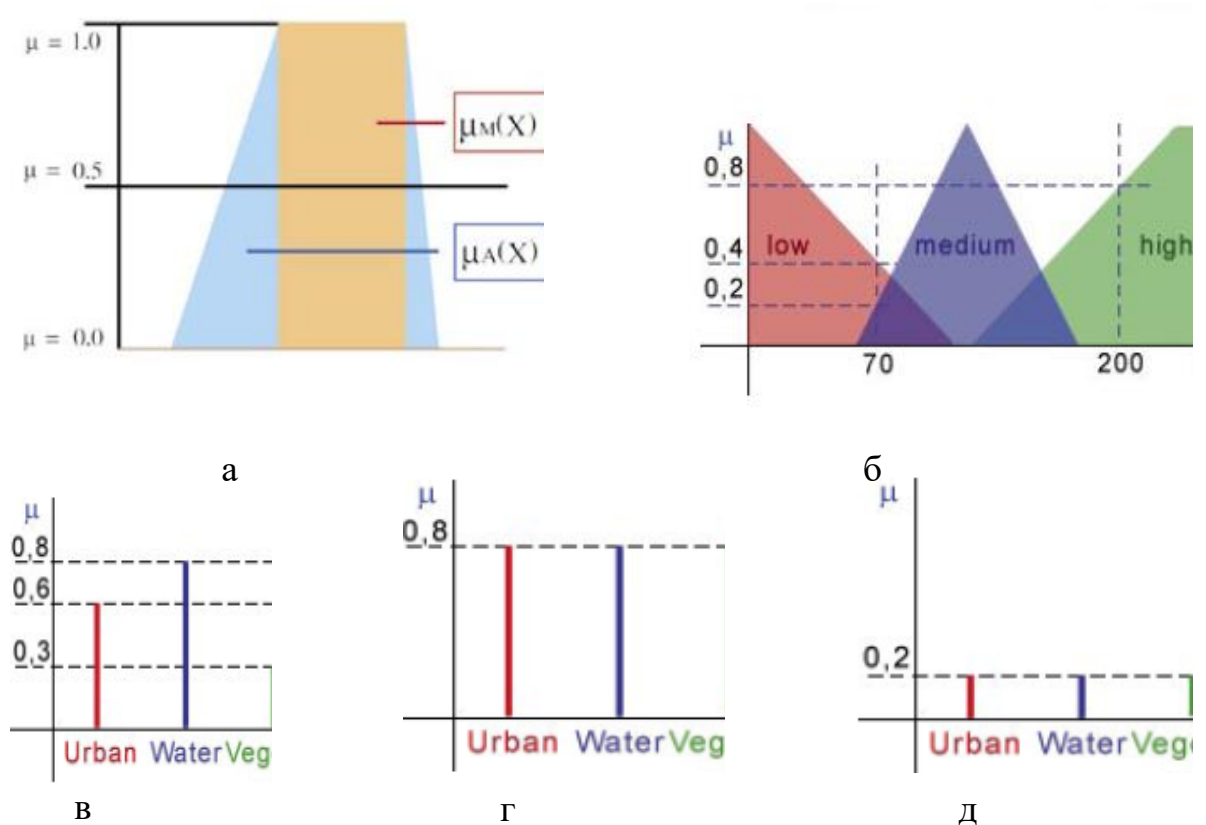


Рис. 3.7. Властивості класифікації

а) прямокутна та трапецеїдальна функції приналежності; б) функція приналежності властивості визначає три нечітких множини; в) властивість об'єкту належить різним класам в різному ступені; г) нестабільна надійна класифікація; д) нестабільна ненадійна класифікація

Слід зазначити, що важливою рисою середовища Definiens Developer є те, що властивості для класифікації розраховуються на основі об'єктів зображення, а не одиночних пікселів зображення.

3.3. Класифікація об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях

Кожен окремих канал БСЗ має самостійну інформаційну значущість щодо об'єкту зондування та різну просторову розрізненість, яка є основною інформаційною характеристикою щодо визначення візуалізованих об'єктів. Це ставить проблему збільшення інформаційної значущості та просторової розрізненості окремих каналів БСЗ з метою покращення достовірності класифікації візуалізованих об'єктів шляхом суміщення ефективних методів обробки в єдиному алгоритмі. Тому є актуальним метод обробки растрових БСЗ, що забезпечує збільшення інформаційної значущості окремих каналів БСЗ результату класифікації і базується на попередній декореляції зображень цих каналів.

Далі пропонується алгоритм обробки БСЗ [29], якій підлягає БСЗ перед здійсненням класифікації на ньому об'єктів, з використанням вейвлетного перетворення, який складається з наступних етапів [30, 31]:

- розкладання БСЗ по каналах;
- попередня обробка зображень каналів первинного БСЗ;
- вейвлет - розкладання синтезованого RGB - зображення;
- створення лінійних комбінацій суміщення різномасштабних компонент зображень;
- оптимізація за критерієм максимуму інформаційної ентропії чи індексу структурної схожості;
- вейвлет - синтез шуканого RGB - зображення.

На етапі попередньої обробки здійснюється перемішування каналів БСЗ за наступним принципом: компоненті R відповідає зображення четвертого

спектрального каналу, компоненті G - зображення третього спектрального каналу, компоненті B - зображення другого спектрального каналу. Одержане штучне RGB-зображення перетворюється в зображення, представлене компонентами системи HSV. Також до вигляду HSV переводиться допоміжне зображення високого просторового розрізнення: зображення, зафіксоване у панхроматичному режимі зйомки, або зображення першого каналу для БСЗ, зафіксоване при найменшій довжині хвилі. Далі колірна компонента "V" штучного RGB-зображення, яка є складовою яскравості, замінюється допоміжним зображенням, і результат переводиться з колірної системи HSV в систему RGB.

Штучне RGB-зображення та допоміжне зображення піддаються вейвлет - розкладанню першого рівня, як такому, що дає змогу виділити самі дрібномасштабні компоненти зображень.

Лінійні комбінації суміщення різномасштабних компонент зображень створюються з використанням деталізуючих коефіцієнтів вейвлет - розкладання та коефіцієнтів оптимізації a та b за виразами, наведеними у таблиці 3.5, де через \mathbf{H} позначена матриці горизонтальної компоненти, \mathbf{V} - вертикальної та \mathbf{D} - діагональної компоненти розкладання; індексами R - червона, G - зелена та B - синя компоненти RGB - зображення; індексом p - коефіцієнти вейвлет - розкладання панхроматичного зображення; зірочкою позначені синтезовані матриці деталізуючих коефіцієнтів.

Таблиця 3.5

Формування лінійних комбінацій

$\mathbf{H}_R^* = a \cdot \mathbf{H}_p + b \cdot \mathbf{H}_R$	$\mathbf{H}_G^* = a \cdot \mathbf{H}_p + b \cdot \mathbf{H}_G$	$\mathbf{H}_B^* = a \cdot \mathbf{H}_p + b \cdot \mathbf{H}_B$
$\mathbf{V}_R^* = a \cdot \mathbf{V}_p + b \cdot \mathbf{V}_R$	$\mathbf{V}_G^* = a \cdot \mathbf{V}_p + b \cdot \mathbf{V}_G$	$\mathbf{V}_B^* = a \cdot \mathbf{V}_p + b \cdot \mathbf{V}_B$
$\mathbf{D}_R^* = a \cdot \mathbf{D}_p + b \cdot \mathbf{D}_R$	$\mathbf{D}_G^* = a \cdot \mathbf{D}_p + b \cdot \mathbf{D}_G$	$\mathbf{D}_B^* = a \cdot \mathbf{D}_p + b \cdot \mathbf{D}_B$

Слід зазначити, що оптимізація введених коефіцієнтів лінійних комбінації проведена із застосуванням прямого методу Нелдера-Міда [32].

Вейвлет - реконструкція здійснюється з використанням синтезованих матриць деталізуючих коефіцієнтів та незміненої матриці апроксимуючих коефіцієнтів, в результаті чого отримується шукане RGB - зображення.

Далі запропоновано альтернативний алгоритм обробки БСЗ, що попереджає здійсненню класифікації зображень, з використанням методу головних компонент, який складається з наступних етапів:

- виділення головних компонент;
- вибір власного вектору (головної компоненти), який має найбільше власне значення коваріаційної матриці;
- заміна зображення, яке відповідає головній компоненті з максимальним власним значенням, зображенням знімку, зафіксованому у панхроматичному режимі зйомки, або для БСЗ зображенням першого каналу, зафіксованим при найменшій довжині хвилі.

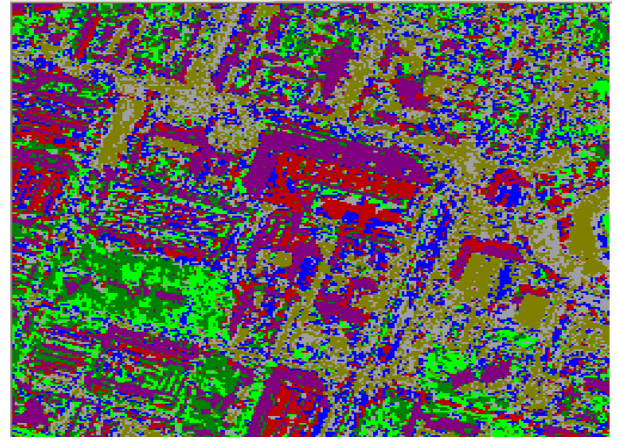
Вибір зображення головної компоненти з максимальним власним значенням для подальшої заміни обумовлений концентрацією найбільшої доли деталей контрастності в цих зображеннях. Це пояснюється тим, що власні значення відповідають значенням розкиду елементів власних векторів, а цей розкид є мірою контрастності.

У якості зображення для проведення класифікації з використанням наведених вище способів обробки обрано фрагмент багатоспектрального знімку, зафіксованого сканером КА Ikonos.

