Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Синтез еталонних зображень для систем навігації мобільних роботів

(тема)

Виконав:
Студент II курсу, групи СПзм-18-2
Пісчиков В. О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність
123 – Комп’ютерна інженерія
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма
Системне програмування
(повна назва освітньої програми)

Керівник: ст. викл. Єрьоміна Н.С.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ ______ Коваленко А.А.
(підпис) (прізвище, ініціали)

2020 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання

Кафедра електронних обчислювальних машин

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системне програмування
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри ________________
(підпис)
"____" ________________ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Пісчикову Владиславу Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Синтез еталонних зображень для систем навігації мобільних роботів

затверджена наказом по університету від " 30 " березня 2020 р. № 43 Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 18 травня 2020 р.

3. Вхідні дані до роботи Тип обладнання - процесор Intel Core i7, процесор віртуальної машини; мова програмування – MATlab, зображення поверхонь візування

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

1. Формування еталонного зображення
2 Формування бінарних еталонних зображень
3 Застосування швидких алгоритмів при визначенні якості еталонних зображень
4 Синтез еталонних зображень МР

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп’ютерних ілюстрацій (слайдів) 18 слайдів

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім’я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Ознайомлення з тематикою завдання	31.03.2020-03.04.2020	
2	Вивчення літератури	05.04.2020-13.04.2020	
3	Вибір методів, методик поставленої задачі та	14.04.2020-21.04.2020	
	інструментальних засобів, що будуть		
	використовуватись		
4	Проведення експериментів	28.04.2020-05.05.2020	
5	Оформлення матеріалів атестаційної	06.05.2020-11.05.2020	
	роботи		
6	Подання атестаційної роботи керівникові	12.05.2020-13.05.2020	
	та її попередній захист		
7	Подання атестаційної роботи на рецензування	14.05.2020-15.05.2020	

Дата видачі завдання 30 березня 2020 р.

Студент ____________________
(підпис)

Керівник роботи ____________________ ст. викл. Єрьоміна Н.С.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка атестаційної роботи: 98 с., 37 рис., 2 табл., 1 дод., 44 джерела.

МОБІЛЬНИЙ РОБОТ, КОРЕЛЯЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНІ СИСТЕМИ НАВІГАЦІЇ, ПОТОЧНЕ ЗОБРАЖЕННЯ, ЕТАЛОННЕ ЗОБРАЖЕННЯ, ВИРІШАЛЬНА ФУНКЦІЯ, ІНФОРМАТИВНИЙ ПАРАМЕТР, КОВЗНЕ ВІКНО.

Метою атестаційної роботи є забезпечення високоточної навігації мобільних роботів на основі розробки методів та синтезу еталонних зображень (ЕЗ) в умовах нестабільної траєкторії польоту мобільних роботів.

У ході виконання атестаційної роботи розглянуто можливість отримання селективних еталонних зображень в різному діапазоні хвиль і різними методами. Доведено, що «селективні» ЕЗ, отримані виділенням найбільш яскравих областей вихідного зображення, дозволяють зберігати кореляційний зв’язок з вихідним зображенням. Отримання селективних зображень зазначеним методом дозволяє формувати ЕЗ. Розроблено метод ітераційного формування селективних ЕЗ методом «ковзного вікна» на основі використання кореляційного аналізу зображень по яскравості.

У роботі представлено результати застосування взаємнооднозначних і перетворень в інтересах синтезу оптимальних зображень, необхідних для функціонування кореляційно-екстремальних систем навігації мобільними роботами. Розроблено алгоритм синтезу оптимальних еталонних зображень.

В результаті поведених досліджень синтезовано оптимальне еталонне зображення кореляційно-екстремальних систем навігації мобільних роботів в номінальній шкалі.

ABSTRACT

Master's thesis: 98 pages, 37 figures, 2 tables, 1 appendices, 44 sources.

MOBILE ROBOT, CORRELATION-EXTREME NAVIGATION SYSTEMS, CURRENT IMAGE, REFERENCE IMAGE, DECISIVE FUNCTION, INFORMATIVE PARAMETER, SLIDING WINDOW.

The major goal of this thesis is to provide high-precision navigation of mobile robots based on the development of methods and synthesis of reference images in an unstable flight path of mobile robots.

During the attestation work the possibility of obtaining selective reference images in different wavelength range and by different methods is considered. It is proved that the «selective» reference images obtained by highlighting the brightest areas of the original image, allow to maintain a correlation with the original image. Obtaining selective images by this method allows you to form reference images. The method of iterative formation of selective reference images by the method of «sliding window» on the basis of use of the correlation analysis of images on brightness is developed.

The paper presents the results of the application of mutually unique and transformations in the interests of the synthesis of optimal images necessary for the functioning of correlation-extreme navigation systems by mobile robots. An algorithm for the synthesis of optimal reference images has been developed.

As a result of the conducted researches the optimal reference image of correlation-extreme navigation systems of mobile robots in a nominal scale is synthesized.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

АКФ – автокореляційна функція

АФЗ – аерофотознімок

ВЗ – вихідне зображення

ВКФ – взаємокореляційна функція

ДВІ – датчик візуалізації інформації

ДПФ - дискретне перетворення Фур’є

ДПХ – дискретне перетворення Хартлі

ІП – інформативний параметр

ЕЗ – еталонне зображення

КВ – ковзне вікно

КЕСН – кореляційно екстримальні системи навігації

МР – мобільний робот

НВКФ – нормована взаємокореляційна функція

ПЗ – поточне зображення

ПКАК – поле кореляційного аналізу за контрастом

ПКАЯ – поле кореляційного аналізу по яскравості

ПФР – поле фрактальної розмірності

РЛЗ – радіолокаційне зображення

СН – системи навігації

УЕЗ – універсальне еталонне зображення

ШПФ – швидке перетворення Фур’є

ВСТУП

При здійсненні високоточної навігації мобільних роботів (МР) повітряного, морського і наземного базування в якості коригувальних систем широке застосування знаходять автономні системи, засновані на визначенні параметрів навігації за інформацією про різні геофізичні поля та подальшому використанні результатів вимірювання цих параметрів для формування коригувальних сигналів основної системи навігації (СН) [1, 2]. Визначення коригувальних сигналів здійснюється на основі порівняння поточного зображення (ПЗ), що характеризує розподіл інформативного параметра (ІП) відповідного фізичного поля в зоні огляду системи, з одним або декількома заздалегідь сформованими на основі деякого статистичного критерію еталонними зображеннями (ЕЗ). В якості такого критерію найчастіше виступає взаємна кореляційна функція (ВКФ) [3, 4]. Такі корегуючі системи називають кореляційно-екстремальними системами навігації (КЕСН) [1, 5]. Вони дозволяють визначати місце розташування МР шляхом порівняння отриманих результатів з даними, отриманими заздалегідь і зберігаються в бортовому обчислювачі. В результаті здійснюється корекція маршруту руху МР, оснащеного інерціальними СН, незалежно від погодних умов.

Недоліком більшості коригувальних СН є погана стійкість до варіацій геометричних форм, обумовлених геометрією візування датчиків знімання інформації СН, і інформативних характеристик про візуємі об’єкти на зображенні, зумовлених змінами погодних і сезонних умов.

Електрофізичні характеристики різних матеріалів і земних покривів, що визначають інформаційні поля датчиків знімання інформації, зазнає істотні варіації із-за зміни погодних і сезонних умов, вологості повітря, випадання опадів під час проведення вимірювань та інших факторів. Тому, враховуючи необхідність функціонування СН в будь-яких умовах застосування, необхідно мати такі данні сигналів, які були б інваріантні до зазначених варіацій ІП незалежно від типу датчика і ІП. Крім того, комплексування різнорідної інформації з метою підвищення точнісних показників СН, висуває ще більш жорсткі вимоги до стійкості ІП [1, 2].

Для цієї мети нами запропоновано у процесі кожного акту порівняння для фрагмента ПЗ вибирати оптимальне ЕЗ, відповідне стійкої компоненті ІП, наприклад, яскравості, для опису якої пропонується використовувати поняття шкали теорії вимірювань [5], згідно з якою яркостную компоненту ЕЗ, так і зрушення, і повороти ЕЗ відносно ПЗ, а також операцію перебору фрагментів ПЗ, що мають розміри ЕЗ, можна формалізувати в термінах теорії образів Гренандера, основні положення якої полягають у наступному [6]. На множині F непохідних елементів, які називаються утворюючі, вводиться відношення еквівалентності, відносно якого ця множина розпадається на класи еквівалентних елементів. Крім того, на F вводяться перетворення подібності g, множина яких G повинна відповідати певним вимогам, а саме: володіти груповою структурою відносно операції композиції перетворень і відображати класи еквівалентних елементів в себе. Стосовно до розв’язуваної задачі нас цікавлять утворюючі певного типу, що представляють собою відображення опорного простору X в зіставлений простір Y і називаються утворюючими-відповідниками. За визначенням дія елемента $g \in G$ на елемент $f \in F$ визначається співвідношенням $y = f\left(g^{-1}x\right)$.

Щодо шумової складової ПЗ завдання носить статистичний характер і вирішується на основі теорії статистичних рішень шляхом пошуку екстремуму критерію якості (наприклад, функції правдоподібності параметра зсуву порівнюваного фрагмента відносно ПЗ).

Мета атестаційної роботи забезпечення високоточної навігації МР на основі розробки методів та синтезу еталонних зображень в умовах нестабільної траєкторії польоту МР.

1 ФОРМУВАННЯ ЕТАЛОННОГО ЗОБРАЖЕННЯ

1.1 Метод формування еталонних зображень для КЕСН з використанням кореляційного аналізу зображень по яскравості

Кореляційний аналіз вихідного зображення (ВЗ) по яскравості здійснюється з метою виявлення і виділення об’єктів (ділянок зображення) з домінуючою яскравістю. Такими об’єктами, наприклад, можуть бути покрівлі будівель, грунтова дорога на тлі поля, тощо. Для здійснення кореляційного аналізу зображення використовується метод «ковзного вікна». Суть методу «ковзного вікна» полягає в загальному аналізі пікселів зображення, які «покриваються» деякою двомірною, як правило, квадратною, областю, кінцевого розміру. Всі пікселі зображення, які потрапляють у вікно, опрацьовуються за певним правилом. Результатом обробки є яскравість (інтенсивність) пікселів вихідного зображення або елемент двовимірної матриці результатів перетворення, який, здебільшого, відповідає центру вікна. Далі вікно зміщується на один піксель і обробка повторюється. Така обробка закінчується, коли вікно буде зміщено на всі можливі значення в межах зображення. Якщо для здійснення кореляційного аналізу зображення по яскравості в якості «ковзного вікна» почергово використовувати фрагменти самого вхідного зображення, то результатом такої обробки буде набір значень взаємокореляційних функцій фрагментів зображення і зображення в цілому. Отже, такий кореляційний аналіз дозволить визначити внесок фрагментів зображення (розмірами, що визначаються розмірами вікна) в автокореляційну функцію цілого зображення. Останнє твердження є важливим для нашого дослідження, враховуючи необхідність отримання селективного ЕЗ, яке, очевидно, має містити лише ті фрагменти зображення, які є важливими з точки зору збереження кореляційної залежності між вхідним зображенням і отриманим ЕЗ.

Таким чином, для здійснення кореляційного аналізу зображення по яскравості в якості «ковзного вікна» по черзі будемо використовувати фрагменти вихідного зображення, розміром (M_W, N_W). Кожен наступний фрагмент зображення («вікно») будемо зміщувати відносно попереднього на один піксель по горизонталі (вертикалі). Кореляційний аналіз зображення по яскравості здійснюється у відповідності з виразом:

$$K_{CCF}(i,j)_{mn} = \sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}\left[S_{OI}(i,j)S_W(i+m,j+n)\right], \qquad (1.1)$$

де K_{CCF} – дискретна двовимірна взаємокореляційна функція;

m=[0, …, M-M_W], n=[0, …, N-N_W] – зміщення (зсув) «ковзного вікна» (КВ) щодо ВЗ по площинним координатам в пікселях;

M, N – розміри ВЗ в пікселях;

M_W, N_W – розміри КВ в пікселях (для розрахунку КВ доповнюється нулями до розмірів ВЗ);

$S_{OI}(i,j)$, $S_W(i,j)$ - яскравість (інтенсивність сірого) вхідного зображення і його фрагмента (КВ) в точці з координатами (i, j).

На рисунку 1.1 наведено ілюстративний приклад процесу отримання зображення КВ та його «ковзання» по ВЗ для розрахунку K_{CCF} $(i, j)_{mn}$. Зображення в прикладі замінені матрицями їх яскравості.

На основі отриманих функцій K_{CCF} $(i, j)_{mn}$ формується поле кореляційного аналізу за яскравістю (ПКАЯ), яке представляє собою матрицю M'_{FCAB} розміром $(M\text{-}M_W, N\text{-}N_W)$, елементами якої є значення $M'_{FCAB}(i, j) = max\ [K_{CCF}(i, j)_{mn}]$. Для виключення впливу на отримане поле ПКАЯ абсолютних значень яскравості доцільно здійснити нормування поля:

$$M_{FCAB} = \frac{M'_{FCAB}}{max\left[M'_{FCAB}\right]} \qquad (1.2)$$

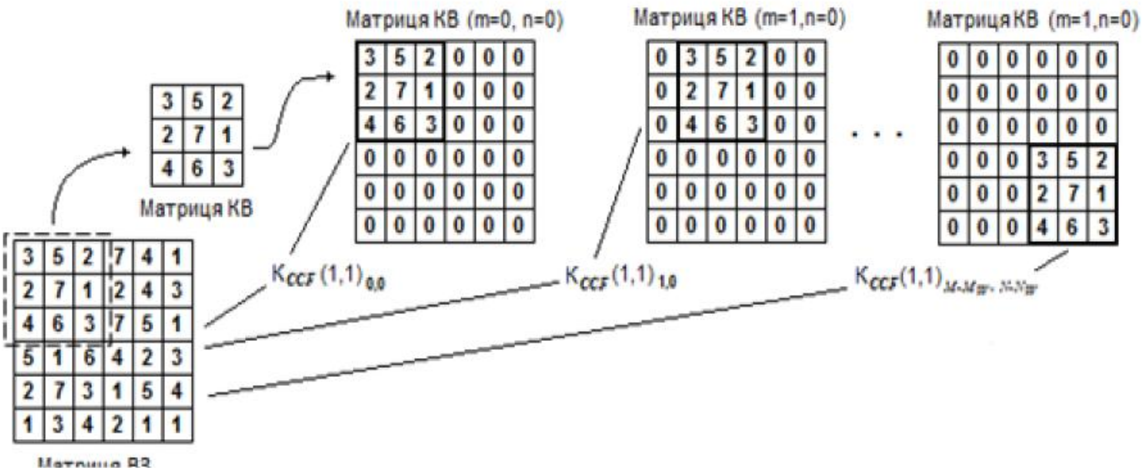


Рисунок 1.1 – Ілюстрація процесу розрахунку K_{CCF} $(i, j)_{mn}$ (матриця ВЗ - 6х6 пікселів, КВ- 3х3 пікселя)

Якщо ВЗ є кольоровим, то для отримання його матриці яскравості необхідно здійснити приведення кольорового зображення до градацій сірого («сірий клин»):

$$S_{OI}(i, j)^{*}=0,2989 \cdot S_R(i, j) + 0.5870 \cdot S_G(i, j) + 0.1140 \cdot S_B(i, j),$$

де S_{OI} (i, j) * - яскравість пікселя зображення в «сірому клині»;

S_R (i, j), S_G (i, j), S_B (i, j) - інтенсивності, відповідно, червоної, зеленої та синьої складової кольору (i, j) -го пікселя ВЗ (пікселя, що знаходиться в i-му стовпці j-го рядка ВЗ ($i \in 0 \ldots M$-1, $j \in 0 \ldots N$-1, при розмірах зображення $M \times N$ пікселів).

На рисунку 1.2 зображено результат перетворення тестового зображення у градації сірого і результати розрахунку для нього ПКАЯ з розміром КВ 2×2 пікселя. Як видно з результатів розрахунку ПКАЯ, кореляційний аналіз зображення по яскравості дозволяє «підсвітити» яскраві ділянки зображення. Причому, чим вище яскравість фрагментів зображення, тим інтенсивнішим буде «підсвічування» цих ділянок.

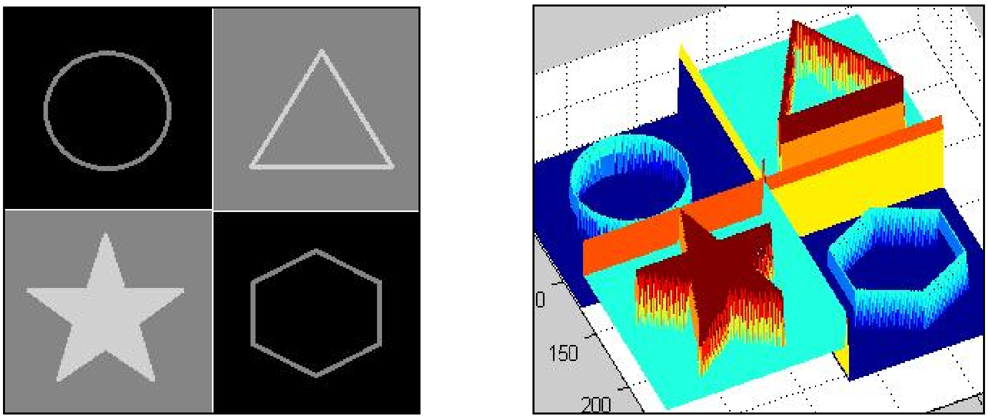


Рисунок 1.2 - Тестове зображення в «сірому клині» (зліва) і результат розрахунку для нього ПКАЯ, показаний в тривимірній проекції (праворуч)

Для перевірки, чи насправді «підсвічені» ділянки зображення вносять переважний внесок у автокореляційну функцію зображення, необхідно виділити ці ділянки на зображенні (отримати сегментоване зображення) і розрахувати автокореляційну функцію (АКФ) ВЗ і взаємокореляційну функцію (ВКФ) сегментованого зображення та порівняти їх між собою. Для формування селективного зображення будемо використовувати отримане нормоване ПКАЯ. Для цього перетворимо ВЗ таким чином, щоб залишити на ньому лише ті його фрагменти, для яких рівень нормованого ПКАЯ більше деякого рівня, наприклад 0,5.

У підсумку для тестового зображення отримаємо селективне зображення, показане на рисунку 1.3. Як видно із рисунка 1.3, на отриманому селективному зображенні виділені геометричні фігури ВЗ, які мають найбільшу яскравість. На рисунку 1.4 показано АКФ тестового зображення і ВКФ тестового зображення, отриманого на його основі (з використанням ПКАЯ) селективного зображення. Як видно з рисунка 1.4, ВКФ майже повністю відповідає АКФ. Разом з тим, у ВКФ спостерігається незначне звуження головної пелюстки і помітне зниження рівня бічних пелюсток. Якщо це явище вважати системним, використання селективних зображень як ЕЗ може мати певні переваги, оскільки може давати кращі характеристики вирішальної функції, яка повинна розраховуватися на борту МР.

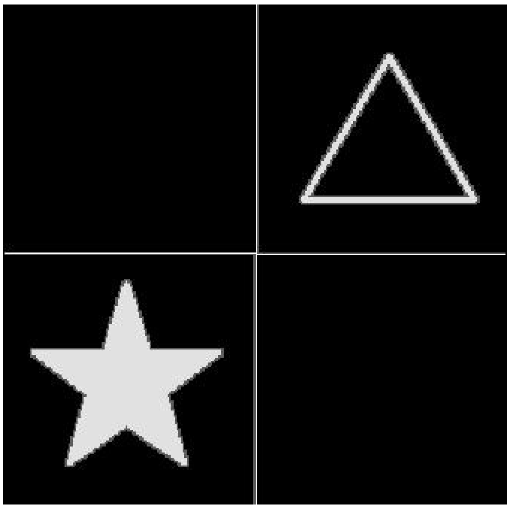


Рисунок 1.3 - Селективне зображення, отримане з тестового ВЗ шляхом перетину ПКАЯ за рівнем 0,5.

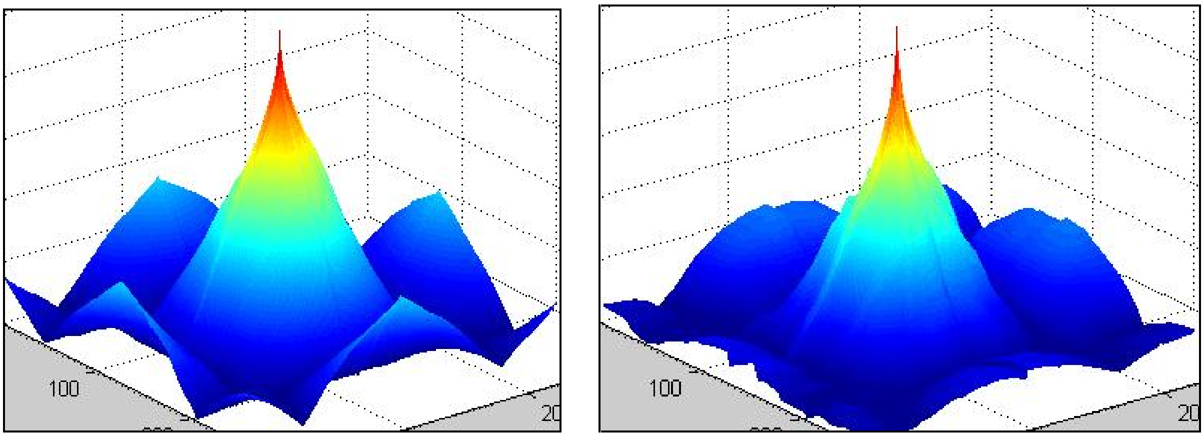


Рисунок 1.4 – АКФ тестового зображення (зліва) та ВКФ тестового та селективного зображень (праворуч).

На рисунку 1.5 показані результати аналогічного експерименту для реального зображення земної поверхні у видимому оптичному діапазоні. Зображення заздалегідь приведено до градацій сірого кольору. Для отримання селективного зображення був застосований рівень перерізу ПКАЯ - 0,5. Як видно з рисунка 1.5, ВКФ вхідного і селективного зображень візуально повністю відповідає АКФ вхідного зображення. При цьому спостерігається деяке звуження головної пелюстки кореляційної функції, яка свідчить про більш швидке «руйнування» кореляції між зображеннями при збільшенні просторового зсуву між ними. На рисунку 1.6 показано селективне зображення і ВКФ для того ж зображення, однак рівень перерізу ПКАЯ дорівнює 0,7.

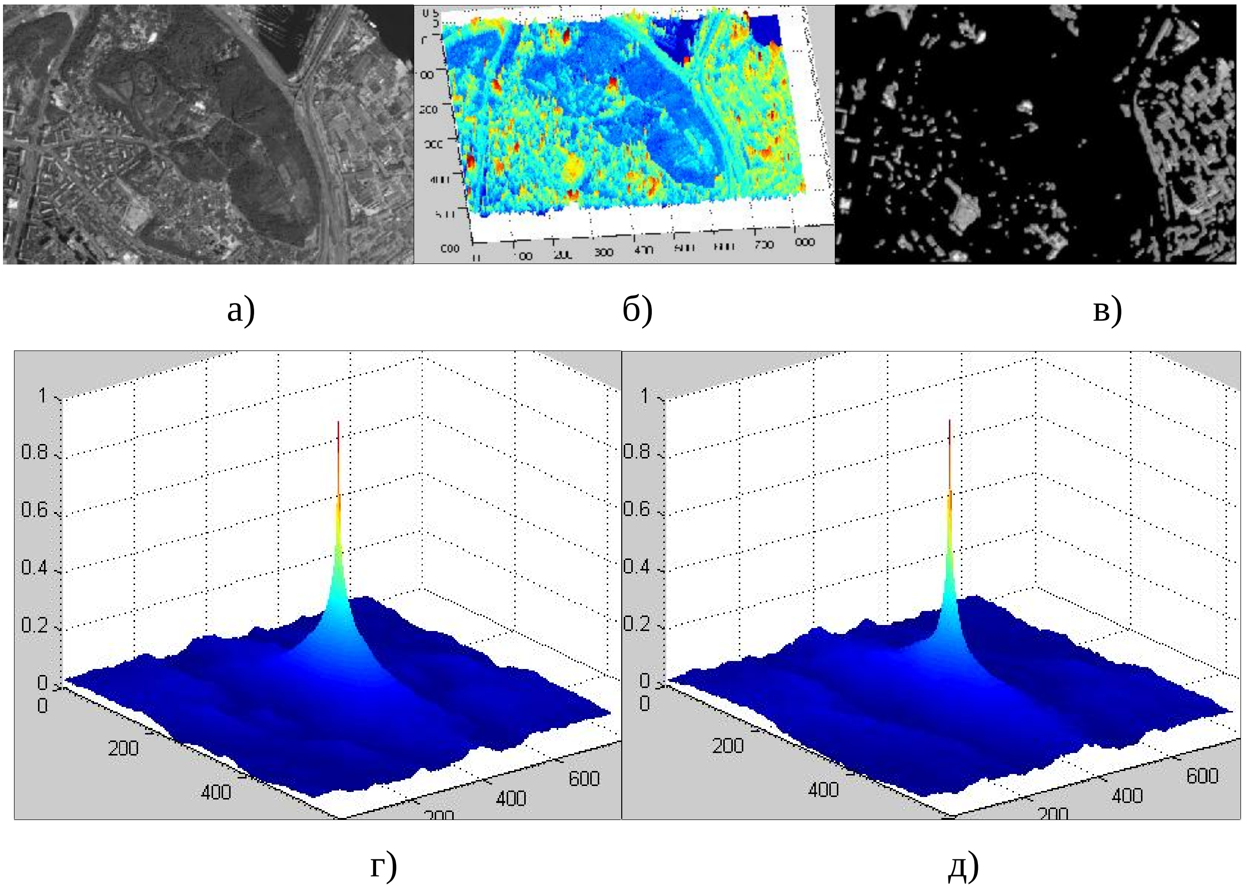
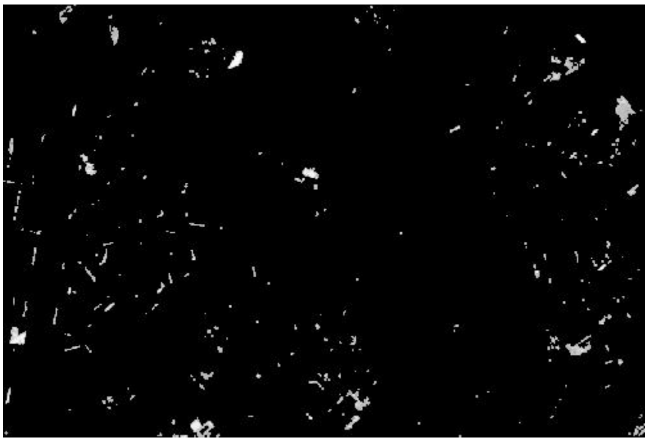
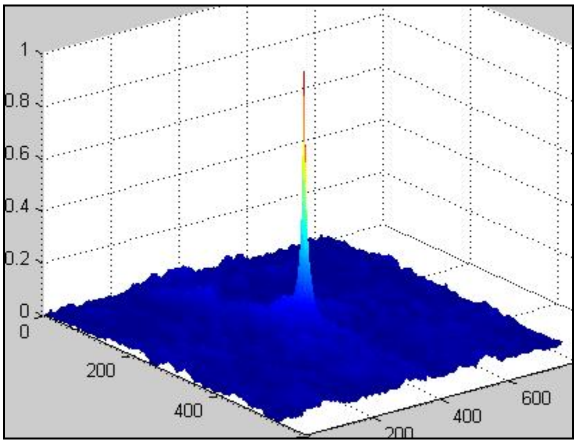


Рисунок 1.5 – Результати селективного отримання зображення на основі супутникового ВЗ і розрахунків кореляційних функцій: а) вихідне зображення; б) ПКАЯ вихідного зображення; в) селективне зображення; г) АКФ вихідного зображення; д) ВКФ вихідного і селективного зображень.

Як видно з рисунка 1.6, результат розрахунку ВКФ відрізняється від попереднього випадку, який свідчить про можливість і доцільність підбору деякого раціонального рівня перетину ПКАЯ, при якому буде отримано селективне зображення з певною кількістю інформативних ознак, з одного боку, та характеризується збереженням кореляційного зв’язку між вихідним і селективним зображенням, з іншого.



а)



б)

Рисунок 1.6 – Результати селективного отримання зображення (рівень перерізу ПКАЯ 0,7) та результати розрахунку ВКФ даного селективного та вихідного зображення: а) селективне зображення (рівень перерізу ПКАЯ 0,7); б) ВКФ вихідного і селективного зображень.

Отже, можна зробити висновок, що селективні зображення, отримані виділенням найбільш яскравих областей вихідного зображення, дозволяють зберігати кореляційний зв’язок з вихідним зображенням. Тобто отримання селективних зображень зазначеним методом дозволяє формувати ЕЗ для функціонування КЕСН. Оскільки рівень селекції (рівень перерізу ПКАЯ) зображення може бути різним і призводить до різних результатів, очевидно, що необхідною частиною методу формування еталонних зображень повинна бути певна перевірка якості отриманих селективних зображень шляхом побудови і порівняння АКФ вихідного зображення і ВКФ вихідного і селективних зображень.

Оскільки візуальний аналіз (порівняння) АКФ і ВКФ вихідного і селективного зображень є суб’єктивним, для кількісного порівняння побудованих АКФ (ВКФ) необхідно використовувати певний кількісний показник, який і буде використовуватися в якості показника якості селективного зображення. То селективне зображення, яке буде характеризуватися найкращим значенням такого показника повинно використовуватися в якості ЕЗ. Таким узагальненим показником може бути ступінь домінування максимуму головного пелюстка кореляційної функції над рівнем її «фону», який розраховується як відношення рівня головного пелюстка до середнього рівня кореляційної функції. Дійсно, у результаті розрахунків для всіх зазначених прикладів цей показник прийняв різні значення, а саме:

- для АКФ тестового зображення (рисунок 1.4) - 7;
- для ВКФ тестового отриманого селективного зображення - 9;
- для АКФ реального зображення (рисунок 1.5) - 26;
- для ВКФ реального зображення з рівнем перерізу ПКАЯ 0,5 - 27;
- для ВКФ реального зображення з рівнем перерізу ПКАЯ 0,7 - 48.

Ці значення є відмінними між собою (що свідчить про чутливість показника) і повністю відображають візуальні оцінки побудованих функцій (в подальшому даний показник «якості» кореляційних функцій будемо позначати як L_Q).

Додатково зазначимо, що якщо вихідне зображення (в «сірому клині»), стисле програмою-архіватором (який використовує алгоритм стиснення без втрат) має розмір ≈ 450кБ, то селективне зображення (з рівнем селекції 0,5) - близько 70кБ, а селективне зображення з рівнем селекції 0,7 - близько 20кБ. Таким чином, якщо припустити, що поточне зображення збереже в собі найбільш яскраві фрагменти зображення, яке використовувалося для формування еталонного зображення, - задача зіставлення зображень, яка вирішується в КЕСН, буде вирішена вірно. При цьому вимоги до пам’яті спецобчислювача МР, необхідної для збереження селективних зображень, та пропускної здатності каналів зв’язку для передачі таких ЕЗ між віддаленими пунктами знижуються в кілька разів. Якщо КЕСН використовує кілька точок корекції (кілька ЕЗ), то переваги використання селективних ЕЗ стають ще істотніше. Звернемо також увагу на те, що більш «збіднене» селективне зображення (рисунок 1.5 в) і рисунок 1.5 а)) дозволяє отримати ВКФ з меншим рівнем «фону», більш гострим головною пелюсткою і, відповідно, більшим значенням показника L_Q.

Для підтвердження можливості формування ЕЗ запропонованим методом проведено модельний експеримент з використанням розробленої імітаційної моделі КЕСН. Зазначена модель дозволяє набирати статистику промахів (влучень) керованого мобільного робота (МР) в зазначену точку на поверхні Землі. Стартове значення похибки наведення МР інерційною системою (яка накопичується до початку роботи КЕСН) для кожної ітерації модельного експерименту визначався випадково і знаходилося в межах 600 м. Число точок корекції польоту МР дорівнювало п’яти. При цьому корекція починала здійснюватися з висоти 6000 м.

Під час проведення експерименту використовувалися різні зображення однієї і тієї ж місцевості (від різних супутників і одержані у різні сезони) для формування ЕЗ запропонованим методом та для імітації процесу отримання поточних зображень від датчиків зовнішньої інформації МР.

Результати модельного експерименту наведено на рисунку 1.7.