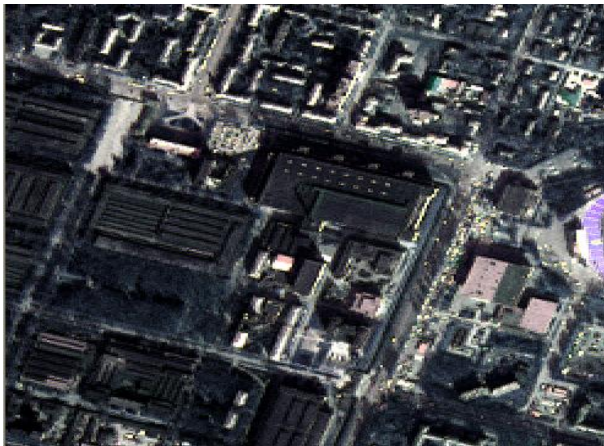
На рис. 3.8 наведені вихідні зображення та результати їх класифікації.



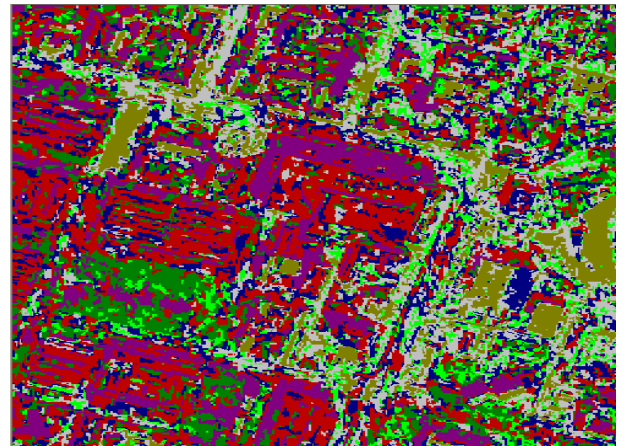
а



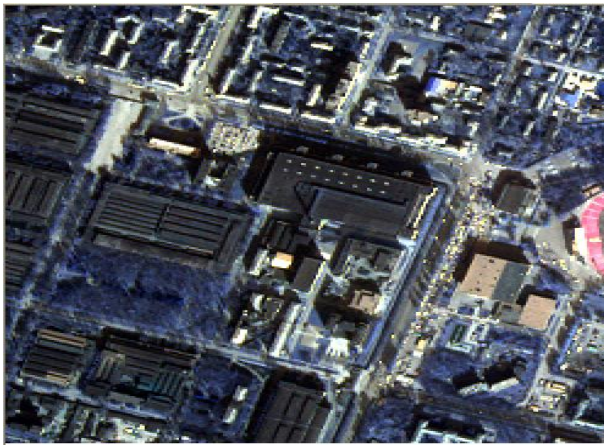
б



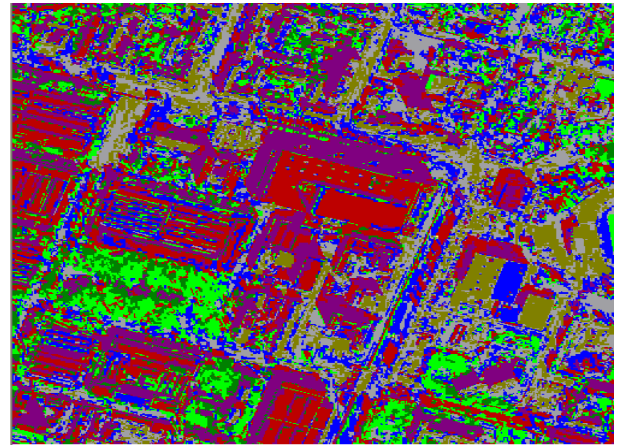
в



г



д



е

Рис. 3.8. Вихідні зображення та результати їх класифікації

а) первинне БСЗ; б) результат класифікації первинного зображення; в) RGB-зображення, отримане в результаті обробки первинного БСЗ з використанням вейвлетного перетворення; г) результат класифікації вейвлет - синтезованого зображення; д) RGB-зображення, отримане в результаті обробки первинного БСЗ з використанням методу головних компонент; е) результат класифікації зображення, синтезованого з використанням методу головних компонент.

Для кожної кольорової компоненти вихідних зображень (рис. 3.8 а, в, д) були розраховані значення інформаційної ентропії, наведені в таблиці 3.6, які дозволяють попередньо оцінити якість виконаної обробки первинного БСЗ.

Таблиця 3.6

Значення інформаційної ентропії

Зображення Колір	Первинне	Вейвлет перетворення	Метод головних компонент
Червоний	7,3848	7,4108	4,4212
Зелений	7,1535	7,4041	7,2725
Синій	6,4659	7,3434	6,7144

З метою класифікації вихідних зображень були створені та використані наступні класи об'єктів: дорога ("road"), дахи ("roof", "roof grey", "roof light"), рослинність ("tree", "tree light"), "тінь" ("shadow"), - властиві міській забудові (рис. 3.9).

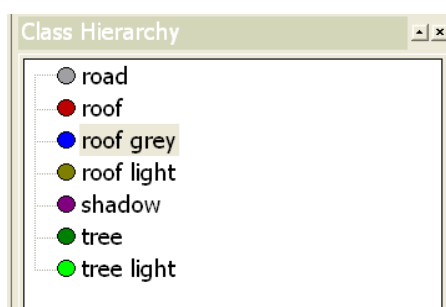


Рис. 3.9. Ієрархія класів

Аналіз оціночних даних таблиці 3.6 та візуальне дослідження вихідних зображень та зображень з результатами класифікації свідчить про те, що якісніше класифікуються зображення, попередньо оброблені з використанням методу головних компонент. Найкращим чином ідентифікується велика та дрібна забудівля, зелені насадження. Таким чином, виявляється доцільним використовувати підхід декореляції просторових розподілів яскравості на етапі, що попереджає етапу класифікації оброблюваних зображень.

Подальші дослідження в напрямку класифікації об'єктів на растрових

БСЗ спрямовані на використання іншого способу декореляції просторових розподілів яскравості. Результати даних досліджень наведені у п. 3.4.

3.4. Класифікація об'єктів на багатотонових зображеннях з попередньою ортогоналізацією просторових розподілів яскравості

Досліджується наступний алгоритм геометричного аналізу просторових розподілів яскравості багатоспектральних растрових зображень [33]:

- розкладання БСЗ по каналах;
- QR - ортогоналізація первинних зображень на основі методу Хотелінга;
- класифікація вихідних та штучно отриманих зображень;
- аналіз результатів класифікації за критерієм максимуму інформативності.

У якості тестових зображень для здійснення класифікації об'єктів були використані зображення дев'яти спектральних каналів растрового БСЗ дистанційного зондування, отримані з КА Terra (сканер Aster), які завантажувалися одночасно у пам'ять програми. На рис. 3.10 наведені такі БСЗ з дев'яти каналів, що підлягають подальшій класифікації.

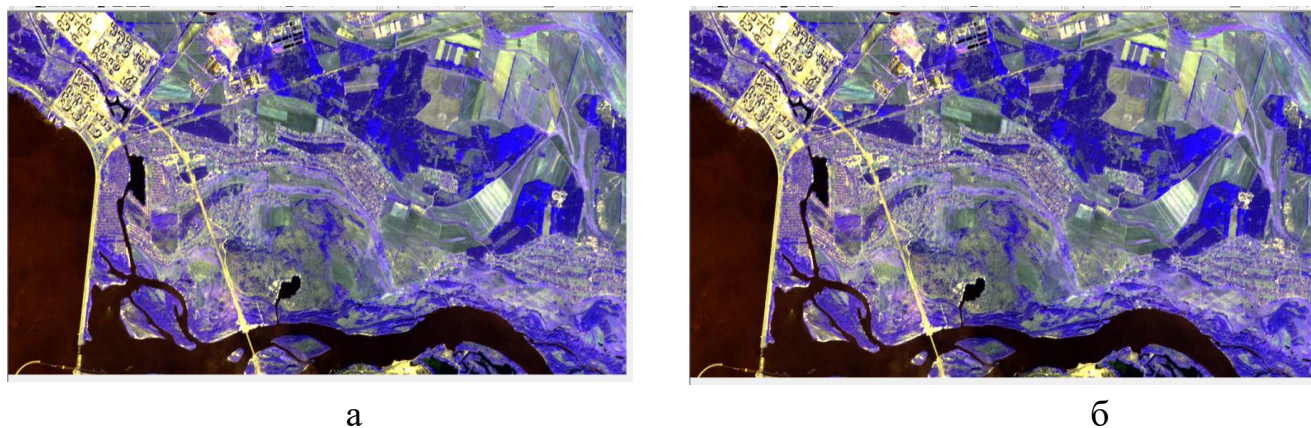


Рис. 3.10. Вихідні БСЗ а) первинне БСЗ; б) RGB-зображення, отримане в результаті QR-ортогоналізації первинного БСЗ

Найбільш прийнятними класами для класифікації об'єктів на даних зображеннях є водна поверхня ("water"), рослинність ("tree"), будівлі

("building"), два типу полів за кольором "field 1" та "field 2" (рис. 3.11).

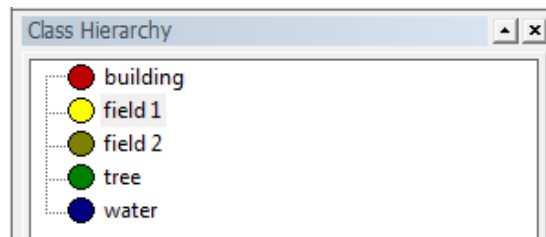


Рис. 3.11. Ієрархія класів для здійснення класифікації

Результати класифікації вихідних даних (рис. 3.10) подані на рисунках 3.12 - 3.13 у вигляді RGB-зображень та по каналах.