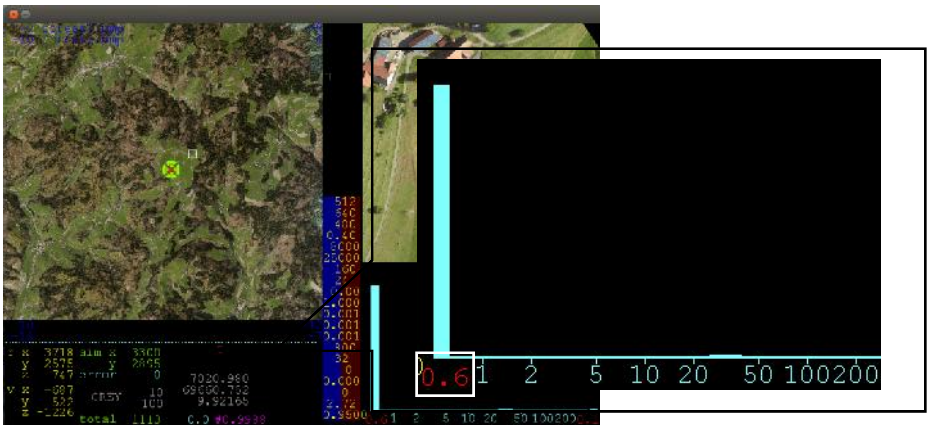


Рисунок 1.7 – Результати модельного експерименту з імітаційною моделлю КЕСН і ЕЗ, отриманими запропонованим методом.

Кількість ітерацій модельного експерименту склала 1100, що можна вважати репрезентативною статистичною вибіркою. У результаті отримане значення кругового ймовірного відхилення МР від заданої точки наведення склало 0,6 м, при спостереженні лише 2 промахів (що складає менше 0,002% від усієї кількості ітерацій), що повністю відповідає сучасним вимогам до вирішення більшості завдань навігації МР. Отримані висновки можна поширити і на інфрачервоні і радіолокаційні зображення, оскільки ці види зображень також можуть характеризуватися домінуючими по яскравості областями.

Таким чином, розроблений метод ітераційного формування селективних еталонних зображень для КЕСН методом «ковзного вікна» на основі використання кореляційного аналізу зображень по яскравості може застосовуватися в системах КЕСН з датчиками зовнішньої інформації, які формують зображення у видимому оптичному, інфрачервоному і радіолокаційному діапазоні. До недоліків методу можна віднести досить високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Час підготовки ЕЗ (в залежності від потужності ЕОМ) може займати кілька годин. Таким чином, даний підхід доцільно використовувати для підготовки еталонних зображень в випадках, коли немає жорстких часових вимог до виконання завдання.

1.2 Метод формування еталонних зображень для КЕСН з використанням кореляційного аналізу зображень по контрасту

Очевидно, що вихідне зображення не завжди може характеризуватися домінуючими по яскравості областями, особливо якщо зйомка велася при несприятливих умовах. Як зазначалося вище, до інформативних ознак зображень, крім об’єктів (областей) з домінуючою яскравістю також відносяться і контрастні межі об’єктів. При цьому контрастні границі фрагментів на зображенні є більш стабільними, ніж яскравість, оскільки остання більш істотно залежить, наприклад, від інтервалу експонування зображення при зйомці або ясності погоди (освітленості об’єктів), тощо.

Для виділення контрастних границь об’єктів також може бути застосована кореляційна обробка зображення, аналогічно попередньому підходу, але з здійсненням нормування кореляційної функції по амплітуді. Тоді вираз для розрахунку дискретної двовимірної кореляційної функції матиме вигляд:

$$K'_{CCF}(i,j)_{mn} = \sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}\left[S_{OI}(i,j) - \overline{S}_{OI}\right]\cdot\left[S_W(i+m, j+n) - \overline{S}_W\right],$$

де:

$$\overline{S}_{OI} = \frac{1}{MN}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1} S_{OI}(i,j). \qquad (1.3)$$

На основі отриманих значень функцій $K'_{CCF}(i, j)_{mn}$ формується поле кореляційного аналізу за контрастом (ПКАК), яке представляє собою матрицю M'_{FCAC}, розміром (M-M_W, N-N_W), елементами якої є значення $M'_{FCAC}(i, j) = max\,[K'_{FCAC}(i, j)_{mn}]$. Далі, як і у випадку з формуванням матриці поля кореляційного аналізу за яскравістю здійснюється нормування ПКАК:

$$M_{FCAC} = \frac{M'_{FCAC}}{max\left[M'_{FCAC}\right]}.$$

На рисунку 1.8 показано тестове зображення і результати розрахунку для нього ПКАК з використанням «ковзного вікна» розміром 2 × 2 пікселя. Як видно з рисунка, ПКАК містить («підсвічує») лише границі об’єктів, зображених на тестовому зображенні. Тобто, використовуючи ПКАК, як описано в попередньому методі формування ЕЗ, можна отримати селективне зображення з ВЗ, яке буде містити лише контури контрастних об’єктів.

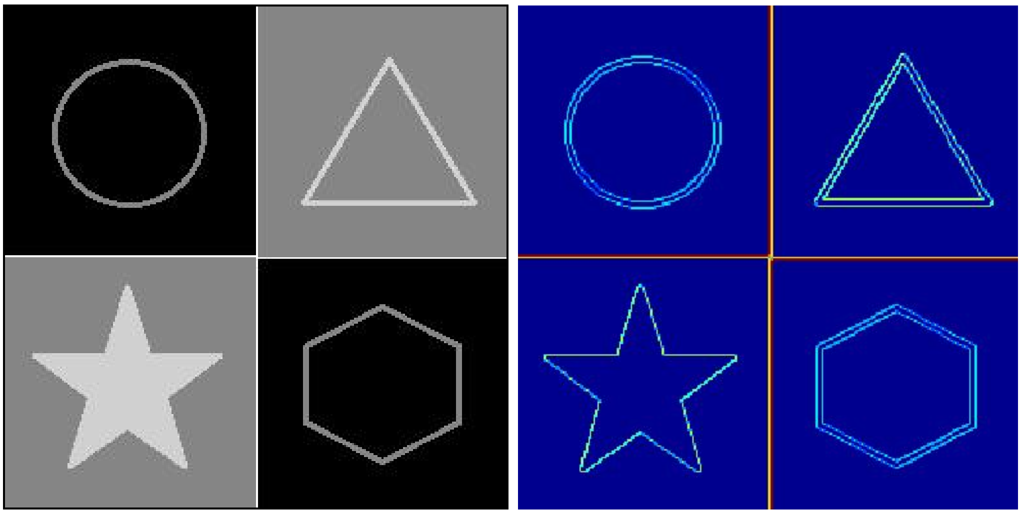


Рисунок 1.8 – Тестове зображення в «сірому клині» (зліва) і результат розрахунку для нього ПКАК (праворуч).

Для перевірки «внеску» в автокореляційну функцію зображення границь (контурів) контрастних ділянок, отримаємо, як і в попередньому випадку, сегментоване зображення, яке відповідає перетину ПКАК на рівні, наприклад, 0,15 (рисунок 1.8), і розрахуємо ВКФ сегментованого зображення та порівняємо з раніше отриманою АКФ тестового зображення (рисунок 1.4 (зліва)).

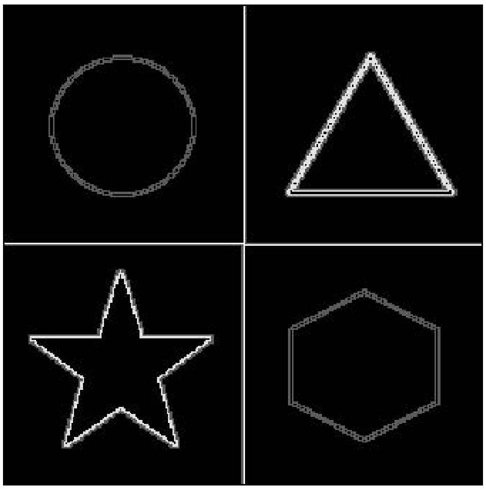


Рисунок 1.9 – Селективне зображення, отримане на основі тестового зображення та розрахованого ПКАК.

На рисунку 1.10 показана АКФ тестового зображення і ВКФ тестового зображення, отриманого на його основі (з використанням ПКАК) селективного зображення. Як видно з рисунку 1.9, ВКФ має значно вужчу головну пелюстку ніж АКФ і суттєво нижчий рівень бічних пелюсток.

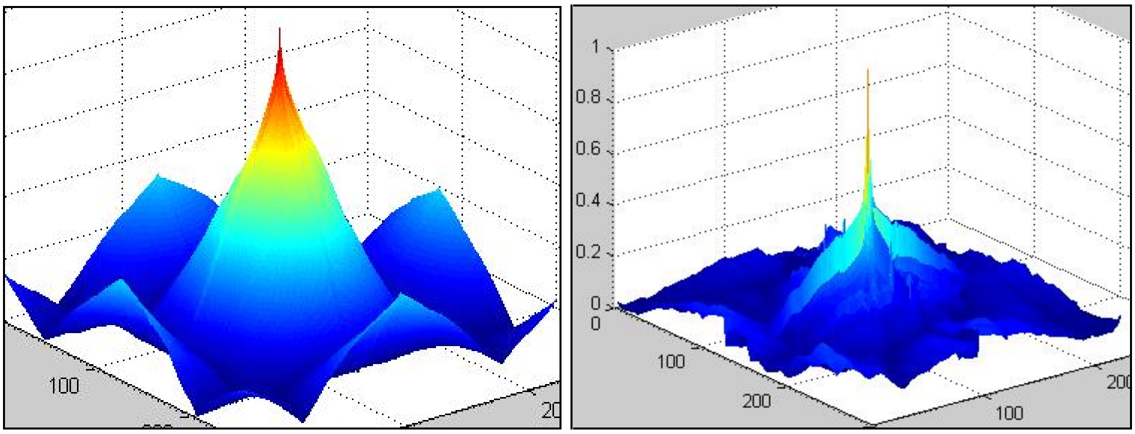
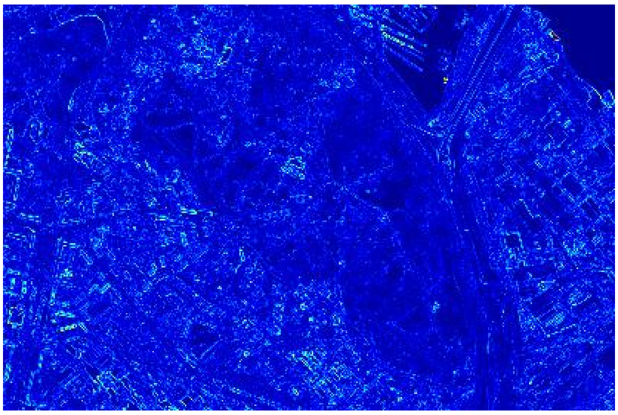


Рисунок 1.10 – АКФ тестового зображення (зліва) і ПКФ тестового та селективного зображень (праворуч).

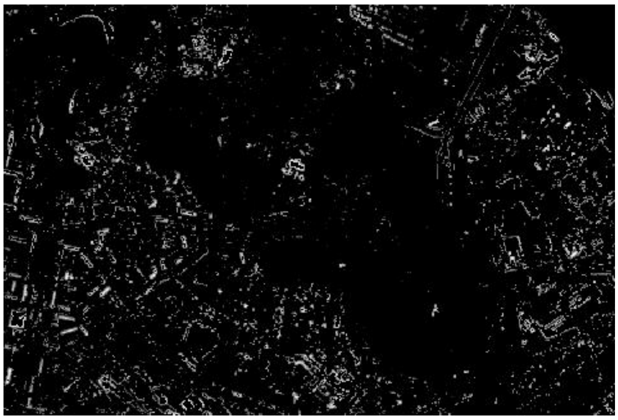
Ступінь домінування максимуму головної пелюстки кореляційної функції над середнім рівнем її «фону» (L_Q) для ВКФ у даному випадку дорівнює 17 (для АКФ тестового зображення (рисунок 1.4) - L_Q =7). З аналізу отриманих АКФ і ВКФ можна зазначити, що у разі використання такого селективного зображення для коригування польоту МР незначний зсув поточного зображення щодо ЕЗ призведе до істотного падіння рівня кореляційної вирішальної функції. Тобто, потенційно ЕЗ, отримані шляхом виділення меж контрастних об’єктів на вихідному зображенні, дозволяють наводити (здійснювати навігацію) більш вибірково.

На рисунку 1.11 показані результати аналогічного експерименту для реального зображення земної поверхні, показаного на рисунку 1.5 а). Для отримання селективного зображення був застосований рівень перерізу ПКАК - 0,25. Як видно з рисунка 1.11, ВКФ вхідного і селективного зображень, як і для тестового зображення, має більш вузьку головну пелюстку. Значення L_Q

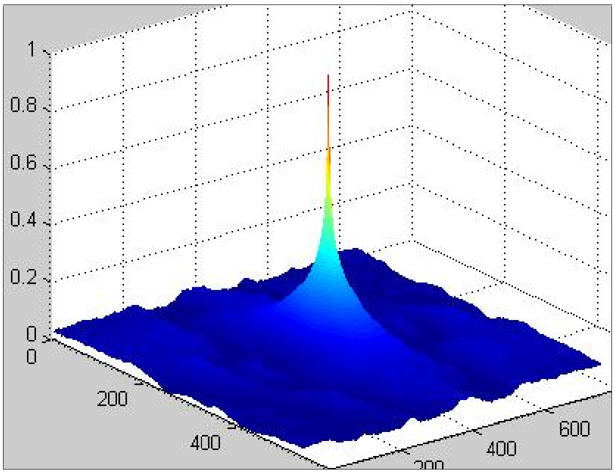
для ВКФ дорівнює 36 (для АКФ вхідного зображення L_Q =26). Отже, метод ітераційного формування еталонних зображень для КЕСН методом «ковзного вікна» на основі використання кореляційного аналізу зображень по контрастності також може бути використаний в системах КЕСН.



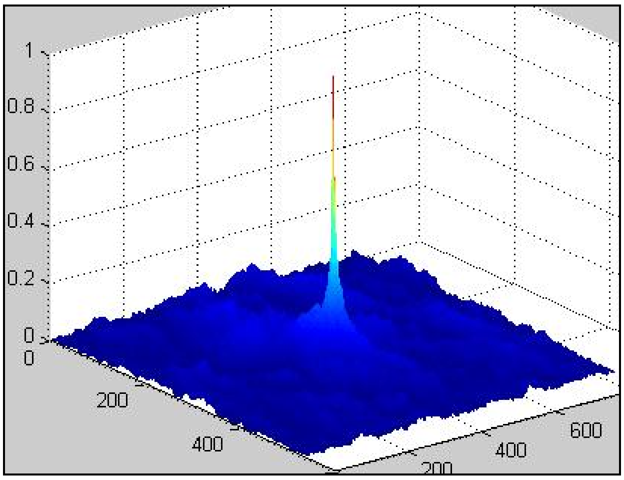
а)



б)



в)



г)

Рисунок 1.11 - Результати селективного отримання зображення на основі супутникового ВЗ та розрахунків кореляційних функцій: а) ПКАЯ вихідного зображення; б) селективне зображення; в) АКФ вихідного зображення; г) ВКФ вихідного і селективного зображень.

До недоліків методу, як і в попередньому випадку, можна віднести високі вимоги до необхідних обчислювальних ресурсів. Тобто даний підхід також доцільно використовувати для підготовки еталонних зображень, коли немає жорстких часових вимог. В умовах жорстких часових обмежень цей метод (як і попередній) не може застосовуватись для формування ЕЗ.

1.3 Метод формування еталонних зображень для КЕСН з використанням фрактального аналізу зображень

Запропоновані вище методи формування ЕЗ базуються на перетворенні зображень, які мають досить чітку фізичну інтерпретацію і за змістом наближені до підходів, які застосовуються для розрахунку вирішальної функції в КЕСН на борту МР. Такий підхід підвищує ймовірність отримання позитивного результату щодо формування еталонних зображень. Проте загальним недоліком зазначених підходів є необхідність значних витрат часу для формування ЕЗ, що у багатьох випадках є істотним недоліком. Таким чином, виникає задача пошуку методу формування ЕЗ, який забезпечить більш високу оперативність вирішення завдання.

В цілому, позитивні результати дослідження двох попередніх підходів до формування ЕЗ свідчать, що для підвищення оперативності вирішення цієї задачі доцільно здійснити розробку на їх основі модифікованого методу, який відрізнявся б від запропонованих лише застосуванням більш швидкого методу виділення на зображеннях яскравих і/або контрастних областей.

Останнім часом для вирішення задач аналізу зображень широко застосовуються так звані фрактальні методи, в тому числі і для сегментації зображень. Як відомо, фрактальний аналіз зображення передбачає обчислення фрактальних характеристик для всього зображення, окремих його об’єктів або фрагментів в заданому полі аналізу, основною з яких є фрактальна розмірність. У нашому випадку, будемо послідовно визначати фрактальну розмірність фрагментів зображення розміром «ковзного вікна». Тобто, згідно із загальним підходом до формування ЕЗ, для кожного фрагмента зображення, яке «накривається» «ковзним вікном» (S_W), необхідно розраховувати фрактальну розмірність (K'_{FS}) у відповідності за виразом:

$$K'_{FS}(i,j) = \frac{ln(S_{W\Sigma}(i,j)) - ln(max[S_W]/N_W)}{ln(N_W)}, \qquad (1.4)$$

де: $S_{W\Sigma}(i,j) = \sum_{i=0}^{M_W-1} \sum_{j=0}^{N_W-1} S_W(i,j)$.