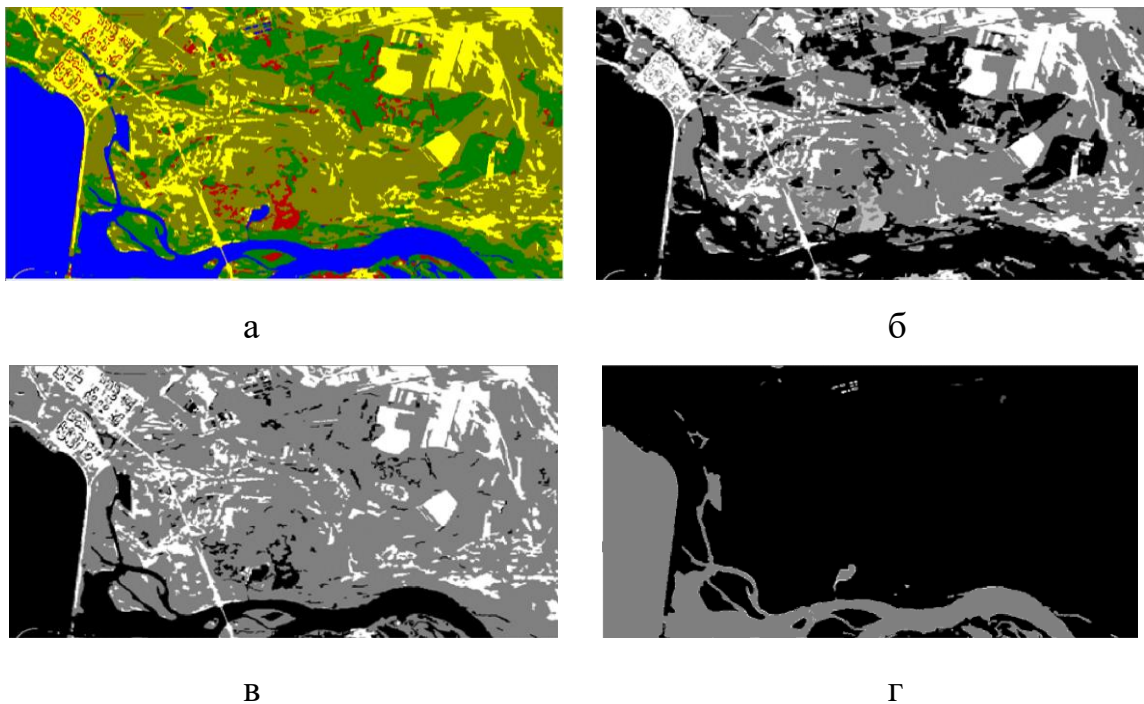


Рис. 3.12. Результати класифікації для первинного зображення
а) RGB-зображення; б) перший канал; в) другий канал; г) третій канал

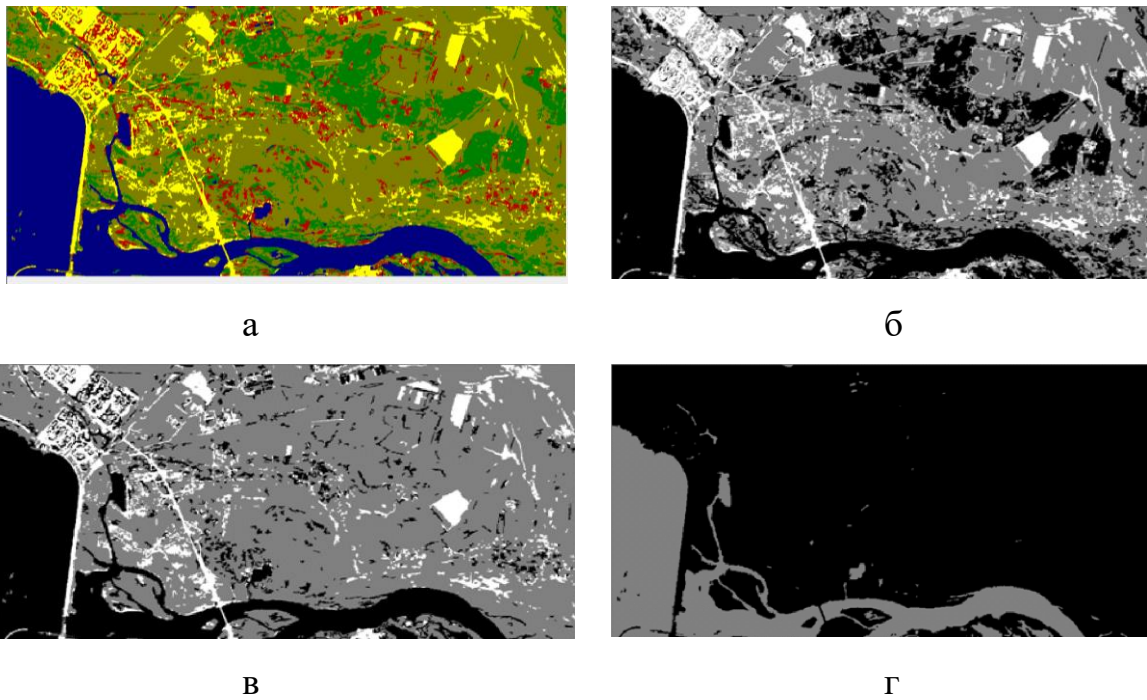


Рис. 3.13. Результати класифікації для ортогоналізованого зображення
а) RGB-зображення; б) перший канал; в) другий канал; г) третій канал

Для зображень усіх каналів отриманих результатів класифікації (рис. 3.12, 3.13 б, в, г) були розраховані значення інформаційної та сигнальної ентропії, на основі яких визначені канали, зображення яких є найбільш інформативними з позицій достовірності класифікації об'єктів зазначених класів. Значення інформаційної ентропії наведені у таблиці 3.7, сигнальної ентропії - у таблиці 3.8.

Таблиця 2.7

Значення інформаційної ентропії для каналів зображень результатів класифікації на первинних та отриманих в ході обробки зображеннях

№ Каналу	Вихідне	Ортогоналізоване
1	4.8376	5.6880
2	4.4117	4.6498
3	1.1909	1.3247

Значення сигнальної ентропії для каналів зображень результатів класифікації на первинних та отриманих в ході обробки зображеннях

№ Каналу	Вихідне	Ортогоналізоване
1	5.3666	6.1324
2	4.4601	4.7130
3	1.3645	2.2865

Аналіз одержаних числових даних показує, що найбільш інформативними є перший та другий канали зображення результату класифікації, що підтверджується й на рівні їх візуального сприйняття. Третій канал є найменш інформативним, але на ньому добре ідентифікується водна поверхня.

Також класифікація об'єктів була здійснена на багатоспектральних растрових зображеннях з попередньою ортогоналізацією просторових розподілів яскравості, які були отримані на основі первинних знімків КА Січ-2.

На рис. 3.14 наведені відповідні БСЗ, що підлягають подальшій класифікації.

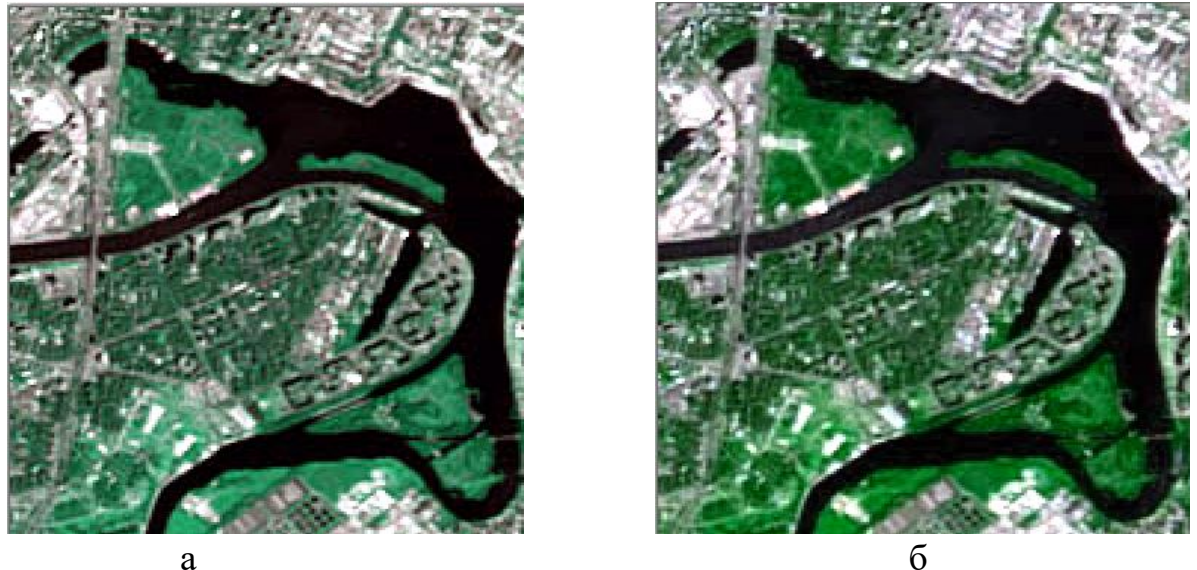


Рис. 3.14. Вихідні БСЗ а) первинне БСЗ; б) RGB-зображення, отримане в результаті QR-ортогоналізації первинного БСЗ

З метою класифікації вихідних зображень (рис. 3.14) були створені та використані наступні класи об'єктів: дорога ("road", "light road"), будівлі ("building"), рослинність ("tree", "light tree"), водна поверхня ("water"), вікно з ієрархією яких наведене на рис. 3.15.

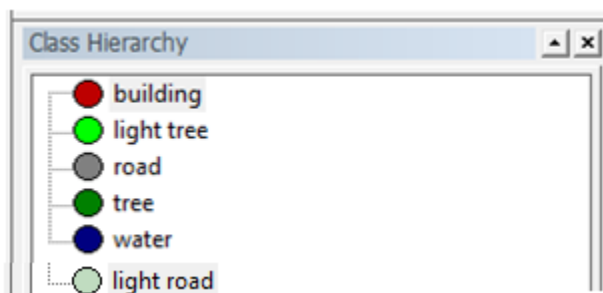


Рис. 3.15. Ієрархія класів для здійснення класифікації

Результати класифікації вихідних даних подані на рис. 3.16 - 3.17 у вигляді RGB-зображень та по каналах.

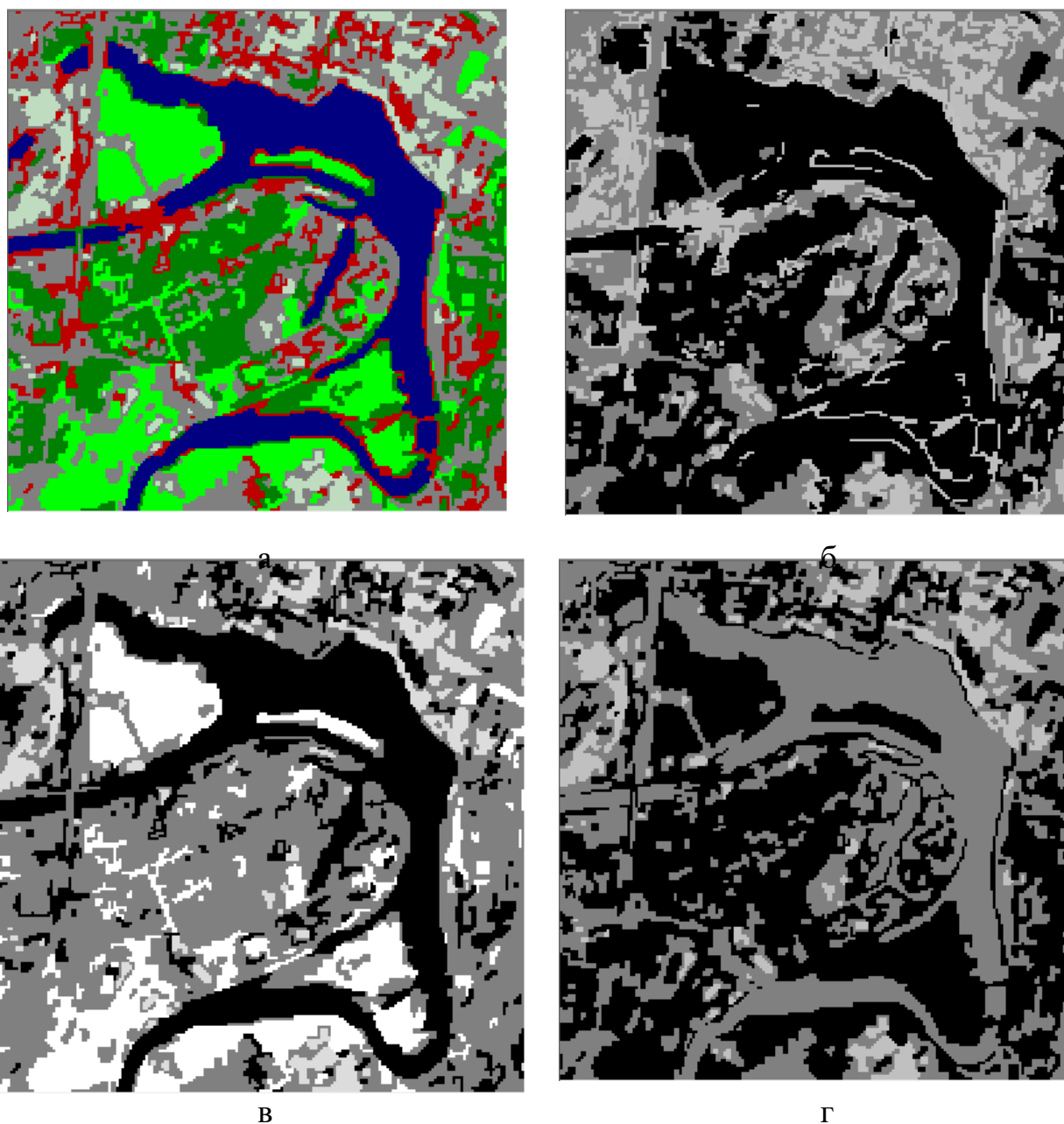
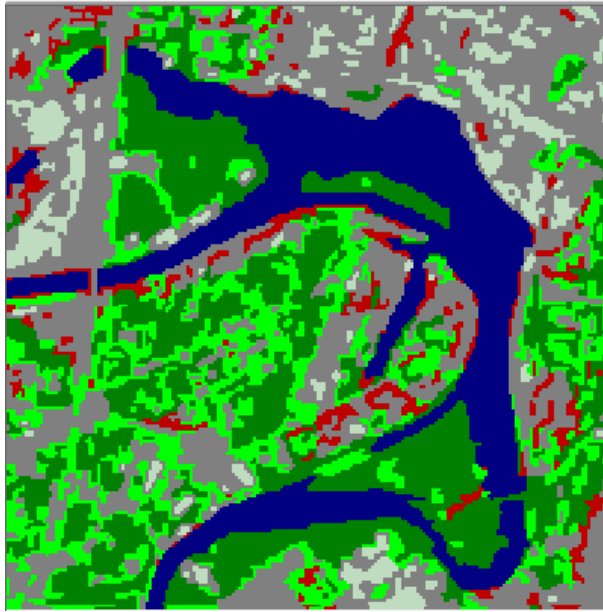
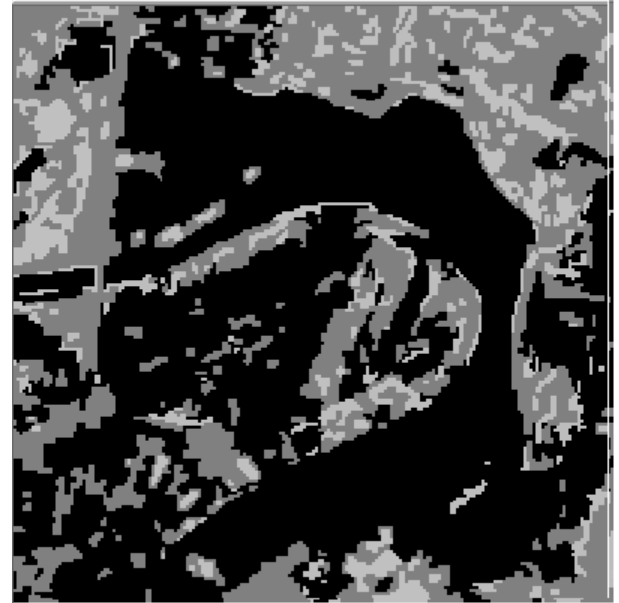


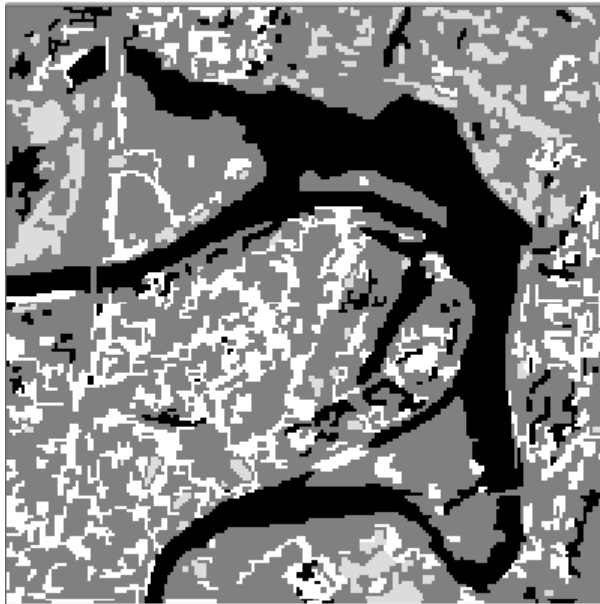
Рис. 3.16. Результати класифікації для первинного зображення
 а) RGB-зображення; б) перший канал; в) другий канал; г) третій канал



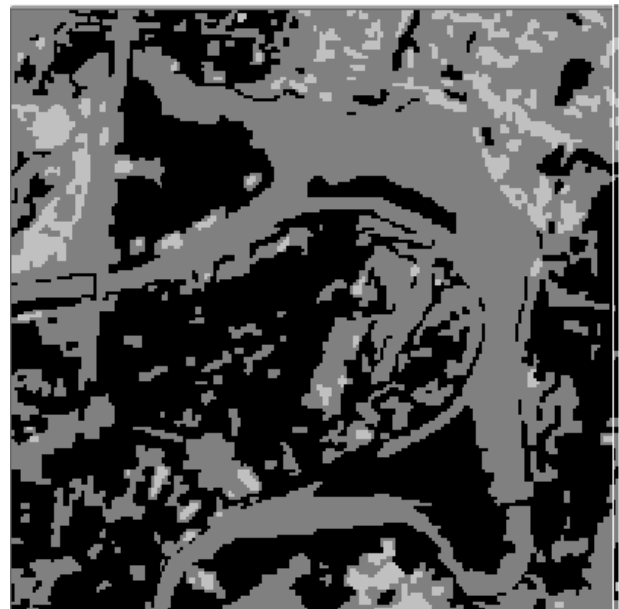
а



б



в



г

Рис. 3.17. Результати класифікації для ортогоналізованого зображення
а) RGB-зображення; б) перший канал; в) другий канал; г) третій канал

Для зображень усіх каналів отриманих результатів класифікації (рис. 3.16, 3.17 б, в, г) були розраховані значення інформаційної та сигнальної ентропії, на основі яких визначені канали, зображення яких є найбільш інформативними. Значення інформаційної ентропії наведені у таблиці 3.9, сигнальної ентропії - у

таблиці 3.10.

Таблиця 3.9

Значення інформаційної ентропії для каналів зображень результатів класифікації на первинних та отриманих в ході обробки зображеннях

№ Каналу	Вихідне	Ортогоналізоване
1	1.7291	1.5802
2	1.7881	1.7328
3	1.3816	1.4184

Таблиця 3.10

Значення сигнальної ентропії для каналів зображень результатів класифікації на первинних та отриманих в ході обробки зображеннях

№ Каналу	Вихідне	Ортогоналізоване
1	1.7128	1.6843
2	1.5067	1.4892
3	0.9534	1.0138

Аналіз одержаних числових даних (таблиці 3.9 та 3.10) показує, що всі канали результатів класифікації є порівняними за інформативною значущістю, але можна стверджувати, що на рівні візуального сприйняття найбільш інформативними є другий канал зображень, оскільки на ньому добре ідентифікується водна поверхня, класи рослинності.