В результаті для ВЗ формується матриця поля фрактальної розмірності (ПФР) - M_{FFS} , розміром (M-M_W, N-N_W), елементами якої є значення $S_{Wp}(i,j)$. При цьому, як відомо, значення фрактальної розмірності приймають дробові значення і розподіляються в діапазоні від 2 до 3.

На рисунку 1.12 показано результати розрахунку ПФР для тестового зображення з розміром 2×2 пікселя.

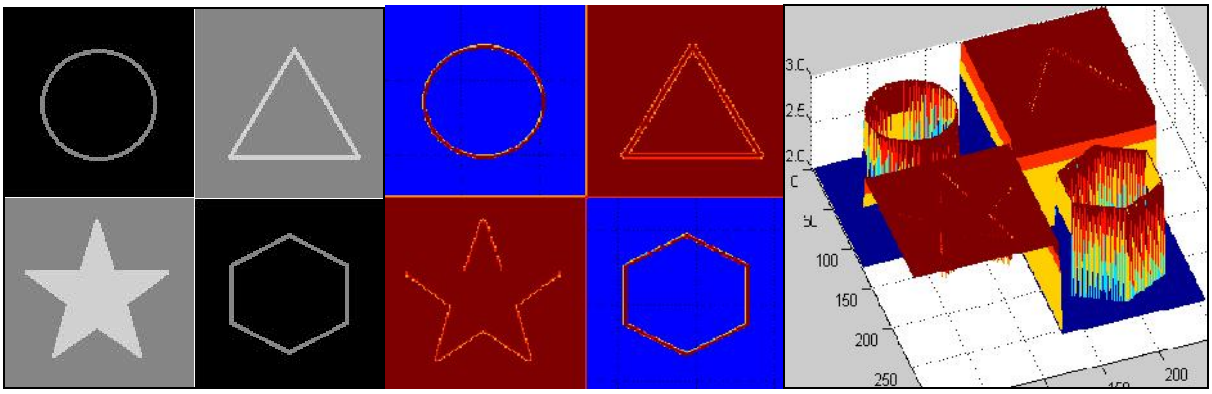
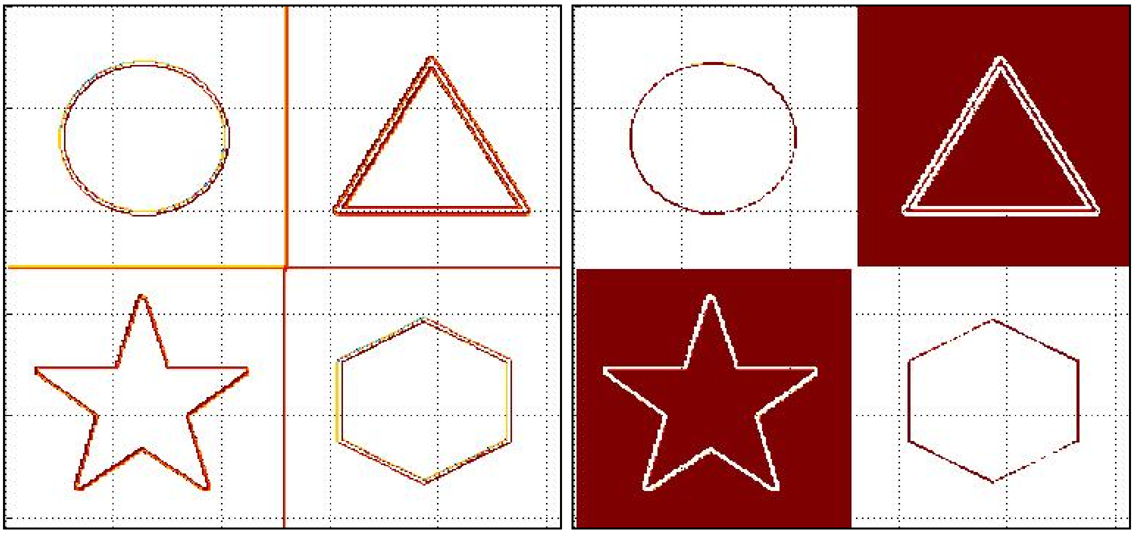


Рисунок 1.12 – Тестове зображення в «сірому клині» (ліворуч), результат розрахунку для нього ПФР в двовимірної (посередині) і тривимірної проекції (праворуч).

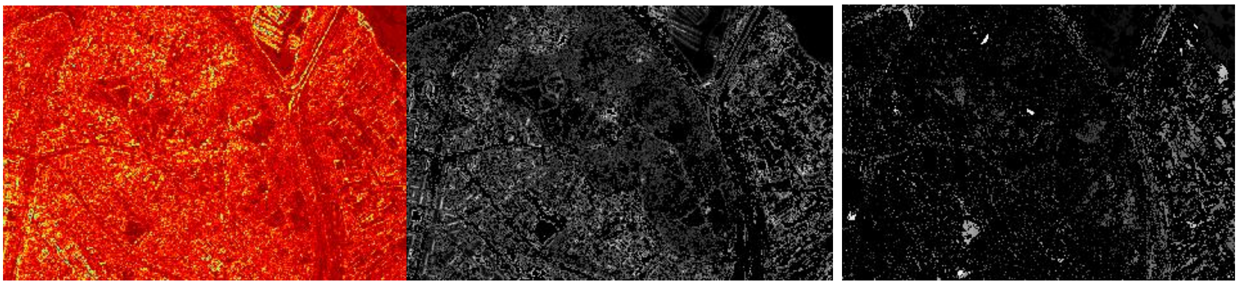
Як видно з рисунка 1.12, ПФР найкраще «підсвічує» однотонні частини зображення. При цьому інтенсивність сірого кольору цих ділянок мало впливає на результат (крім чорного кольору). Разом з тим, розмірності меж між ділянками зображення різної яскравості мають проміжне значення, що дозволяє здійснити їх селекцію вибором діапазону вимірів фрагментів зображення. На рисунку 1.13 показано ПФР з обмеженням діапазону розмірності. З рисунка видно, що ПФР з розмірністю від 2 до 2,9 дозволяє виділяти межі контрастних об’єктів, а ПФР з розмірністю від 2,9 до 3 дозволяє виділяти ділянки зображення, «заповнені» кольором однакової яскравості (крім чорного кольору). У багатьох випадках області зображення з домінуючою яскравістю як раз і характеризуються високою «наповненістю» яскравим кольором.



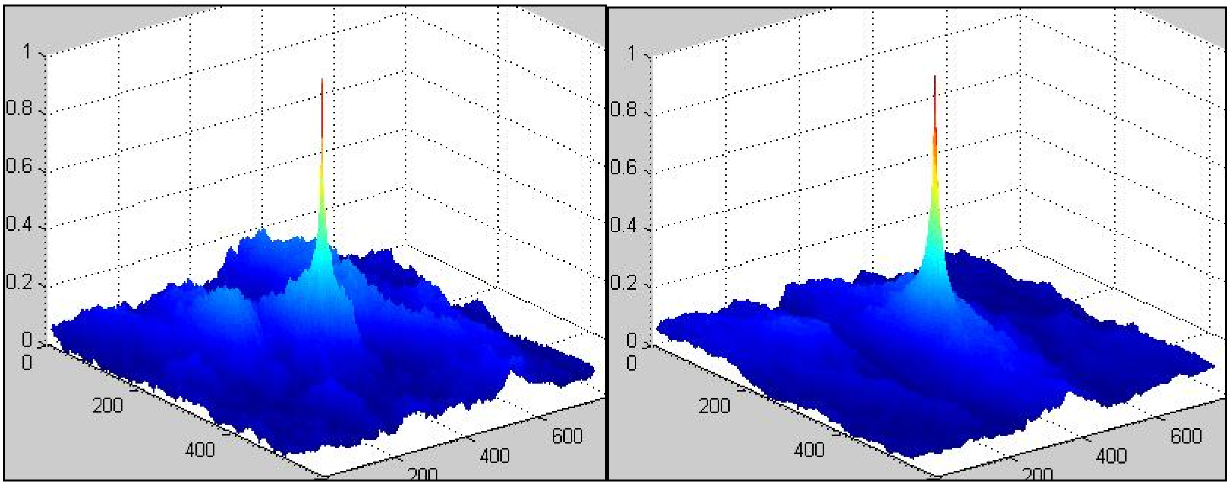
а) б)

Рисунок 1.13 – Результати розрахунку ПФР для тестового зображення: а) ПФР тестового зображення (розмірність від 2 до 2,9); б) ПФР тестового зображення (розмірність від 2,9 до 3)

На рисунку 1.14 показані результати експерименту з розрахунку ПФР та отримання селективних зображень для реального зображення земної поверхні (рисунок 1.5). На рисунку 1.14а показано розраховане ПФР для зазначеного зображення. На рисунку 1.14б - селективне зображення, отримане на основі ПФР з виділенням частин ВЗ, фрактальна розмірність яких знаходиться в діапазоні від 2 до 2,75. Як видно з зазначеного рисунка, результат сегментації схожий на результати селективного отримання зображення на основі розрахунку ПКАК. На рисунку 1.14в показано селективне зображення, отримане на основі ПФР з виділенням частин ВЗ, фрактальна розмірність яких знаходиться в діапазоні від 2,96 до 3, яке, в свою чергу, схоже на селективне зображення, отримане на основі побудови ПКАЯ.



а) б) в)



г) д)

Рисунок 1.14 – Результати селективного отримання зображення на основі супутникового ВЗ та розрахунків кореляційних функцій: а) ПФР ВЗ; б) Селективне зображення (фрактальна р-рность від 2 до 2,75); в) селективне зображення (фрактальна р-рность від 2.96 до 3); г) ВКФ ВЗ та селективного зображення показаного на рисунку б); д) ВКФ ВЗ та селективного зображення, показаного на рисунку в)

Таким чином, задаючи різні діапазони фрактальної розмірності для

ПФР зображень, можна виділяти на них як області з домінуючою яскравістю, так і межі контрастних областей. Тобто, такий метод аналізу зображень є фактично універсальним. При цьому навіть поверхове порівняння виразів для розрахунку ПКАЯ, ПКАК і ПФР свідчить, що розрахунок ПФР вимагає помітно менше обчислювальних ресурсів, а отже, і часу на отримання ЕЗ. Розрахунки показали, що при використанні сучасної ЕОМ (процесор Intel Core i7) на розрахунок ПФР для зображення 1024x1024 пікселів (З розміром 2x2 пікселя) витрачається менше хвилини.

Разом з тим, як видно з рисунку 1.10, фрактальна розмірність для областей зображень, рівномірно заповнених кольором, дуже мало відрізняється для різних кольорів заповнення. На рисунку 1.15 показано ПФР для тестового зображення з діапазоном розмірності від 2,984 до 2,994, з якого видно, що фрагменти зображення, які досить помітно відрізняються за кольором (рисунок 1.2) (яскравість зірочки на рисунку перевищує яскравість її фону на 134 градації з 256 існуючих), за фрактальною розмірностю відрізняються лише на 0,01.

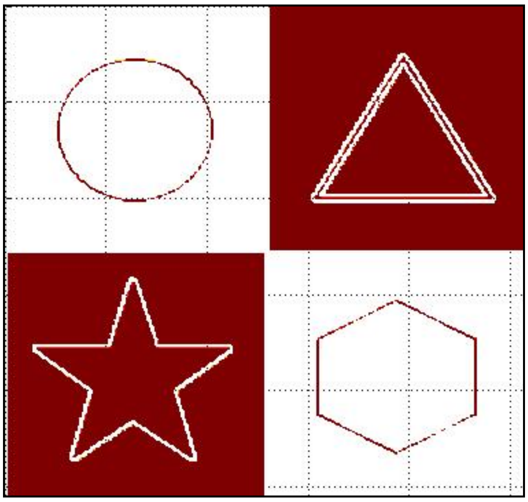


Рисунок 1.15 – ПФР тестового зображення з фрактальною розмірністю від 2,984 до 2,994.

Це може значно ускладнити процес пошуку необхідного діапазону вимірів для потрібної селекції інформативних областей. Крім того, як видно з аналізу селективних зображень на рисунку 1.14, завдання виділення інформативних областей з використанням ПФР вирішується не так якісно, як це відбувається при застосуванні кореляційних методів, принаймні, при використанні широких діапазонів фрактальних розмірностей. Про це свідчить і рівень якості отриманих ПКФ - L_Q для реального зображення (на рівні 17-20), тоді як для методів кореляційного аналізу цей показник сягав вище 25-30.

Отже, метод ітераційного формування еталонних зображень для КЕСН методом «ковзного вікна» на основі використання фрактального аналізу зображень може бути використаний в системах КЕСН для формування ЕЗ як універсальний метод з точки зору можливості виділення як яскравих інформативних областей, так і границь контрастних об’єктів. При цьому даний метод дозволяє вирішувати завдання оперативного отримання селективних зображень, що є його вагомою перевагою перед кореляційними методами. Разом з тим, якість вирішення завдання формування ЕЗ з використанням фрактального аналізу трохи нижче, ніж при використанні кореляційного аналізу, принаймні за умови простої процедури підбору діапазонів фрактальної розмірності для отримання селективних зображень. Отже, існує необхідність пошуку інших оперативних методів обробки зображень.

1.4 Метод формування еталонних зображень для КЕСН з використанням просторових масок малої розмірності

Як відомо, для підвищення яскравості або різкості зображень, виділення дрібних деталей, згладжування шумів тощо, широко використовуються так звані маски просторової обробки [31]. При цьому особливістю просторової обробки зображень масками малої розмірності (коли обробка здійснюється в невеликій околиці кожної точки зображення) є мінімальні обчислювальні витрати (швидкодія). Проаналізуємо можливість використання просторової обробки зображень масками малої розмірності для оперативного формування ЕЗ шляхом виділення інформативних областей зображення.

Зміст обробки зображення F розмірами $M \times N$ будь-якою маскою, яка має розміри $m \times n$, полягає в отриманні перетвореного значення яскравості S в кожній точці зображення за виразом:

$$S(i,j) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s,t) S(i+s, j+t)$$

де (i, j) – координати точки зображення F;

$S(i, j)$ – яскравість зображення, яка підлягає обробці, в точці з координатами (i, j);

$w(s, t)$ – вагові коефіцієнти, що складають матрицю маски;

$a=(m\text{-}1)/2$ і $b=(n\text{-}1)/2$.

Аналіз різних масок показав доцільність використання масок оператора Собеля для виділення на зображенні границь контрастних об’єктів, оскільки зміст цього перетворення відповідає розрахунку приватних похідних від двовимірної функції зміни яскравості зображення. Маски оператора Собеля мають вигляд:

$$\begin{matrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix} \quad \text{та} \quad \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix}.$$

Для виділення яскравих ділянок зображення може використовуватися маска, запропонована в [31]:

$$\begin{matrix} -0{,}1 & -0{,}1 & -0{,}1 \\ -0{,}1 & 2 & -0{,}1 \\ -0{,}1 & -0{,}1 & -0{,}1 \end{matrix}$$

Результати обробки (перетворення) тестового зображення з допомогою зазначених масок показано на рисунку 1.16.