При порівнянні даних таблиць 3.9 та 3.10 з даними таблиць 3.7 та 3.8 інформаційна та сигнальна ентропія для вихідних та оброблених зображень сканеру Aster більші за ті ж самі значення для відповідних зображень КА Січ-2. Це пояснюється більшою кількістю спектральної інформації, яка міститься у первинних знімках сканеру Aster, що обумовлює різноманіття та більшу насиченість геометричними формами первинних знімків у порівнянні з первинними знінками КА Січ-2. QR-перетворення вихідних даних дозволяє отримати більшу детальність оброблюваного зображення, що дає змогу класифікувати найменші за розміром об'єкти.

3.5. Класифікація об'єктів на багатотонових зображеннях з попередньою гомоморфною обробкою первинних зображень

Суттєво якісні результати ідентифікації об'єктів на основі правил нечіткої логіки отримано при використанні попередньої обробки зображень на основі алгоритму гомоморфної фільтрації. Ієрархія класів для даного випадку використана така, як на рис. 3.15. Отриманий результат класифікації наведений на рис. 3.18 у вигляді RGB-зображення та по каналах.

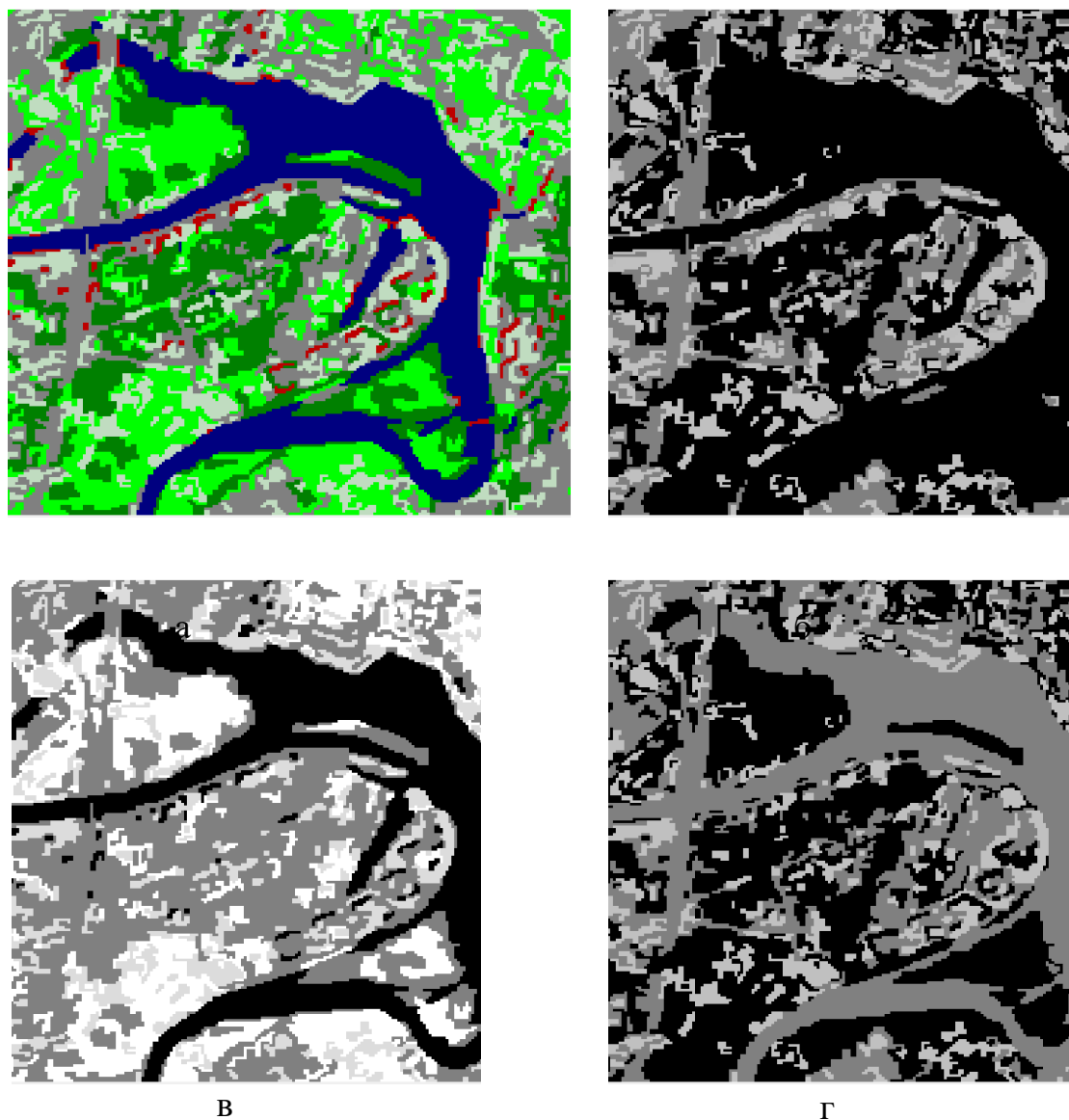


Рис. 3.18. Результат класифікації а) RGB-зображення; б) перший канал; в) другий канал; г) третій канал

Аналіз рис. 3.18 виявляє високу детальність об'єктів зображень окремих каналів результату класифікації, що свідчить про відмінну якість проведеної ідентифікації. Зображення оцінювалися за характеристиками інформаційної значущості, що наведені у таблиці 3.11.

Таблиця 3.11

Характеристики інформативності

№ Каналу	Інформаційна ентропія	Сигнальна ентропія	SSIM 1	SSIM 2
1	1.4594	1.5174	0.5882	0.3643
2	1.8742	1.6143	0.5051	0.6692
3	1.4654	1.1316	0.2484	0.0402

Примітка: SSIM 1 - індекс структурної схожості первинного зображення та результату класифікації первинного зображення; SSIM 2 - індекс структурної схожості первинного зображення та результату класифікації зображення, отриманого на основі гомоморфної фільтрації.

Отримані результати класифікації (рис. 3.18) порівняні з результатами класифікації первинних зображень та зображень, які було попередньо оброблено іншими способами у попередньому п. 3.4 даного розділу роботи (рисунок 3.16, 3.17). Візуальний аналіз отриманих даних свідчить про значну ефективність обробки зображень на основі гомоморфної фільтрації, яка підтверджується високими показниками інформаційної значущості відповідних зображень у проведених числових розрахунках. Значення індексу структурної схожості свідчать про збереження геометричної структури під час здійснення класифікації за правилами нечіткої логіки.

3.6. Висновки по третьому розділу

У третьому розділі роботи здійснена розробка методу ідентифікації об'єктів багатотонових фотограмметричних зображень, одержаних засобами ДЗЗ, при отриманні високих показників просторової та спектральної розрізненості за умови збереження лінійності між утвореними та первинними даними. Метод є інваріантним стосовно факторів формування з урахуванням їхньої часткової визначеності.

ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній роботі розглянуто принципи формування цифрових багатоспектральних фотограмметричних зображень у різних діапазонах електромагнітного спектру, які дозволяють отримувати зображення з високими показниками просторової та радіометричної розрізненості. При цьому, інформативність подання фізичного стану матеріальних об'єктів на фотограмметричних зображеннях тим більша, чим більша кількість спектральних інтервалів фіксації проміння.

Наведені основні поширені сучасні методи та підходи до попередньої обробки двовимірних цифрових даних та підвищення інформаційної значущості багатоспектральних фотограмметричних зображень, за допомогою характеристик якої зручно оцінювати растрові зображення.

Досліджено способи класифікації геометричних об'єктів складної форми за геометричними ознаками, що дало змогу оцінити переваги та недоліки цього способу ідентифікації геометричних об'єктів. До переваг можна віднести простоту та швидкість виконання ідентифікації, до недоліків часткову автоматизованість, залежність від якості первинних даних, неможливість використання спектральної інформації.

Досліджено спосіб попередньої обробки цифрових фотограмметричних зображень на основі гомоморфної їх обробки, який підвищує інформаційну значущість первинних зображень. Гомоморфна обробка дозволяє нормалізувати рівні яскравості фотограмметричного зображення та одночасно підвищити його контрастність. При цьому також видаляються мультиплікативні завади з оброблюваного зображення.

Досліджено класифікацію об'єктів за правилами нечіткої логіки на основі розглянутих способів попередньої обробки первинних видових даних. Ці способи базуються на теорії декореляції просторових розподілів яскравості зображення, а саме використанні вейвлет - технологій в обробці цифрових сигналів, аналізу головних компонент, qr - ортогоналізації.

Суттєво якісні результати ідентифікації отримано при використанні попередньої обробки на основі гомоморфної фільтрації. Гомоморфна фільтрація первинних видових даних видаляє з них надлишкову інформацію, що вноситься знімальною апаратурою оптичного комплексу під час зйомки, що спрощує ідентифікацію на цифрових фотограмметричних зображеннях.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес: пер. с англ. – М.: Мир, 1979. – 412 с.
2. Асмус В. В. Оптимизация представления многозональной видеоинформации / В. В. Асмус, Н. А. Паничкин // Труды ГосНИЦИПР, 1985. – Вып. 23. – С. 80-88.
3. Дейвис Ш.М. Дистанционное зондирование: количественный подход / Ш. М. Дейвис, Д. А. Ландгребе, Т. Л. Филипс: пер. с англ. – М., Недра, 1983. – 415 с.
4. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В. А. Сойфера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
5. Федотов Н. Г. Методы стохастической геометрии в распознавании образов / Н. Г. Федотов – М.: Радио и связь, 1990. – 144 с.
6. Жураковский Ю. П. Теорія інформації та кодування / Ю. П. Жураковский, В. П. Полторак – К.: Вища школа, 2002. – 248 с.
7. Хинчин А. Я. Математические основания теории информации / А. Я. Хинчин – Физматгиз, 1954. – 560 с.
8. Ballard D. H. Computer vision / D. H. Ballard, C. M. Brown – N.-Y.: Prentice-Hall, 1982. – 527 p.
9. Янутш Д. А. Дешифрирование аэрокосмических снимков / Д. А. Янутш – М.: Недра, 1992. – 240 с.
10. Лобанов А. Н. Автоматизация фотограмметрических процессов / А. Н. Лобанов, И. Г. Жмуркин – М.: Недра, 1980. – 240 с.
11. Лобанов А. Н. Фотограмметрия / А. Н. Лобанов, М. И. Бурлаков, Б. В. Краснопевцев – М.: Недра, 1987. – 476 с.
12. Исимару А. Распространение и рассеяние волн в случайно-неоднородных средах: в 2 томах / Том 2: Многократное рассеяние, турбулентность, шероховатые поверхности и дистанционное зондирование / А. Исимару: пер. с англ. – М.: Мир, 1981. – 318 с.

- 13.Цымбал В. П. Теория информации и кодирование / В. П. Цымбал. – К.: Вища школа, 1977. – 288 с.
- 14.Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике / К. Шеннон: пер. с англ. – М.: ИИЛ, 1963. – 830 с.
- 15.Корчинський В. М. Підвищення інформативності проєкційних растрових зображень / В. М. Корчинський, О. М. Гордієнко // Прикладна геометрія та інженерна графіка / Праці Таврійської державної агротехнічної академії. – Вип. 4, т. 25 // – Мелітополь: ТДАТА, 2004. – С. 33-37.
- 16.Wang Z. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity / Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli // IEEE Trans. Image Processing. – 2004. – vol. 13. – PP. 600 – 612.
- 17.Виноградов Б. В. Аэрокосмический мониторинг экосистем / Б. В. Виноградов. – М.: Наука, 1984. – 320 с.
- 18.Дьяконов В. П. Вейвлеты. От теории к практике / В. П. Дьяконов. – М.: СОЛОН-Р, 2002. – 448 с.
- 19.Дремин И. М. Вейвлеты и их использование / И. М. Дремин, О. И. Иванов, В. А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Том 171. – № 5. – С. 465-501.
- 20.Беклемишев Д. В. Курс аналитической геометрии и линейной алгебры / Д. В. Беклемишев. - М.: Высшая школа, 1998. - 320 с.
- 21.Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт: пер. с англ. – М.: Мир, 1976. – 512 с.
- 22.Berke J. Using Spectral Fractal Dimension in Image Classification / J. Berke // Innovations and Advances in Computer Sciences and Engineering. – 2010. – PP. 237–241.
- 23.Ambika D. R. Classification of a Satellite Rural Image based on Fractal Dimension Using Box Counting Method / D. R. Ambika, A. G. Ananth // International Journal of Computer Applications. – 2011. – No 16(5). – PP. 45–48.

24. Залманзон Л. А. Преобразования Фурье, Уолша, Хаара и их применение в управлении, связи и других областях / Л. А. Залманзон. - М.: Наука. - 1989. - 496 с.
25. Egiazarian K. New algorithm for removing of mixed (white and impulsive) noise from image / K. Egiazarian, J. Astola // Proceedings of the SPIE. – 1999. – Vol. 3646. – PP.78-89.
26. Гренандер У. Лекции по теории образов: в 2 томах / Том 2: Анализ изображений / У. Гренандер: пер. с англ. – М.: Мир, 1981. – 448 с.
27. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. - М.: Горячая линия - Телеком, - 2006. - 452 с.
28. Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: Навч. посібник / С. О. Субботін - Запоріжжя: ЗНТУ, - 2008. - 341 с.
29. Спирінцева О. В. Ідентифікація геометричних форм об'єктів на фотограмметричних растрових зображеннях за правилами нечіткої логіки / О. В. Спирінцева // Праці Таврійського державного агротехнологічного університету. - Мелітополь, 2012. - Вип. 4, т. 54. - С. 159-163.
30. Мозговой Д. К. Використання вейвлетів в обробці супутникових знімків високого просторового розрізнення / Д. К. Мозговой, В. М. Корчинський, О. В. Кравець // Вісник Дніпропетровського університету. Т. 17, №4. Серія: ракетно-космічна техніка. - Дніпропетровськ, 2009. - Вип. 13, т. 1. - С. 65 - 71.
31. Мозговой Д. К. Підвищення інформативності даних ДЗЗ / Д. К. Мозговой, В. М. Корчинський, О. В. Кравець // Екологія та ноосферологія. Т. 23, № 1 – 2. ДНУ ім. О.Гончара, 2012. - С. 103 - 109.
32. Lagarias J. C. Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions / J. C. Lagarias, J. A. Reeds, M. H. Wright, P. E. Wright // SIAM Journal of Optimization. – 1998. – Vol. 9. – No 1. – PP. 112-147.

33. Спирінцева О. В. Класифікація геометричних форм об'єктів на багатоспектральних растрових зображеннях / О. В. Спирінцева // Вестник Херсонского национального технического университета. Вып. 2 (45). - Херсон: ХНТУ, 2012. С. 343 - 346.
34. Мозговой Д. К. Распознавание малоразмерных объектов с использованием библиотеки классов / Д. К. Мозговой, О. В. Кравець // Вісник Дніпропетровського університету. Т. 17, №4. Серія: ракетно-космічна техніка. - Дніпропетровськ, 2009. - Вип. 13, т. 1. - С. 71 - 75.
35. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Кн. 2: пер. с англ. / У. Прэтт - М.: Мир, 1982. - 480 с.
36. Haralick R. M. Computer and Robot Vision / R. M. Haralick, L. G. Shapiro // V. I. Addison-Wesley, 1992.

КОД ПРОГРАМИ

Елементи програмних реалізацій досліджуваних алгоритмів

Аналіз головних компонент для чотирьох каналів БСЗ

```

function E = ikr_4pc_ce()

f1 = imread('res_cr_blue.tif');    %читання зображення
f2 = imread('res_cr_grn.tif');
f3 = imread('res_cr_red.tif');
f4 = imread('res_cr_nir.tif');
f5 = imread('cr_pan.tif');

f11 = f5(:)';                      %витягування у строку

[M, N] = size(f1);                 %розмір зображення

S = cat(3, f1, f2, f3, f4);        %утворення стеку
[X, R] = imstack2vectors1(S);
P = princomp1(X, 4);               %обчислення ГК

g1 = P.Y(:, 1);                    %візуалізація ГК
g1 = reshape(g1, M, M);            %та збереження
%figure, imshow(g1, [])           %результату у пам'яті
imwrite(g1, 'pc1', 'tif');         %комп'ютера
g2 = P.Y(:, 2);
g2 = reshape(g2, M, M);
%figure, imshow(g2, [])
imwrite(g1, 'pc2', 'tif');
g3 = P.Y(:, 3);
g3 = reshape(g3, M, M);
%figure, imshow(g3, [])
imwrite(g1, 'pc3', 'tif');
g4 = P.Y(:, 4);
g4 = reshape(g4, M, M);
%figure, imshow(g4, [])
imwrite(g1, 'pc4', 'tif');

d = diag(P.Cy);                    %пошук власних значень
PS = sortrows(d);
PS = flipud(PS);
PS = PS'

P = princomp2(X, 4, f11);          %суміщення з панхромним
                                   %зображенням

h1 = P.X(:, 1);                    %формування результату

```

```

h1 = reshape(h1, M, M);
h2 = P.X(:, 2);
h2 = reshape(h2, M, M);
h3 = P.X(:, 3);
h3 = reshape(h3, M, M);
h4 = P.X(:, 4);
h4 = reshape(h4, M, M);

h1 = uint8(h1);           %перевід даних до
h2 = uint8(h2);           %цілочисельного представлення
h3 = uint8(h3);
h4 = uint8(h4);

imwrite(h1, '1', 'tif');   %збереження результату
imwrite(h2, '2', 'tif');   %до пам'яті комп'ютера
imwrite(h3, '3', 'tif');
imwrite(h4, '4', 'tif');

```

Вейвлет обробка БСЗ

Оптимізація коефіцієнтів лінійних комбінацій різномасштабних компонент

```

function entropia = wave_argN(X, w, level)
% X - початкові значення коефіцієнтів оптимізації
% w - тип вейвлет базису
% level - рівень вейвлет декомпозиції

v1 = imread('cr_pan.tif');           %читання зображень
v2 = imread('res_cr_blue.tif');
v3 = imread('res_cr_grn.tif');
v4 = imread('res_cr_red.tif');

[C4, S4] = wavedec2(v4, level, w);   %вейвлет розклад
[C3, S3] = wavedec2(v3, level, w);
[C2, S2] = wavedec2(v2, level, w);
[C1, S1] = wavedec2(v1, level, w);

Col_App_Coef = prod(S4(1,:));         %пошук коефіцієнтів
Len_Det_Coef = length(C1);           %розкладу

Temp1 = C4(1,1:Col_App_Coef);        %вейвлет реконструкція
Temp = X(2)*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
X(1)*C4(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);
Resu4 = waverec2([Temp1, Temp], S4, w);

Temp1 = C3(1,1:Col_App_Coef);
Temp = X(2)*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
X(1)*C3(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);
Resu3 = waverec2([Temp1, Temp], S3, w);

Temp1 = C2(1,1:Col_App_Coef);
Temp = X(2)*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
X(1)*C2(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);

```

```

Resu2 = waverec2([Temp1, Temp], S2, w);

%Temp1 = C1(1,1:Col_App_Coef);
%Temp = X(2)*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
X(1)*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);
%Resu1 = waverec2([Temp1, Temp], S1, w);

%Resu1 = uint8(Resu1); %перевід даних до
Resu2 = uint8(Resu2); %цілочисельного представлення
Resu3 = uint8(Resu3);
Resu4 = uint8(Resu4);

Rez = Resu2(:)'; %оптимізація за критерієм
for k = 1:1:256 %максимуму інформаційної ентропії
    n(k) = length( find( Rez == ( k - 1 ) ));
    p(k) = n(k)./length(Rez);
end
EB = -sum(p.*log2(p + eps))
entropia = 1000 - EB;

%W = fminsearch(@wave_argN, [1, 1]) - виклик функції