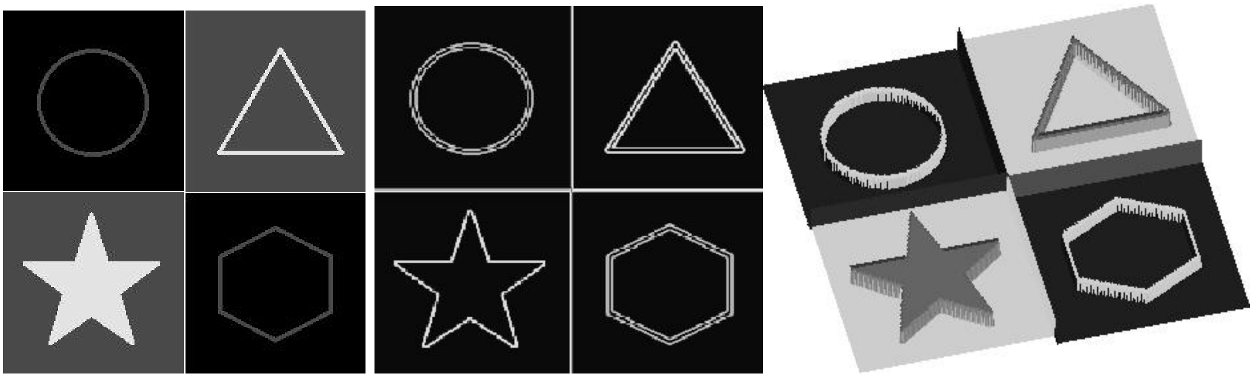
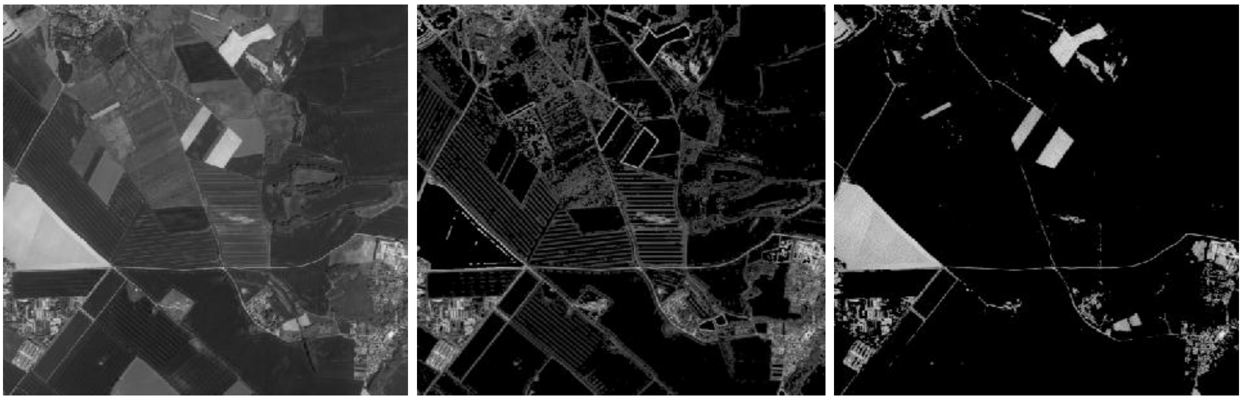


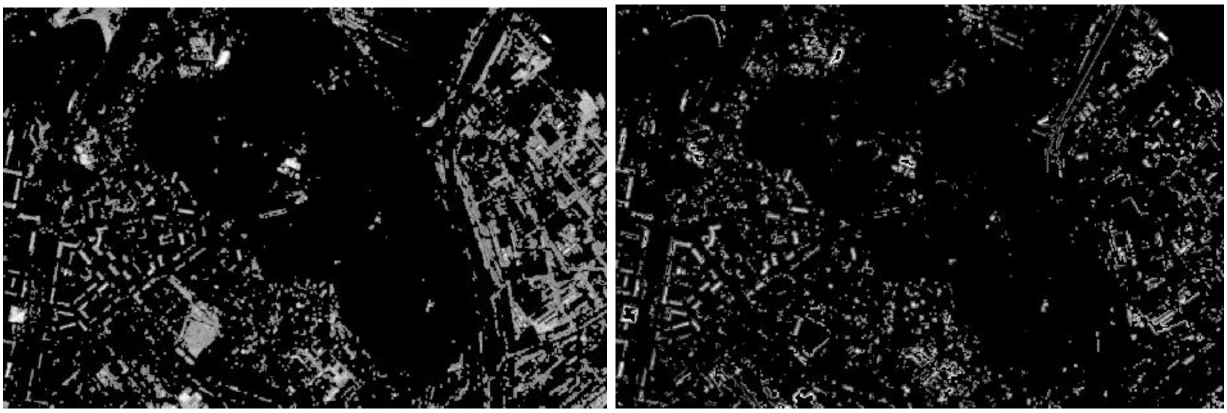
Рисунок 1.16 – Тестове зображення (зліва), результат обробки зображення масками Собеля (посередині), результат обробки зображення маскою [31] (праворуч).

Як видно з рисунка, обробка зображення маскою Собеля, як і передбачалося, призводить до виділення контрастних границь фрагментів зображення. Маска дозволяє «відтіняти» яскраві частини зображення.

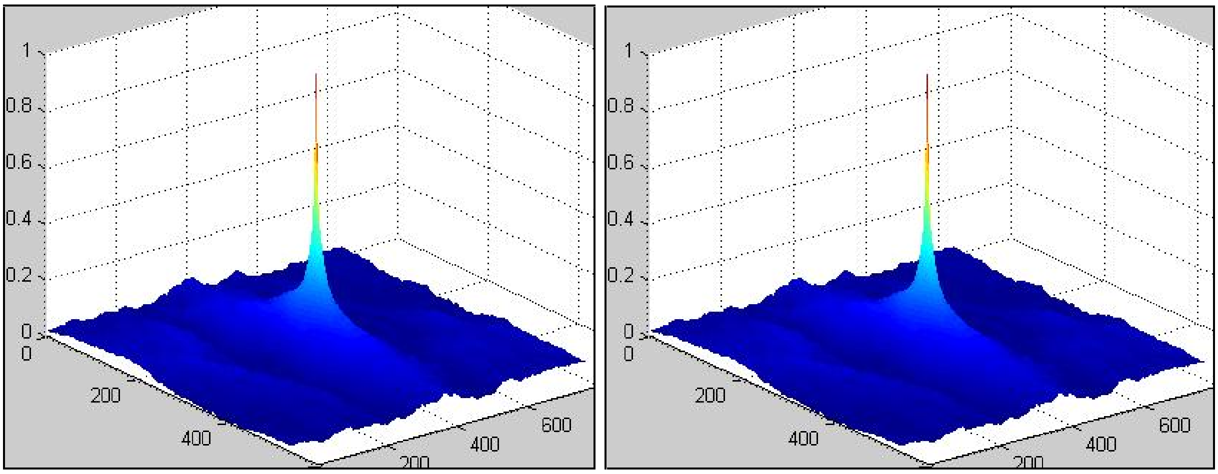


а) б) в)

Рисунок 1.17 – Вхідне зображення - а); результат формування ЕЗ з використанням масок Собеля - б); результат формування ЕЗ з використанням маски [31] - в).



а) б)



в) г)

Рисунок 1.18 – Результати селективного отримання зображення на основі супутникового ВЗ та розрахунків кореляційних функцій: а) селективне зображення, отримане на основі використання маски з [7]; б) селективне зображення, отримане на основі масок оператора Собеля; в) ВКФ вихідного і селективного зображення, показаного на рисунку а); г) ВКФ вихідного і селективного зображення, показаного на рисунку б)

Результати отримання селективних ЕЗ методом «ковзного вікна» на основі обробки зображення фрагмента земної поверхні з використанням наведених масок показано на рисунку 1.17. Для прикладу обрано характерне зображення, яке містить як яскраві, так і контрастні області з чіткими кордонами. З рисунка візуально легко встановити, що завдання виділення контрастних границь і яскравих областей зображення з використанням масок просторової обробки вирішується досить якісно. Вирішимо аналогічне завдання для зображення, показаного на рисунку 1.5 а.

На рисунку 1.18 показані селективні зображення, отримані з використанням маски [31] (рисунок 1.18а) і масок оператора Собеля (рисунок 1.18) і відповідні ВКФ із вхідним зображенням. Показник L_Q для першого зображення дорівнює 26, для другого - 28, що наближається до показників, отриманих для селективних зображень, сформованих на основі побудови ПКАЯ і ПКАК. Аналізуючи рисунки 1.17 і 1.18, можна зробити висновок, що запропонований підхід до оперативного отримання ЕЗ на основі використання просторових масок малої розмірності дозволяє виділяти інформативні області зображення з якістю, близькою до методів кореляційного аналізу зображень. При цьому розрахунки здійснюються фактично в межах реального часу.

2 ФОРМУВАННЯ БІНАРНИХ ЕТАЛОННИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Зазначалося, що важливою вимогою до еталонних зображень є мінімізація обсягу пам’яті, яку займає ЕЗ, оскільки цей показник впливає на обсяги пам’яті ЕОМ, необхідної для їх накопичення та зберігання, час завантаження ЕЗ в пам’ять спецобчислювача МР, вимоги до пам’яті спецобчислювача (особливо за умови використання багатьох точок корекції польоту МР), вимоги до необхідної пропускної здатності каналів зв’язку для передачі ЕЗ кінцевому споживачеві.

Запропонованим у попередніх підходах шляхом зменшення гостроти цієї проблеми є формування і використання селективних зображень. Наступним кроком радикального зменшення обсягу еталонних зображень є формування бінарних ЕЗ. Формально, для отримання бінарних зображень (на основі зображень в «сірому клині») достатньо визначити певний поріг яскравості - L_B. Далі для кожного пікселя зображення в «сірому клині» застосовується правило:

$$S(i,j)^b = \begin{cases} 0, & \text{если} \quad S(i,j) < L_B; \\ 1, & \text{если} \quad S(i,j) \geq L_B, \end{cases} \tag{2.1}$$

де $S(i, j)$ – яскравість зображення в точці (i, j);

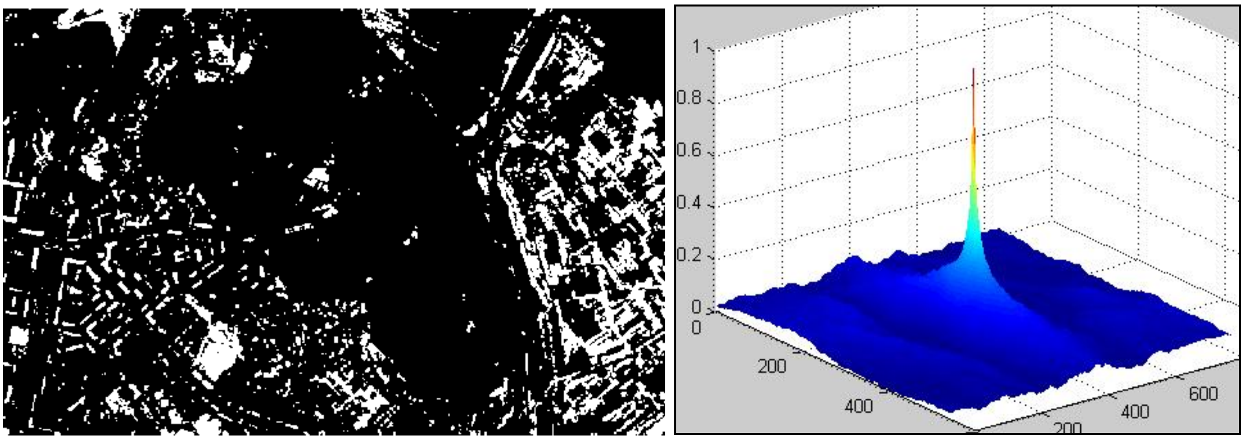
$S(i, j)^b$ – яскравість бінарного зображення в точці (i, j).

Однак, у такому випадку може губитися кореляційний зв’язок між сусідніми пікселями зображення, яке підлягало перетворенню. У нашому випадку для формування бінарних ЕЗ можуть бути застосовані селективні зображення, отримані описаними вище методами. Тоді, для отриманих селективних зображень, правило (2.1) спрощується:

$$S(i,j)^b = \begin{cases} 1, & \text{якщо} \quad S(i,j) > 0; \\ 0, & \text{у інших} \quad \text{випадках,} \end{cases}$$

де $S(i, j)$ – яскравість селективного зображення в точці (i, j).

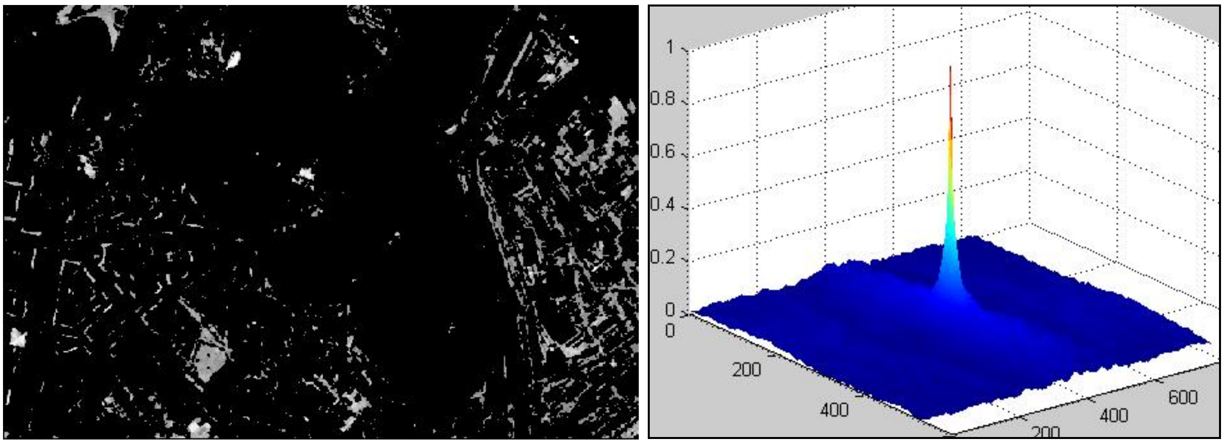
На рисунку 2.1 а показано бінарне еталонне зображення, отримане на основі селективного зображення, сформованого з використанням ПКАЯ (рисунок 1.5). На рисунку 2.1 б зображена ВКФ бінарного ЕЗ та ВЗ.



а) б)

Рисунок 2.1 – Результати отримання бінарного селективного зображення і розрахунку ВКФ даного бінарного та вхідного зображень: а) бінарне селективне зображення; б) ВКФ вихідного і бінарного зображення

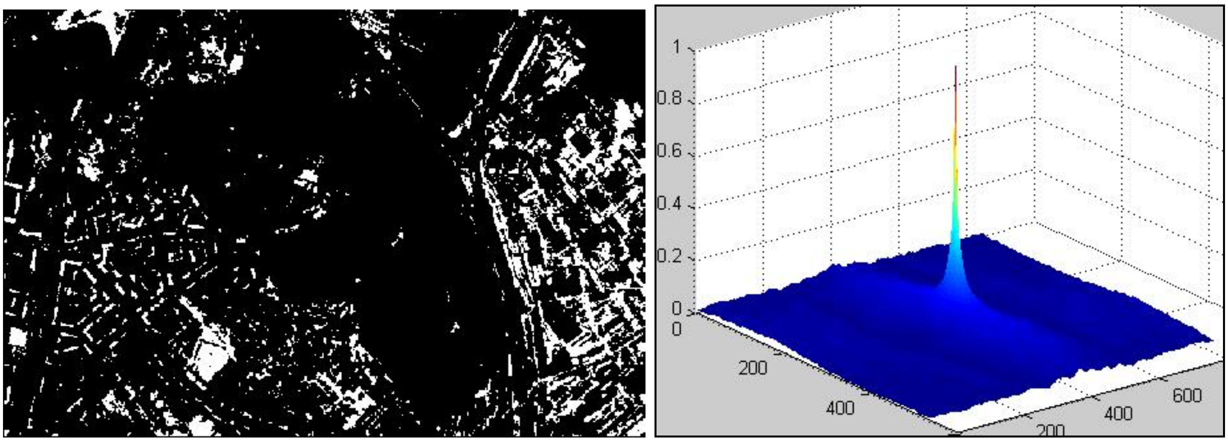
Як видно з рисунка, кореляція між бінарним ЕЗ та ВЗ зберігається. Проте, якщо показник якості селективного зображення на основі ПКАЯ L_Q=27, бінарного ЕЗ трохи нижче - 23. При цьому обсяг даного бінарного ЕЗ в стислому вигляді становить 60 кБ, а в стислому (за допомогою алгоритму стиснення без втрат даних) - лише 16 кБ (проти аналогічного селективного зображення на рисунку 1.5в, обсяг якого в стислому вигляді склав близько 70 кБ). Відзначимо, що оцінка якості бінарного селективного зображення (як і інших ЕЗ, отриманих в даній роботі) здійснювалася без застосування будь-яких «корисних» перетворень ВЗ. Разом з тим, над поточним зображенням, які формують ДВІ (датчик візуалізації інформації) МР можуть здійснюватися певні «аналітично прості» перетворення з метою більш якісного вирішення завдання коригування їх польоту. До такого «простого» і, відповідно, швидкого перетворенням може відноситись порогова обробка. На рисунку 2.2 показано ВЗ в «сірому клині», до якого застосована порогова обробка (поріг становив 125 градацій сірого (зображення мало 256 таких градацій), що становить приблизно 0,5 від всього діапазону градацій) і відповідне ВКФ для такого ВЗ і бінарного селективного зображення. Показник L_Q в цьому випадку досяг значення 39, що вище, ніж при застосуванні селективного зображення, сформованого на основі ПКАЯ разом з ВЗ без попередньої обробки.



а) б)

Рисунок 2.2 - Результати отримання ВЗ із застосуванням порогової обробки і розрахунку ВКФ даного вихідного і бінарного зображення: а) ВЗ після порогової обробки; б) ВКФ ВЗ та бінарного зображення.

Оскільки бінаризація зображення є також «швидкою» операцією, застосуємо її до зображення, отриманого після порогової обробки ВЗ. Результат перетворення показаний на рисунку 2.3. Рівень L_Q в цьому випадку досяг значення 40, що майже відповідає попередньому результату. Тобто, бінаризація ВЗ (а, отже, і поточних зображень від ДВІ) не є обов’язковою операцією при застосуванні бінарних селективних ЕЗ, на відміну від порогової обробки, яка суттєво покращує результат.



а) б)

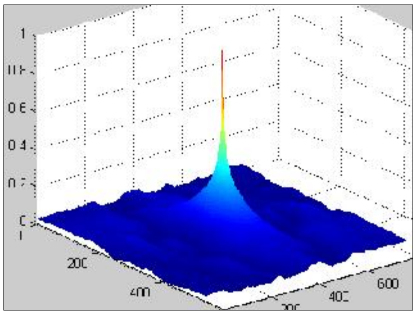
Рисунок 2.3 – Результати отримання ВЗ із застосуванням порогової обробки і бінаризації та розрахунку ВКФ даного вихідного і бінарного селективного зображень: а) ВЗ після порогової обробки і бінаризації; б) ВКФ бінарного вихідного і бінарного селективного зображень.

Необхідно відзначити, що відкритим питанням залишається процедура вибору рівня порогу для здійснення обробки поточних зображень на борту МР для застосування бінарних ЕЗ. Вище зверталася увага на те, що селективне зображення з меншою кількістю інформативних ознак (рисунок 1.5в і рисунок 1.6 а) дозволяє отримати ВКФ з меншим рівнем «фону», більш гострою головною пелюсткою і, відповідно, більшим значенням показника L_Q. Перевіримо це твердження на інших зображеннях.

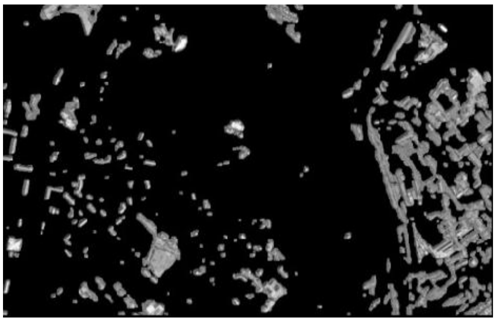
На рисунку 2.4 зображені різні (за рівнем перетину ПКАЯ) селективні зображення та відповідні їм ВКФ з вихідним зображенням в «сірому клині».

З рисунка 2.4 видно, що до певної межі «збіднілого» селективного зображення на інформативні ознаки підвищує якість ВКФ. Це пояснюється більш стрімким зменшенням рівня фону ВКФ (за рахунок «порожнеч» на селективному зображенні) по відношенню до падіння рівня її головної пелюстки. Після певної межі відбувається стрімке падіння рівня головної пелюстки ВКФ, яке призводить до погіршення її якості. Це підтверджує необхідність ітераційного пошуку кращого ЕЗ з можливих альтернатив. На рисунку 2.5 зображений результат розрахунку ВКФ для тих же селективних зображень після перетворення до бінарного виду і селективного вихідного зображення. Представлені на рисунку результати підтверджують зроблений вище висновок.

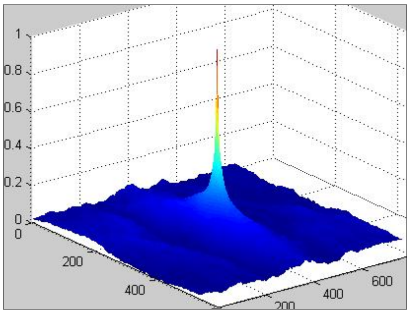
а)



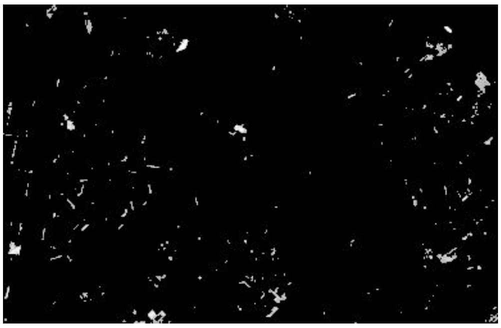
б)



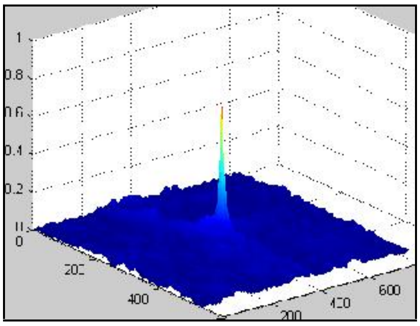
в)



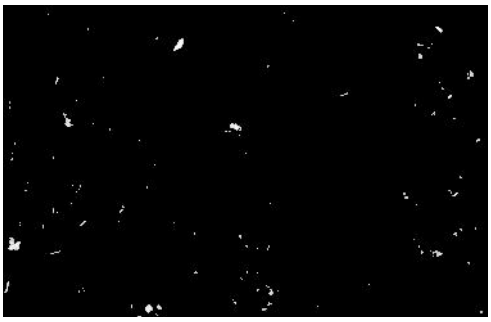
г)



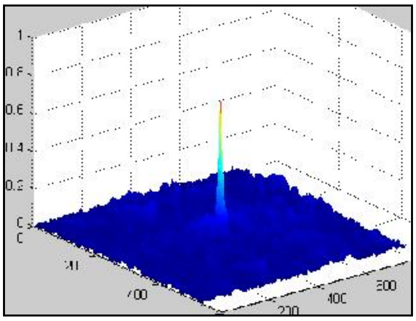
д)



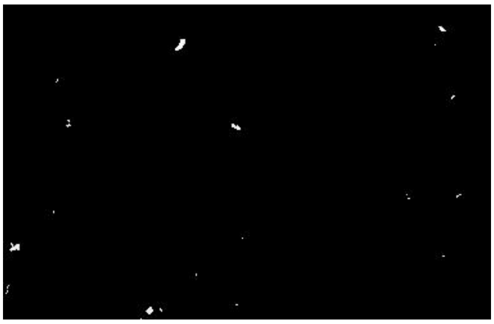
е)



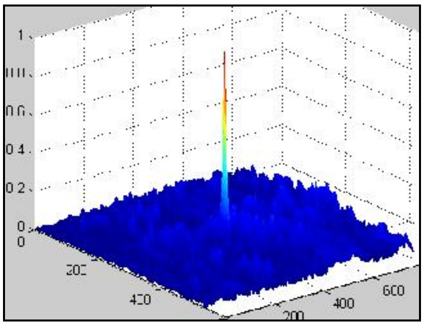
ж)



з)

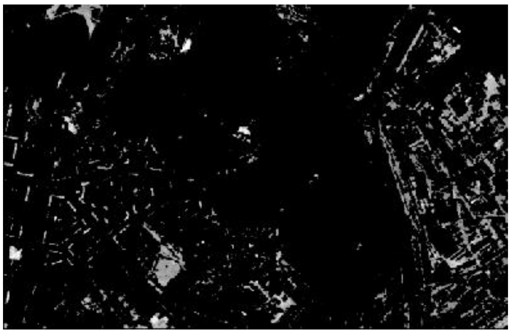


і)

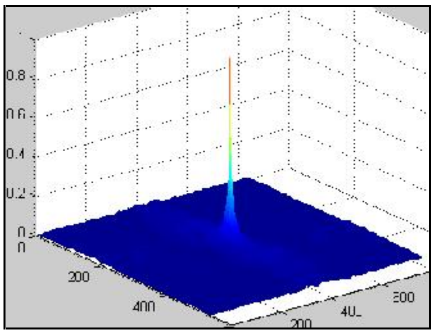


к)

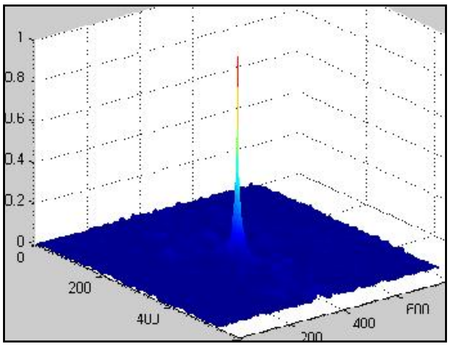
Рисунок 2.4 – Селективні зображення та їх ВКФ з вихідним зображенням в «сірому клині»: а) вихідне зображення; б) АКФ вихідного зображення (L_Q =26); в) селективне зображення (рівень перерізу ПКАЯ 0,5); г) ВКФ ВЗ та селективного (L_Q =27); д) селективне зображення (рівень перерізу ПКАЯ 0,7); е) ВКФ ВЗ та селективного (L_Q =28); ж) селективне зображення (рівень перерізу ПКАЯ 0,8); з) ВКФ ВЗ та селективного (L_Q =50); і) селективне зображення (рівень перерізу ПКАЯ 0,9); к) ВКФ ВЗ та селективного (L_Q =32).



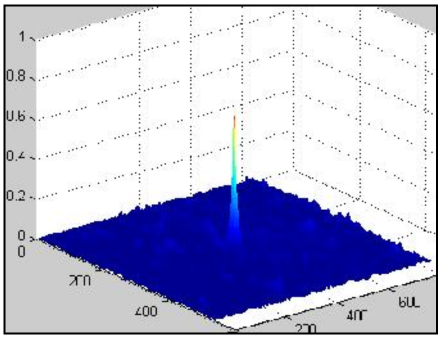
а)



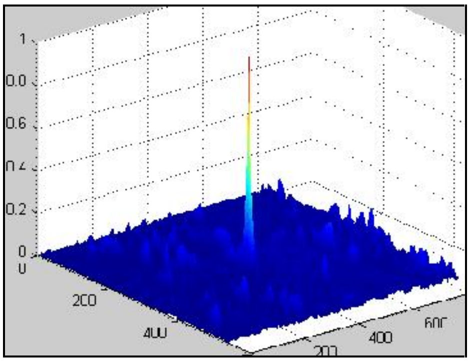
б)



в)



г)



д)

Рисунок 2.5 - Селективні зображення і їх ВКФ з селективним ВЗ в «сірому клині»: а) селективне ВЗ (порогова обробка); б) АКФ селективного ВЗ (L_Q = 81); в) ВКФ селективного ВЗ і селективного зображення, показаного на рисунку 1.5д (L_Q = 103); г) ВКФ селективного ВЗ і селективного зображення, показаного на рисунку 1.5ж (L_Q = 89); д) ВКФ селективного ВЗ і селективного зображення, показаного на рисунку 1.5і (L_Q = 57).

З рисунка 2.5 також видно, що здійснення порогової обробки вихідного зображення (відповідно, і поточного зображення на борту МР) дозволяє більш точно здійснювати корекцію польоту МР, оскільки отримані ВКФ є фактично унімодальними, їх головна пелюстка є вузькою (гострою) і істотно домінує над «фоном» (рисунок 2.5в). Крім того, низький рівень бічних пелюсток ВКФ фактично виключає можливість помилкової «прив’язки» МР і, в результаті, помилкову корекцію його руху.

2.1 Методи підвищення інформативності ділянок радіолокаційних зображень під час застосування алгоритмів бінарізації еталонних зображень

Розглянемо запропонований метод бінаризації зображень поверхні візування, заснований на використанні операторів з симетричною ваговою функцією. Метод може використовуватися для оперативного створення еталонних зображень кореляційно-екстремальних систем навігації (наведення). На даний час запропоновано велику кількість алгоритмів обробки бінарних зображень: заливка замкнутих областей, потовщення і звуження контурів, отримання остова ліній, отримання огинаючих контурів і т.д. Ці алгоритми є основою для всіх видів обробки бінарних зображень і характеризуються високою надійністю і оперативністю. Гірше йде справа з надійністю й оперативністю отримання бінарного зображення.

Процес бінаризації характеризується спотвореннями наступного типу:

- розриви на об’єктах, лініях;
- розмивання зображення ліній, контурів і об’єктів;
- втрата цілісності об’єктів; поява шуму в однорідних областях.

Розриви і втрата цілісності об’єктів зображення виникають внаслідок ряду причин, обумовлених структурою зображення: значною зональною нерівномірністю яскравості об’єкта; дотиком об’єктів зображення, коли частина контуру об’єкта втрачається при бінаризації, і об’єкт зливається з сусіднім; накладенням об’єктів зображення тощо.

Великий вплив на спотворення зображення має накладення об’єктів і їх дотик, як окремий випадок накладення. В результаті бінаризації місце накладення об’єктів може бути інтерпретовано як продовження одного або декількох об’єктів. Алгоритми бінаризації, перевіряючі цілісність геометричної форми об’єкта, в місці накладення формують розрив об’єктів. Причина в тому, що точне теоретичне рішення задачі інтерпретації місця накладення відсутнє через брак інформації, і внаслідок цього на практиці використовуються тривіальні рішення: інтерпретувати місце накладення як фон або як продовження кожного з прилеглих об’єктів. Очевидно, що ні те, ні інше рішення в загальному випадку не є задовільним. Кожен тип зображень, які підлягають бінаризації, містить сотні накладень об’єктів, «роз’єднання» яких сьогодні проводиться вручну.

При бінаризації зображення яскравість кожного пікселя порівнюється з граничним значенням яскравості; якщо значення яскравості пікселя вище значення яскравості порогу, то на бінарному зображенні відповідний піксель буде «білим», або «чорним» в іншому випадку. Необхідність усунення великої кількості помилок процесу бінаризації спричинила за собою появу великої кількості методів бінаризації, які діляться на дві групи за принципом побудови порогової поверхні: методи глобальної та локальної бінаризації.

Пороговою поверхнею є матриця з розмірністю, що відповідає розмірності вхідного зображення. Кожна клітинка матриці задає поріг яскравості бінаризації для відповідного пікселя. У методах глобальної бінаризації порогова поверхня є площиною з постійним значенням порогової яскравості, а в методах локальної бінаризації значення порогової яскравості змінюється від точки до точки зображення, і розраховується на основі деяких локальних ознак в околиці пікселя.

Відомо, що найбільш ефективним з методів глобальної бінаризації, як за якістю, так і за швидкістю обробки є метод Оцу [1]. Метод використовує гістограму розподілу значень яскравості пікселів зображення для розрахунку порога. Суть методу Оцу полягає в тому, щоб виставити поріг між класами таким чином, щоб кожен з них був якомога більш «щільним». Якщо виражатися математичною мовою, то це зводиться до мінімізації дисперсії, яка визначається як зважена сума дисперсій двох класів. У свою чергу мінімізація внутрішньокласової дисперсії еквівалента максимізації міжкласової дисперсії. Далі обчислюється максимальне значення оцінки якості поділу зображення на дві частини (поріг). До недоліків методу відноситься розмиття ліній, «злипання» об’єктів, особливо в місцях перетину, втрата тонких ліній.

Для схематичних і картографічних зображень часто використовується метод Бернсена [1]. Для кожного пікселя *(x;y)* вибирається поріг яскравості $L(x;y)=(L_{мин}-L_{макс})/2$, де $L_{мин}L_{макс}$ - відповідно, найнижчий і найвищий рівень яскравості пікселів з квадратної околиці пікселя *(x;y)*. Якщо рівень контрасту (різниця найвищого рівня і найнижчого рівнів) перевищує деякий поріг, то піксель вважається або білим, або чорним. Для всього зображення цей поріг контрасту є константою і повинен підбиратися інтерактивно. Має ряд недоліків: після обробки монотонних областей яскравості формуються сильні паразитні перешкоди, в деяких випадках призводить до появи помилкових чорних плям. Недоліки можуть бути компенсовані за допомогою додаткової обробки - постпроцесингу. Метод є найбільш швидким серед інших, навіть в сукупності з етапом постпроцесингу.

Одним з найбільш продуктивних методів є метод Ейквеля [2]. Його часто застосовують для обробки чітких і контрастних зображень. Відповідно до даного методу зображення обробляється за допомогою двох концентричних вікон: маленького і великого. Зазвичай форма вікон приймається квадратною. Обидва вікна послідовно зліва направо зверху вниз накладаються на зображення з кроком рівним стороні маленького вікна. Для великого вікна розраховується поріг так, щоб поділити пікселі на два кластери. Якщо математичні очікування рівня яскравості в двох кластерах мають різницю, що перевищує деякий заданий користувачем рівень, то всі пікселі всередині маленького вікна бінаризуються відповідно до порогу. В іншому випадку, яскравість пікселів з маленького вікна замінюється деяким близьким значенням. На результуючому зображенні в місцях низької контрастності з’являються розриви і помилкові чорні області, які можна видалити тільки за допомогою постпроцесингу. При обробці тонких пересічних ліній можуть виникати розриви, тому метод підходить для товстих ліній і великих об’єктів.