```

Вейвлет синтез зображення

```

function Resu4 = wave_imgN(u1, u2, u3, u4, a, b, img2, img3, img4,
imgrgb, w, level);

v1 = imread(u1);
v2 = imread(u2);
v3 = imread(u3);
v4 = imread(u4);

[C4, S4] = wavedec2(v4, level, w);
[C3, S3] = wavedec2(v3, level, w);
[C2, S2] = wavedec2(v2, level, w);
[C1, S1] = wavedec2(v1, level, w);

Col_App_Coef = prod(S4(1,:));
Len_Det_Coef = length(C1);

Temp1 = C4(1,1:Col_App_Coef);
Temp = b*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
a*C4(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);
Resu4 = waverec2([Temp1, Temp], S4, w);

Temp1 = C3(1,1:Col_App_Coef);
Temp = b*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
a*C3(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);
Resu3 = waverec2([Temp1, Temp], S3, w);

Temp1 = C2(1,1:Col_App_Coef);
Temp = b*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
a*C2(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);

```

```

Resu2 = waverec2([Temp1, Temp], S2, w);

%Temp1 = C1(1,1:Col_App_Coef);
%Temp = b*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef) + ...
a*C1(1,Col_App_Coef+1:Len_Det_Coef);
%Resu1 = waverec2([Temp1, Temp], S1, w);

%Resu1 = uint8(Resu1);
Resu2 = uint8(Resu2);
Resu3 = uint8(Resu3);
Resu4 = uint8(Resu4);
res(:, :, 1) = Resu4;
res(:, :, 2) = Resu3;
res(:, :, 3) = Resu2;

imwrite(Resu1, img1, 'tif') %збереження синтезованого
imwrite(Resu2, img2, 'tif') %зображення до пам'яті
imwrite(Resu3, img3, 'tif') %комп'ютера
imwrite(Resu4, img4, 'tif')
imwrite(res, imgrgb, 'tif')

```

Ортогоналізація Грама-Шмідта для дев'яти каналів БСЗ

```

function res = gramshmidt_mod(img1, img2, img3, img4, img5, img6,
img7, img8, img9)

e1 = imread(img1); %читання зображень
e2 = imread(img2);
e3 = imread(img3);
e4 = imread(img4);
e5 = imread(img5);
e6 = imread(img6);
e7 = imread(img7);
e8 = imread(img8);
e9 = imread(img9);

[M, N] = size(e1);

e1 = e1(:); %витягування зображень у строку
e2 = e2(:);
e3 = e3(:);
e4 = e4(:);
e5 = e5(:);
e6 = e6(:);
e7 = e7(:);
e8 = e8(:);
e9 = e9(:);

e1 = double(e1); %розрахунки з подвійною
e2 = double(e2); %точністю
e3 = double(e3);
e4 = double(e4);
e5 = double(e5);

```

```

e6 = double(e6);
e7 = double(e7);
e8 = double(e8);
e9 = double(e9);

u1 = e1;          %розрахунок компонент розкладання

qr2 = e2;
qr2 = qr2 - ( sum( u1.*qr2 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
u2 = qr2;

qr3 = e3;
qr3 = qr3 - ( sum( u1.*qr3 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr3 = qr3 - ( sum( u2.*qr3 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
u3 = qr3;

qr4 = e4;
qr4 = qr4 - ( sum( u1.*qr4 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr4 = qr4 - ( sum( u2.*qr4 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
qr4 = qr4 - ( sum( u3.*qr4 ) .* u3 ) ./ sum( u3.^2 );
u4 = qr4;

qr5 = e5;
qr5 = qr5 - ( sum( u1.*qr5 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr5 = qr5 - ( sum( u2.*qr5 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
qr5 = qr5 - ( sum( u3.*qr5 ) .* u3 ) ./ sum( u3.^2 );
qr5 = qr5 - ( sum( u4.*qr5 ) .* u4 ) ./ sum( u4.^2 );
u5 = qr5;

qr6 = e6;
qr6 = qr6 - ( sum( u1.*qr6 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr6 = qr6 - ( sum( u2.*qr6 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
qr6 = qr6 - ( sum( u3.*qr6 ) .* u3 ) ./ sum( u3.^2 );
qr6 = qr6 - ( sum( u4.*qr6 ) .* u4 ) ./ sum( u4.^2 );
qr6 = qr6 - ( sum( u5.*qr6 ) .* u5 ) ./ sum( u5.^2 );
u6 = qr6;

qr7 = e7;
qr7 = qr7 - ( sum( u1.*qr7 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr7 = qr7 - ( sum( u2.*qr7 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
qr7 = qr7 - ( sum( u3.*qr7 ) .* u3 ) ./ sum( u3.^2 );
qr7 = qr7 - ( sum( u4.*qr7 ) .* u4 ) ./ sum( u4.^2 );
qr7 = qr7 - ( sum( u5.*qr7 ) .* u5 ) ./ sum( u5.^2 );
qr7 = qr7 - ( sum( u6.*qr7 ) .* u6 ) ./ sum( u6.^2 );
u7 = qr7;

qr8 = e8;
qr8 = qr8 - ( sum( u1.*qr8 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr8 = qr8 - ( sum( u2.*qr8 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
qr8 = qr8 - ( sum( u3.*qr8 ) .* u3 ) ./ sum( u3.^2 );
qr8 = qr8 - ( sum( u4.*qr8 ) .* u4 ) ./ sum( u4.^2 );
qr8 = qr8 - ( sum( u5.*qr8 ) .* u5 ) ./ sum( u5.^2 );
qr8 = qr8 - ( sum( u6.*qr8 ) .* u6 ) ./ sum( u6.^2 );

```

```

qr8 = qr8 - ( sum( u7.*qr8 ) .* u7 ) ./ sum( u7.^2 );
u8 = qr8;

qr9 = e9;
qr9 = qr9 - ( sum( u1.*qr9 ) .* u1 ) ./ sum( u1.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u2.*qr9 ) .* u2 ) ./ sum( u2.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u3.*qr9 ) .* u3 ) ./ sum( u3.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u4.*qr9 ) .* u4 ) ./ sum( u4.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u5.*qr9 ) .* u5 ) ./ sum( u5.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u6.*qr9 ) .* u6 ) ./ sum( u6.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u7.*qr9 ) .* u7 ) ./ sum( u7.^2 );
qr9 = qr9 - ( sum( u8.*qr9 ) .* u8 ) ./ sum( u8.^2 );
u9 = qr9;

u1 = reshape(u1, M, N);           %формування зображень
u2 = reshape(u2, M, N);           %компонент
u3 = reshape(u3, M, N);
u4 = reshape(u4, M, N);
u5 = reshape(u5, M, N);
u6 = reshape(u6, M, N);
u7 = reshape(u7, M, N);
u8 = reshape(u8, M, N);
u9 = reshape(u9, M, N);

u1 = uint8(u1);                   %перехід до цілочисельного
u2 = uint8(u2);                   %представлення
u3 = uint8(u3);
u4 = uint8(u4);
u5 = uint8(u5);
u6 = uint8(u6);
u7 = uint8(u7);
u8 = uint8(u8);
u9 = uint8(u9);

u1 = gscale(u1);                  %8-ми бітове подання зображення
u2 = gscale(u2);
u3 = gscale(u3);
u4 = gscale(u4);
u5 = gscale(u5);
u6 = gscale(u6);
u7 = gscale(u7);
u8 = gscale(u8);
u9 = gscale(u9);

imwrite(u1, 'gsh1', 'tif');       %збереження результату
imwrite(u2, 'gsh2', 'tif');       %до пам'яті комп'ютера
imwrite(u3, 'gsh3', 'tif');
imwrite(u4, 'gsh4', 'tif');
imwrite(u5, 'gsh5', 'tif');
imwrite(u6, 'gsh6', 'tif');
imwrite(u7, 'gsh7', 'tif');
imwrite(u8, 'gsh8', 'tif');
imwrite(u9, 'gsh9', 'tif');

```


QR - ортогоналізація для п'яти каналів БСЗ

```
function X = QR_ml_rec_5(imgpan, imgblue, imggrn, imgred, imgir,
name1, name2, name3, name4, name5)

ee1 = imread(imgpan);           %читання зображень
ee2 = imread(imgblue);
ee3 = imread(imggrn);
ee4 = imread(imgred);
ee5 = imread(imgir);

[g, h] = size(ee1);             %розмір зображення

e1 = ee1(:);                    %витягування зображень у строку
e2 = ee2(:);
e3 = ee3(:);
e4 = ee4(:);
e5 = ee5(:);

N = length(e1);

e1 = double(e1);                %розрахунки з подвійною точністю
e2 = double(e2);
e3 = double(e3);
e4 = double(e4);
e5 = double(e5);

s = (e2+e3+e4+e5)/4;

M = zeros(N, 5);                %штучне створення матриці
M(:, 1) = s;
M(:, 2) = e2;
M(:, 3) = e3;
M(:, 4) = e4;
M(:, 5) = e5;

[Q1, R1] = qr(M, 0);            %qr - розклад
[Q2, R2] = qr(e1, 0);          %виконання заміни

M1 = zeros(N, 5);              %штучне створення матриці
M1(:, 1) = Q2(:, 1);
M1(:, 2) = Q1(:, 2);
M1(:, 3) = Q1(:, 3);
M1(:, 4) = Q1(:, 4);
M1(:, 5) = Q1(:, 5);

X = M1 * R1;                    %зворотне перетворення

x1 = reshape(X(:, 1), g, h);    %формування результату
x2 = reshape(X(:, 2), g, h);
x3 = reshape(X(:, 3), g, h);
x4 = reshape(X(:, 4), g, h);
x5 = reshape(X(:, 5), g, h);
```

```

x1 = uint8(x1);      %перехід до цілочисельного подання
x2 = uint8(x2);
x3 = uint8(x3);
x4 = uint8(x4);
x5 = uint8(x5);

imwrite(x1, name1, 'tif');      %збереження результату
imwrite(x2, name2, 'tif');      %до пам'яті комп'ютера
imwrite(x3, name3, 'tif');
imwrite(x4, name4, 'tif');
imwrite(x5, name5, 'tif');