Для швидкої фільтрації контрастних зображень, на яких відсутні сильно зашумлені області з плавними переходами яскравості використовується метод Ніблека [2]. Ідея даного методу полягає в варіюванні порога яскравості *L* від точки до точки на підставі локального значення стандартного відхилення. Поріг яскравості в точці (*x, y*) розраховується так:

$$L(x, y)=m(x, y)+k \cdot s(x, y),$$

де *m(x, y)s(x, y)* – середнє і стандартне відхилення вибірки для деякої околиці точки. Розмір околиці повинен бути мінімальним, але таким, щоб зберегти локальні деталі зображення. У той же час розмір повинен бути досить великим, щоб знизити вплив шуму на результат. Значення *k* визначає, яку частину кордону об’єкта взяти в якості самого об’єкта. Значення *k* = - 0,2 задає досить гарний поділ об’єктів, якщо вони представлені чорним кольором, а значення k = + 0,2 - якщо об’єкти представлені білим кольором. У місцях плавного переходу яскравості метод дає хибні об’єкти з невеликим шумом. Метод отримав своє поширення на практиці завдяки його інтеграції з етапом постпроцесингу. При цьому швидкість обробки падає в 3 рази, і кількість помилок скорочується на 20%.

Таким чином, існуючі алгоритми бінаризації дозволяють проводити обробку зображень зі значною зональною нерівномірністю яскравості, з монотонними областями яскравості, з дуже зашумленими зображеннями. Однак залишаються невирішеними виявлення зон накладення об’єктів зображення і необхідність автоматичної інтерпретації даних зон. Іншими словами, процес підготовки зображення вимагає визначення конфігурації об’єкта в місцях його накладення з іншими об’єктами.

Не є задовільним і варіант «обривання» об’єкта в місці накладення, тому що у цьому випадку об’єкти утворюють велику кількість накладень і «обривання» призводить до появи серйозної помилки - втрати цілісності об’єктів. Незадовільним є і варіант, в якому зона накладення вважається частиною кожного з прилеглих до неї об’єктів.

Реалізувати алгоритм бінаризації, здатний вирішувати проблему інтерпретації зон накладення об’єктів без інтеграції його з процедурою розпізнавання образів, на даному часі неможливо. Подібного роду інтеграція визначає подальший розвиток методів бінаризації.

Розглянемо новий метод бінаризації зображень, який дозволить усунути ряд недоліків попередніх методів.

Застосуємо оператори із симетричною ваговою функцією. Оператором із симетричною ваговою функцією - симетричним оператором - називаються оператори виду [3]:

$$B_{2n+1} = \sum_{i=-n}^{n} q_i \cdot D^i, \tag{2.2}$$

де D^i – оператор здвигу: $D^i y_t = y_{t+i}$;

q_i – вагові коефіцієнти оператора B_{2n+1} , які задовольняють вимогам:

$\sum_{i=-n}^{n} q_i = 1$ – умова норміровки;

$q_{-i} = q_i \quad \forall\, i = \overline{1,n}$, $n \in N$.

Число $g = 2n + 1$ – це пам’ять оператора *B* або довжина вікна оператора.

Дія оператора B_{2n+1} на вектор дискретних вимірювань $Y_t = [y_t]_{t=t-n}^{t+n} = \bar{y}$ розміру $(2n + 1) \times 1$ визначається формулою:

$$\hat{y_t} = \sum_{i=-n}^{n} q_i \cdot y_{t+i} \tag{2.3}$$

або $\hat{y} = < \bar{q}, \bar{y} >$, $\hat{y_t} = B_{2n+1} Y_t$,

де $\hat{y_t}$ – оцінка значення y_t , яка отримана за допомогою оператора B_{2n+1} .

Якщо розглянути зріз по строчці або по стовбцю радіолокаційного зображення (РЛЗ), то він має такий вигляд:

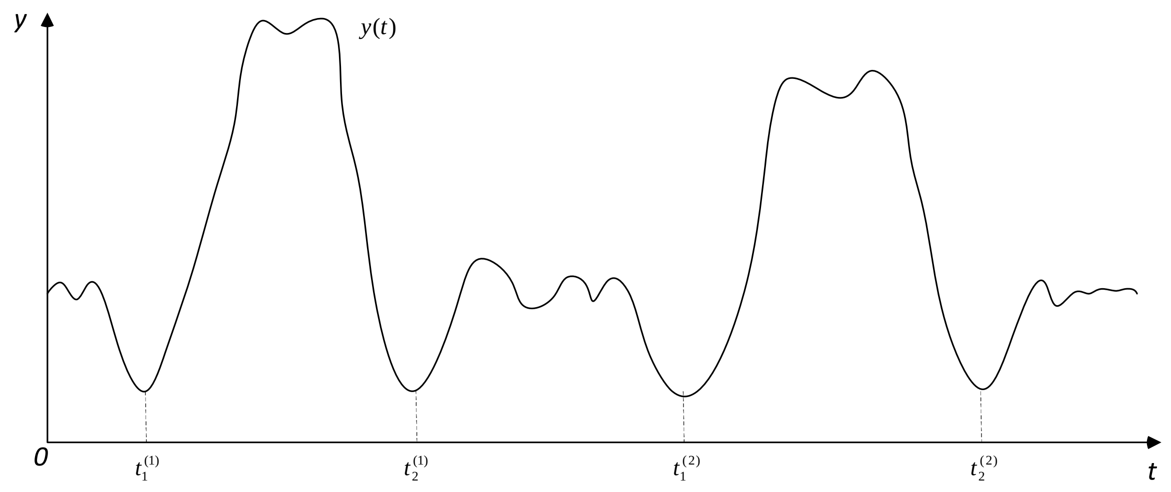


Рисунок 2.6 – Зріз по строчці або по стовбцю РЛЗ.

На рисунку 2.6 $t_1^{(1)}, t_2^{(1)}$ - координати початку і кінця області з великими значеннями функції *f(x,y)* яскравості. Аналогічно, $t_1^{(2)}, t_2^{(2)}$- координати початку і, відповідно, кінця іншої області з підвищеними значеннями функції яскравості. Для виявлення кордонів $t_1^{(n)}, t_2^{(n)}, n = 1,2, \dots$.. перепаду яскравості можна використовувати симетричні оператори. Відомо, що симетричний оператор *B* з ваговою функцією $\bar{q}$ виду:

$$\bar{q} = (q_{-n}, q_{-n+1}, \dots, q_{-1}, 1, q_1, \dots, q_{n-1}, q_n), \qquad (2.4)$$

де $q_{-i} = q_i \quad \forall\ i = \overline{1,n}$; $\sum_{i=1}^{n} q_i = -1/2$, забезпечує «анулювання» многочленів до другого ступеня включно. Вагові коефіцієнти q_i можна підібрати так, що буде виконуватися умова $B\{D_n(t)\} = 0\ \forall n \le z$ для многочленів будь-якого ступеня z. Крім того і для довільних значень коефіцієнтів q_i , які, звісно, задовольняють вимогам (2.4), будуть виконуватися умови: $B_{2n+1}\{D_1(t)\} = 0$, $B_{2n+1}\{D_2(t)\} = c$, де:

$c = q_2 \sum_{i=-n}^{n} q_i \cdot I^2$, а q_2 – коефіцієнт многочлена $D_2(t)$:

$$(D_2(t) = q_0 + q_1 t + q_2 t^2).$$

На реальних РЛЗ в області фона $q_2 \approx 0$ і тому значення параметра *c* мало відрізняється від нуля. Якщо застосувати оператор B_{2n+1} до функції y(t), зображеної на рисунку1.1, то це приведе до її трансформації, такої, що:

- в області фону $\widehat{y_t} = B_{2n+1}\{y_t\}_{t=-n}^{n} \approx 0$;

- локальним максимумам функції y_t будуть відповідати локальні максимуми функції $\widehat{y_t}$ (рисунок 2.7);

- точкам $t_1^{(n)}, t_2^{(n)}$ будуть відповідати локальні мінімуми функції $\widehat{y_t}$.

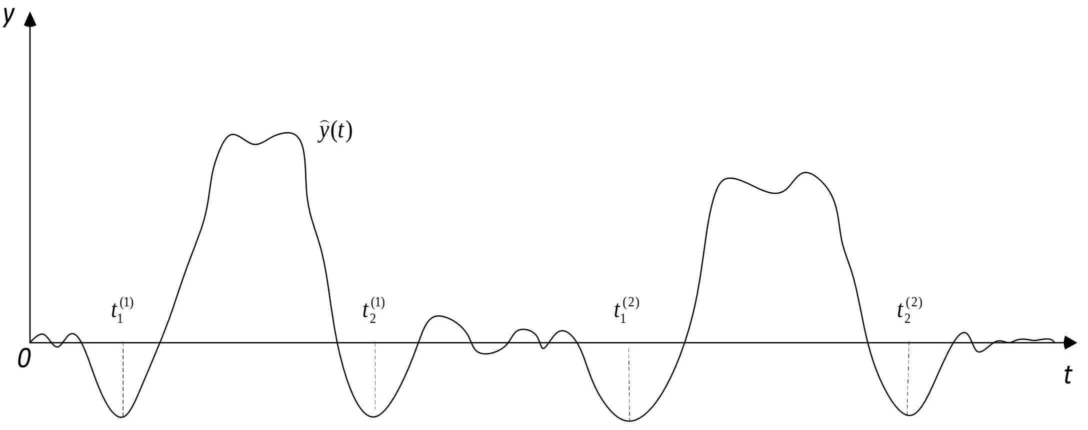


Рисунок 2.7 – Оброблений радіолокаційний сигнал

Вибір коефіцієнтів q_i при заданій довжині вікна ковзання *n* = 2*k*+1 впливає на величини локальних мінімумів і максимумів. Найбільші значення локальних екстремумів (по абсолютній величині) будуть отримані, якщо $\bar{q} = \left(-\frac{1}{2}, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0, -\frac{1}{2}\right)$. В цьому випадку:

$$min\ \widehat{y_t} = \hat{y}(t^{(1)}) \approx \frac{1}{2}\max y_t \text{, де } t_1^{(1)} \le t \le t_1^{(2)}.$$

Для перевірки ефекту запропонованого методу порівняємо якість отриманих бінарних зображень з простим пороговим методом бінаризації від одного вхідного зображення (рисунок 2.8).

Рисунок 2.8 – Початкове зображення у «сірому клині».

Якість бінаризації перевіримо завдяки визначенню взаємокореляційної функції (ВКФ) між початковим зображенням (ПЗ) і бінаризованим.

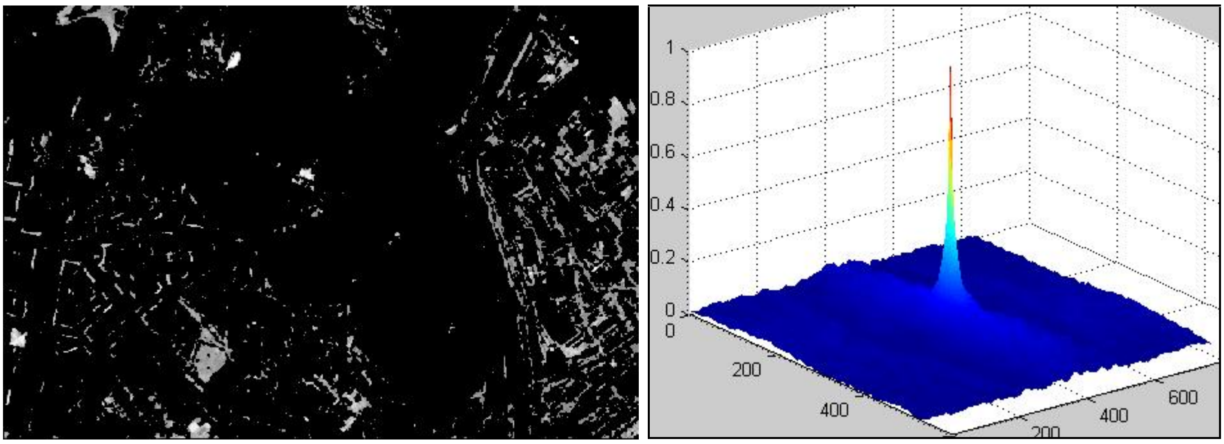
Так, під час застосування простого порогового методу бінаризації достатньо визначити (тим або іншим способом) певний поріг яскравості - L_B. Далі для кожного пікселя зображення в «сірому клині» застосовується правило:

$$S(i,j)^b = \begin{cases} 0\text{, якщо } S(i,j) < L_B; \\ 1\text{, якщо } S(i,j) \geq L_B, \end{cases}$$

де $S(i, j)$ – яскравість зображення в точці (i, j);

$S(i, j)^b$ – яскравість бінарного зображення в точці (i, j).

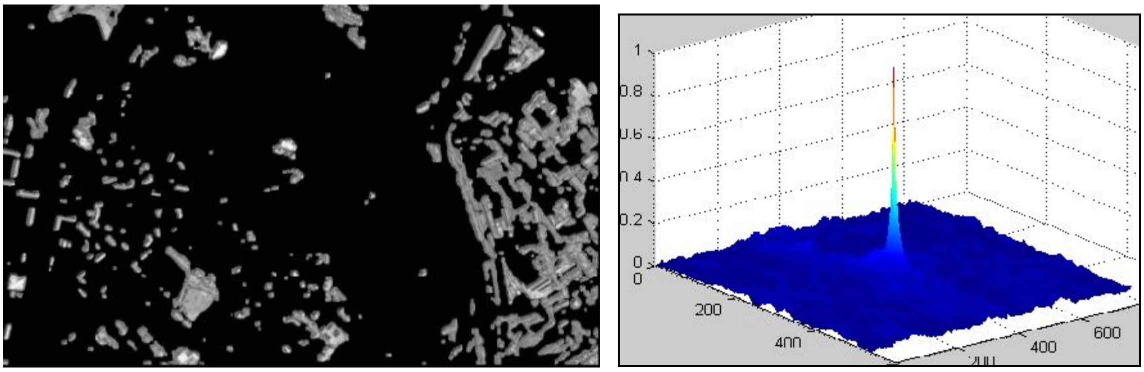
На рисунку 2.9 наведено результати отримання бінаризованого ПЗ із застосуванням порогової обробки і розрахунку ВКФ даного вихідного і бінарного зображень.



а) б)

Рисунок 2.9 – Результати отримання ПЗ із застосуванням порогової обробки і розрахунку ВКФ даного вихідного і бінарного зображень: а) ПЗ після порогової обробки; б) ВКФ ПЗ і бінарного зображень.

Перевіримо якість бінаризації ПЗ із застосуванням симетричних операторів. На рисунку 2.10 наведено результати отримання бінаризованого ПЗ із застосуванням симетричних операторів і розрахунку ВКФ ПЗ і бінарного зображень.



а) б)

Рисунок 2.10 – Результати отримання ПЗ із застосуванням симетричних операторів і розрахунку ВКФ ПЗ і бінарного зображень: а) ПЗ після бінаризації операторами; б) ВКФ ПЗ і бінарного зображень.

Таким чином, порівняння результатів бінаризації початкового зображення (рисунок 2.9а і рисунок 2.10а), отриманих двома зазначеними методами, свідчить про те, що бінаризація симетричними операторами дозволяє отримати більш якісне сегментоване зображення ПЗ (чітко окреслені окремі дахи будинків, немає накладення об'єктів, немає обривів зображень дахів будинків як це чітко видно при бінаризації пороговим способом (рисунок 2.9а), мінімум розривів і розмиття ліній). У свою чергу, ВКФ ПЗ і бінарного зображення, отриманого за допомогою симетричних операторів, є фактично унімодальною, її головна пелюстка є вузькою (гострою) і істотно домінує над «фоном» (рисунок 2.10б) порівняно з ВКФ на рисунку 2.9б. Крім того, низький рівень бічних пелюсток ВКФ фактично виключає можливість хибної «прив'язки» МР і, в результаті, помилкової корекції його руху.

2.2 Спосіб комплексування цифрових напівтонових радіолокаційних і оптичних зображень для отримання УЕЗ для комбінованих КЕСН

Пропонований спосіб комплексування цифрових напівтонових радіолокаційних і оптичних зображень полягає в наступному.

Розглянемо два цифрових зображення однієї і тієї ж ділянки земної поверхні (рисунок 2.11), отриманих в оптичному (рисунок 2.11,а) і міліметровому радіолокаційному (рисунок 2.11,б) діапазонах хвиль, відповідно.

Відповідне оптичне зображення в градаціях сірого показано на рисунку 2.12.