```

Гомоморфна обробка

```

function I0 = homomscspslog(img1, img2)
%функція виконує гомоморфну обробку зображення
%img1 - ім'я вихідного зображення, img2 - ім'я %синтезованого
зображення

I = imread(img1);      %читання зображення
I = double(I);        %розрахунки з подвійною
                     %точністю
[x, y] = size(I);     %розмір вихідного зображення

for i = 1:1:x          %розрахунок комплексного
    for j = 1:1:y      %кепстру зображення
        xyhat(i,j) = csps(I(i,j));
    end
end

h = xyhat - real( ifft2( log(abs(fft2(opf(x)))) ) ) );
                     %видалення з комплексного
                     %кепстру зображення інформації стосовно
                     %апаратного впливу

for i = 1:1:x          %зворотне перетворення
    for j = 1:1:y
        I0(i,j) = iccsps(h(i,j));
    end
end

I0 = uint8(I0);      %перевід даних до
                     %цілочисельного представлення
max(max(I0));        %максимальне значення матриці,
                     %що представляє зображення
min(min(I0))         %мінімальне значення матриці,
                     %що представляє зображення
imshow(I0)           %візуалізація зображення
imwrite(I0, img2, 'tif') %збереження зображення
                     % до пам'яті комп'ютера

```

ВІДГУК КЕРІВНИКА

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ДНІПРОВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»Факультет інформаційних технологій
Кафедра програмного забезпечення комп'ютерних систем

ВІДГУК

Наукового керівника Спирінцева В'ячеслава Васильовича, к.т.н., доц. каф. ПЗКС
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання, посада, місце роботи)

на магістерську роботу
студента Кузнецова Володимира Миколайовича
(прізвище, ім'я, по батькові)

курсу II групи 122М-22-1
спеціальності 122 Комп'ютерні науки

освітньої програми Комп'ютерні науки

на тему Дослідження класифікації об'єктів на цифрових
багатотонових зображеннях

Актуальність теми. Багатотонові фотограмметричні зображення, отримані видовими засобами дистанційного зондування у низці спектральних діапазонів електромагнітного проміння - носія видової інформації, забезпечують подання фізичного стану матеріальних об'єктів, інформативність якого тим більша, чим більша кількість спектральних інтервалів фіксації проміння. Серед численних кількісних характеристик фізичного стану об'єктів зондування, суттєвих для їхнього розпізнавання (ідентифікації), найбільшу значущість має геометрична форма. Зображення фіксованого об'єкту, одержані у різних спектральних інтервалах, мають різну просторову спектральну та радіометричну розрізненість і внаслідок цього суттєво розрізняються за просторовими розподілами яскравості. Разом з тим, кожне таке зображення має окрему інформаційну значущість щодо подання характеристик об'єкту у його

візуальній формі. Процеси формування багатоспектральних фотограмметричних зображень залежать від великої кількості факторів, значна кількість яких має недостатньо визначений (нечіткий) характер. У першу чергу це стосується характеристик оптичної системи фокусування електромагнітного проміння - носія видової інформації та позиційних параметрів фіксації зображень, які мають випадковий характер внаслідок нестабільностей носія сенсору у процесі його динаміки. Тому особливу значущість набуває проблема створення геометричних моделей інформаційного подання таких зображень, інваріантних стосовно факторів формування з урахуванням їхньої часткової визначеності, і розроблення на цій основі методів класифікації (ідентифікації) об'єктів, візуалізованих на зображеннях.

Мета досліджень Полягає у розробці системи ідентифікації об'єктів на цифрових багатотонових зображеннях з підвищеною інформаційною значущістю.

Коротка характеристика розділів роботи В першому розділі було розглянуто основні способи формування цифрових багатотонових зображень та основні їх властивості відносно достовірного розпізнавання на них геометричних об'єктів. Також у розділі наведені основні поширені сучасні методи та підходи до обробки двовимірних цифрових даних та підвищення інформаційної значущості багатоспектральних фотограмметричних зображень. В другому розділі кваліфікаційної роботи було запропоновано алгоритм автоматизованої класифікації об'єктів складної форми, який дозволяє виділяти класи об'єктів незалежно від орієнтації їх на знімку та самого знімку. На основі проведених досліджень, можна стверджувати, що з використанням геометричних ознак виявляється можливим класифікувати об'єкти складної форми зображення незалежно від результатів класифікації подібних форм на інших зображеннях. Подальші дослідження були спрямовані на розробку алгоритму класифікації об'єктів складної форми на супутникових знімках високої розрізненості на основі геометричних характеристик досліджуваних об'єктів, використовуючи існуючу бібліотеку класів та розширюючи її. Чим більша кількість класів

міститься у бібліотеці, тим точніші отримуватимуться результати класифікації з її використанням. У третьому розділі роботи здійснена розробка методу ідентифікації об'єктів багатотонових фотограмметричних зображень, одержаних засобами ДЗЗ, при отриманні високих показників просторової та спектральної розрізненості за умови збереження лінійності між утвореними та первинними даними. Метод є інваріантним стосовно факторів формування з урахуванням їхньої часткової визначеності.

Практичне значення роботи полягає в підвищенні точності ідентифікації об'єктів на фотограмметричних зображеннях в умовах невизначеності параметрів їх фіксації, а також у суттєвому збільшенні інформаційної значущості растрових БСЗ та підвищенні ефективності автоматизованої обробки зображень, за рахунок: економії обсягів обчислювальних ресурсів, необхідних для автоматизованого аналізу та ідентифікації об'єктів синтезованих зображень завдяки оптимізованій кількості спектральних діапазонів фіксації первинних видових даних; підвищення точності та достовірності прийняття рішень про ідентифікацію об'єктів на синтезованих зображеннях; економії матеріальних та трудових ресурсів при використанні запропонованих методик та розроблених на їх основі програмних засобів.

Зауваження та недоліки В роботі недостатньо уваги приділено математичному опису розробленого алгоритму. Хоча це ні в якій мірі не впливає на загальну схвальну оцінку роботи.

Висновки та оцінка Магістерська кваліфікаційна робота виконана самостійно у відповідності з завданням із дотриманням усіх вимог. Під час виконання кваліфікаційної роботи студент Кузнецов В.М. проявив себе грамотним, кваліфікованим спеціалістом, здатним приймати складні технічні рішення. Вважаю, що магістерська кваліфікаційна робота заслуговує оцінку 75 «добре», а Кузнецов В.М.– присвоєння кваліфікації «магістра» з комп'ютерних наук.

Науковий керівник Спирінцев В.В., доцент, доцент кафедри ПЗКС

(прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи)

«__» _____ 20__ р.

РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу

Студента Кузнецова Володимира Миколайовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

курсу II групи 122М-22-1

кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

і

Тема роботи Дослідження методу дискретної інтерполяції для комп'ютерного моделювання функціональної поверхні корпусу компресора

Стисла характеристика розділів роботи Перший розділ роботи присвячений
присвячений огляду проблеми, що вирішується в ході виконання роботи, а
також представлені наявні шляхи її вирішення. В другому розділі
кваліфікаційної роботи запропоновано способи класифікації геометричних
об'єктів складної форми за геометричними ознаками, що дало змогу оцінити
переваги та недоліки цього способу ідентифікації геометричних об'єктів. До
переваг можна віднести простоту та швидкість виконання ідентифікації, до
недоліків часткову автоматизованість, залежність від якості первинних даних,
неможливість використання спектральної інформації. В третьому розділі
роботи здійснена розробка методу ідентифікації об'єктів багатотонових
фотограмметричних зображень, одержаних засобами ДЗЗ, при отриманні
високих показників просторової та спектральної розрізненості за умови
збереження лінійності між утвореними та первинними даними. Метод є
інваріантним стосовно факторів формування з урахуванням їхньої часткової
визначеності.

Пропозиції, внесені студентом, рівень їх наукового обґрунтування В даній
кваліфікаційній роботі студентом надано декілька пропозицій щодо вирішення
поставлених задач. Кожна з пропозицій була обґрунтована та підкріплена
науковими даними.

Практичне значення роботи полягає в підвищенні точності ідентифікації об'єктів на фотограмметричних зображеннях в умовах невизначеності параметрів їх фіксації, а також у суттєвому збільшенні інформаційної значущості растрових БСЗ та підвищенні ефективності автоматизованої обробки зображень, за рахунок: економії обсягів обчислювальних ресурсів, необхідних для автоматизованого аналізу та ідентифікації об'єктів синтезованих зображень завдяки оптимізованій кількості спектральних діапазонів фіксації первинних видових даних; підвищення точності та достовірності прийняття рішень про ідентифікацію об'єктів на синтезованих зображеннях; економії матеріальних та трудових ресурсів при використанні запропонованих методик та розроблених на їх основі програмних засобів.

Якість оформлення роботи Магістерська кваліфікаційна робота, яку подано на рецензію, виконана у повному обсязі у встановлений термін. Робота є добре структурованою та достатньо проілюстрованою. Викладена основна суть проблеми, що вирішується в ході виконання роботи, і шляхів її вирішення.

Недоліки в роботі _____

Загальний висновок Магістерська кваліфікаційна робота виконана у відповідності з завданням із дотриманням всіх вимог.

Оцінка магістерської роботи Робота заслуговує оцінки 75 «добре», а студент Кузнецов В.М. – присвоєння кваліфікації «магістра» з комп'ютерних наук.

Рецензент _____

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

«__» _____ 20__ р.

_____ (підпис)

ПЕРЕЛІК ДОКУМЕНТІВ НА ОПТИЧНОМУ НОСІЇ

Ім'я файла	Опис
Пояснювальні документи	
Диплом_Кузнецов.doc	Пояснювальна записка роботи. Документ Word.
Диплом_Кузнецов.pdf	Пояснювальна записка роботи в форматі PDF
Програма	
Program.rar	Архів. Містить коди програми і відкомпільовану програму
Презентація	
Презентація_Кузнецов.pptx	Презентація роботи