Визначається основний канал з найбільшою кількістю інформативних деталей на зображенні, наприклад, оптичний.

Для другого каналу (в даному випадку радіолокаційного) обчислюється його середня яскравість за формулою:

$$\overline{E}_{РЛ} = \sum_{x,y=1}^{n,m} E_{x,y}^{РЛ} \Big/ n \cdot m \ , \qquad (2.5)$$

де *x, y* — координати точок з яскравістю зображення; *n, m* — розміри зображення.

а)

б)

Рисунок 2.11 - Зображення ділянки земної поверхні

Рисунок 2.12 - Зображення ділянки земної поверхні в оптичному діапазоні в градаціях сірого

Далі обчислюється середнє значення абсолютних різниць $\overline{E}_{\Delta}$ між усіма значеннями яскравості пікселів і середньою яскравістю радіолокаційного зображення за формулою:

$$\overline{E}_{\Delta} = \sum_{x,y=1}^{n,m} \left| E_{x,y}^{РЛ} - \overline{E}_{РЛ} \right| \Big/ n \cdot m \ . \tag{2.6}$$

Радіолокаційне зображення, нормоване його середньою яскравістю ($E_{x,y}^{РЛ} - \overline{E}_{РЛ}$), показано на рисунку 2.13.

Рисунок 2.13 – Зображення в радіолокаційному діапазоні, нормоване його середньою яскравістю

Яскравість пікселів комплексованого зображення визначається згідно виразу:

$$E_{x,y} = E_{x,y}^{Опт} + \left| E_{x,y}^{РЛ} - \overline{E}_{РЛ} \right| - \overline{E}_{\Delta} \ , \tag{2.7}$$

де $E_{x,y}$ — комплексоване зображення; x, y — координати точок з яскравістю E радіолокаційного та оптичного зображення.

На рисунку 2.14,а показано отримане з використанням останнього виразу комплексоване зображення на основі вихідних оптичного і радіолокаційного зображень. Для порівняння, на рисунку 2.14,б наведено вихідне оптичне зображення в градаціях сірого.

а)

б)

Рисунок 2.14 – Комплексоване зображення: а) отримане на основі вихідних оптичного і радіолокаційного зображень; б) початкове оптичне зображення в градаціях сірого

На рисунку 2.15 наведена блок-схема узагальненого алгоритму реалізації запропонованого способу комплексування зображень.

На рисунку 2.16 наведено результати побудови двовимірних дискретних взаємнокореляційних функцій (ВКФ) для отриманого комплексованого зображення і вихідних зображень в оптичному і радіолокаційному діапазонах. Отримані характеристики, такі як унімодальність, вузький екстремум, низький рівень «фону» даних кореляційних функцій дозволяють стверджувати, згідно з [3], про можливість використання даного комплексованого зображення для подальшого формування універсального еталону.

Рисунок 2.15 – Блок-схема узагальненого алгоритму комплексування зображень

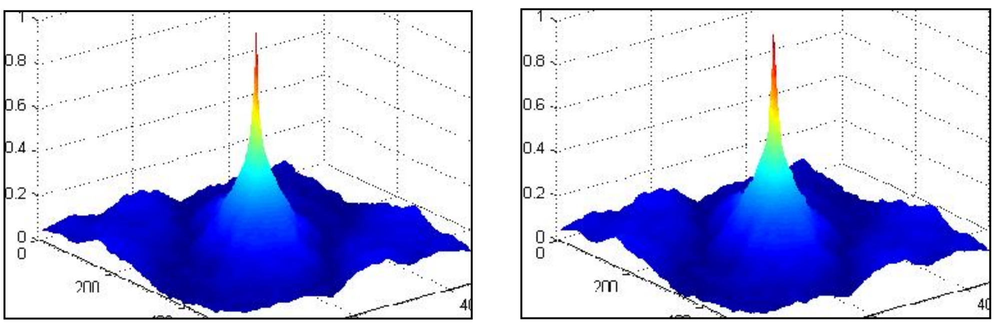


Рисунок 2.16 – ВКФ комплексованого зображення: а) з вихідним оптичним; б) з радіолокаційним.

Таким чином, пропонований спосіб комплексування цифрових напівтонових радіолокаційних і оптичних зображень дозволяє об'єднати в одному зображенні основні інформативні ознаки зображень обох діапазонів. При цьому додатковим ефектом є підвищення «якості» напівтонових зображень одного і того ж фрагмента земної поверхні, отриманих від двох каналів різного спектрального діапазону (радіолокаційного та оптичного), за рахунок підвищення локального контрасту результуючого зображення в двох діапазонах хвиль. Аналіз характеристик кореляційних функцій отриманого комплексованого зображення з вихідними зображеннями дозволяє стверджувати про можливість формування на його основі універсального еталонного зображення (УЕЗ) ділянки(ок) місцевості для комбінованих КЕСН МР.

2.3 Методи підвищення швидкодії при формуванні ЕЗ

Фізичний зміст функцій кореляції та згортки полягає в тому, що вони є кількісною мірою тотожності (подібності) двох сигналів. Якщо сигнал *x(t)*]*y(t)*, то результуючий сигнал *wk(t)=max* (функція автокореляції), інакше *wk(t)<max* (функція взаємної кореляції). При обробці двовимірних сигналів (наприклад, зображень) координати максимуму даної функції визначають центр тяжіння об’єкта, який розпізнається, що дозволяє знайти його на зображенні.

Згортка двох сигналів визначається шляхом «ковзання» еталонного сигналу щодо вхідного сигналу, і максимум функція прийме, коли вхідний сигнал збігся з еталонним. Крім того, аперіодична згортка з ядрами певного виду використовується для низькочастотної фільтрації сигналів, тобто є альтернативою масочної обробки для підготовки селективних зображень [26, 29]. У процесі формування ЕЗ обчислення взаємнокореляційних функцій ковзного зображення і поточного зображення проводиться багаторазово для визначення найкращого ЕЗ. Класичний кореляційний підхід, який базується на попіксельному порівнянні зображення з еталоном, має велику трудомісткість і потребує значного об’єму пам’яті. Тому завдачею являється отримання модифікації кореляційного методу, який забезпечує зменшення обчислювальної складності підготовки ЕЗ.

3 ЗАСТОСУВАННЯ ШВИДКИХ АЛГОРИТМІВ ПРИ ВИЗНАЧЕННЯ ЯКОСТІ ЕТАЛОНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Застосування швидких алгоритмів перетворення Фур’є для обчислення функцій згортки і кореляції при визначенні якості еталонних зображень

Уявімо зображення *X* і *Y* як двовимірні дискретні функції $X = \{x_{ij}\}, Y = \{y_{kl}\}$, де x_{ij} і y_{kl} - значення яскравості пікселів з координатами *i, j* і *k, l* відповідно, *Y* є фрагментом *X*. Взаємна кореляційна функція *X* і *Y* визначається за формулою [26]:

$$Corr(X,Y) = X \bullet Y(m,n) = \sum_i \sum_j x(m+i, n+j) y(i,j) \ , \qquad (3.1)$$

а взаємне розміщення зображень визначається координатами максимуму даної функції. Згортка *X* і *Y* визначається за формулою:

$$Conv(X,Y) = X * Y(m,n) = \sum_i \sum_j x(m-i, n-j) y(i,j) . \qquad (3.2)$$

Найбільш відомим методом швидкого обчислення взаємної кореляційної функції є метод з використанням дискретного перетворення Фур’є (ДПФ). Двовимірне ДПФ полягає в пошуку по сигналу $\{x\} = x_{00}, x_{01}, \ldots, x_{n-1,m-1}$ іншого сигналу $\{X\}=X_{00}, X_{01}, \ldots, X_{N-1,M-1}$, елементи якого обчислюються за формулою:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} x_{n,m} e^{\frac{-j2®kn}{N}} e^{\frac{-j2®km}{N}} \ . \qquad (3.3)$$

Основною властивістю цих перетворень є симетричність, тобто з сигналу *{x}* отримуємо (при прямому перетворенні) спектр сигналу *{X}*, а в результаті зворотного перетворення з *{X}* знову отримуємо початковий сигнал *{x}*. Величина $e^{\frac{-j2®}{N}}$ постійна і не змінюється при обчисленні N членів послідовності *{X}*. Позначимо $W_N = e^{\frac{-j2®}{N}}$. Тоді (3.3) прийме вигляд:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1}\sum_{m=0}^{N-1} x_{n,m} W_N^{km} W_N^{kn} \qquad (3.4)$$

$$x_n = \frac{1}{N^2}\sum_{n=0}^{N-1}\sum_{m=0}^{N-1} X_{k,l} W_N^{kn} W_N^{nl} \qquad (3.5)$$

Згідно теореми про згортку, якщо $x_p(n,m)$ і $y_p(n,m)$ - періодичні двовимірні сигнали з періодами (N, M) відліків і ДПФ $X_p(k,l)$ і $Y_p(k,l)$, то (N, N) - точкове ДПФ сигналу:

$$x * y_p(n,m) = \sum_{k=0}^{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} x_p(n-k, m-l) y_p(k,l),$$

який є згорткою сигналів $x_p(n,m)$ і $y_p(n,m)$, дорівнює

$$X * Y_p(k,l) = X_p(k,l) Y_p(k,l). \qquad (3.6)$$

Аналогічно теоремі про згортку, взаємна кореляційна функція обчислюється за таким правилом: якщо $x_p(n,m)$ і $y_p(n,m)$ - періодичні двовимірні сигнали з періодами (N, M) відліків і ДПФ $X_p(k,l)$ і $Y_p(k,l)$, то (N, N) - точкове ДПФ сигналу

$$x \bullet y_p(n,m) = \sum_{k=0}^{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} x_p(n+k, m+l)\, y_p(k,l),$$

який є ВКФ послідовностей $x_p(n,m)$ і $y_p(n,m)$, дорівнює:

$$X \bullet Y_p(k,l) = X_p(k,l) Y_p^*(k,l), \qquad (3.7)$$

де * означає поєднане ДПФ.

Оскільки ядро перетворення Фур’є є діленим по змінним, то для обчислення двовимірного перетворення обчислюються одномірні перетворення по рядках, а потім одномірні перетворення по стовпцях. Тому для обчислення згортки (ВКФ) двох зображень необхідно зробити такі дії:

- обчислити двовимірне ДПФ *x(n,m)* і двовимірне (поєднане для ВКФ) ДПФ *y(n,m) – X(n,m)* і *Y(n,m) (Y*(n,m))*;
- *X(n,m)* і *Y(n,m) (Y*(n,m)* для ВКФ) почленно перемножити;
- обчислити зворотне двовимірне ДПФ добутку *X(n,m)Y(n,m) (X(n,m)Y*(n,m)* для ВКФ).

Складність обчислень згортки (взаємокореляційної функції) при використанні формул 3.6-3.7 буде складати:

- 2 двовимірних ДПФ сигналів розмірності (*N*, *N*) - $2 \cdot 2 \cdot 2N^3$ операцій;
- добуток комплексних спектрів розмірності (*N*, *N*) - $6N^2$ операцій;
- зворотне двовимірне ДПФ розмірності (*N*, *N*) - $2 \cdot 2N^3$ операцій. Разом - $6(2N^3 + N^2)$ операцій.

При великих розмірах зображень обчислення ВКФ таким способом є досить ресурсномісткою операцією, тому на практиці доцільно використовувати алгоритми швидкого перетворення Фур’є (ШПФ) [26]. Сутність алгоритму ШПФ полягає в поділі сигналу на частини, їх незалежній обробці і формуванні з проміжних результатів підсігналів вдвічі більшої довжини. Такі дії проводяться, поки не сформується один сигнал довжиною

N. Для поділу сигналу можна використовувати або «проріджування за часом» (коли до першого підсігналу потрапляють компоненти з парними номерами, а до другого - з непарними), або «проріджування по частоті» (коли до першого підсігналу потрапляють перші $\frac{N}{2}$ компоненти, а до другого - всі інші). Обидва варіанти рівноцінні. Залежно від початкової довжини підсігналів, є алгоритми з основою 2, 4 і змішаною основою.

У матричному вигляді алгоритм ШПФ з основою 2 представлений співвідношенням:

$$\begin{cases} F^0 = X; \\ F^m = \begin{vmatrix} f_{k,m} \\ f_{k+l,m} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} W_{N_m}^0 & 0 \\ 0 & W_{N_m}^k \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} f_{k,m-1} \\ f_{k+l,m-1} \end{vmatrix} \end{cases}, \tag{3.8}$$

де $l = 2^{m-1}, m \in \overline{1, M}, k = (n)\mathrm{mod}\, l, k \in \overline{0, 2^{m-1} - 1}, n \in (0, N-1), N = 2^m$;

у вигляді рекурсивних рівнянь –

$$\begin{cases} f_{k,m} = f_{k,m-1} + f_{k,m-1} \cdot W_{N_m}^K; \\ f_{k+l,m} = f_{k,m-1} - f_{k,m-1} \cdot W_{N_m}^K \end{cases} \tag{3.9}$$

Складність обчислень згортки (взаємокореляційної функції) при використанні ШПФ з формулою базової операції (3.9) буде складати:

- 2 двовимірних ШПФ сигналів розмірності (*N*, *N*) - $2 \cdot 4N^2 \boldsymbol{log}_2 N$ операцій;
- добуток комплексних спектрів розмірності (*N*, *N*) - $6N^2$ операцій;
- зворотне двовимірне ШПФ розмірності (*N*, *N*) - $4N^2 \boldsymbol{log}_2 N$ операцій.

Разом - $6N^2 \boldsymbol{(} 2 \boldsymbol{log}_2 N + 1 \boldsymbol{)}$ операцій, що забезпечує значно більшу продуктивність обчислень.

3.2 Застосування швидких алгоритмів перетворення Хартлі для обчислення згортки функцій і кореляції при визначенні якості еталонних зображень

Перетворення Хартлі [26, 28] визначається формулою:

$$H(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) cas(2®tx) dx \tag{3.10}$$

Відповідно, зворотне перетворення Хартлі –

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} H(t) cas(2®tx) dt, \tag{3.11}$$

де . $cas(2®tx) = \cos(2®tx) + \sin(2®tx)$.

У дискретному вигляді:

$$H_n = \sum_{k=0}^{N-1} x_k cas(\frac{2®kn}{N}), \; x_m = \sum_{k=0}^{N-1} H_n cas(\frac{2®nm}{N}),$$

$$cas(\frac{2®nm}{N}) = \cos(\frac{2®nm}{N}) + \sin(\frac{2®nm}{N}).$$

Перетворення Фур’є пов’язано з перетворенням Хартлі такими співвідношеннями:

$$|F(t)|^2 = \frac{H^2(t) + H^2(-t)}{2},$$

а дійсна і уявна компоненти перетворення Фур’є можуть обчислюватися на основі перетворення Хартлі:

$$\mathrm{Re}\{F(t)\} = \frac{H(t) + H(-t)}{2}, \quad \mathrm{Im}\{F(t)\} = \frac{H(t) - H(-t)}{2} \qquad (3.12)$$

де *H (- t)* - дзеркальне відображення *H (- t).*

Двовимірне дискретне перетворення Хартлі (ДПХ) обчислюється за формулою:

$$H_{kl} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x_{mn} cas(\frac{2\text{®}(mk + nl)}{N}) \qquad (3.13)$$

Дане перетворення не має властивості подільності по змінним, тому на практиці використовується модифіковане перетворення:

$$H_{\hat{k}l} = \sum_{m=0}^{N-1} \left[\sum_{n=0}^{N-1} x_{mn} cas(\frac{2\text{®}nl}{N}) \right] cas(\frac{2\text{®}mk}{N}), \qquad (3.14)$$

де :

$$H_{kl} = \frac{1}{2}\left[H_{\hat{k},l} + H_{\hat{k},-l} + H_{-\hat{k},l} - H_{-\hat{k},-l}\right], \qquad (3.15)$$

$(N - k)\mathrm{mod}N = -k, (N - l)\mathrm{mod}N = -l$.

Враховуючи (3.12), перетворення Фур’є пов’язано з модифікованим перетворення Хартлі співвідношеннями:

$$\mathrm{Re}\{F_{k,l}\} = \frac{H_{\hat{k},-l} + H_{-\hat{k},l}}{2}, \quad \mathrm{Im}\{F_{k,l}\} = -\frac{H_{\hat{k},l} - H_{-\hat{k},-l}}{2}. \qquad (3.16)$$

Підставивши (3.11) у вирази (3.6-3.7), отримаємо правила обчислення згортки і взаємокореляційної функції з використанням перетворення Хартлі:

$$X * Y_p(k,l) = \frac{1}{2}(H^{(1)}(k,l) \cdot H^{(2)}(k,l) + H^{(1)}(-k,-l) \cdot H^{(2)}(k,l) + H^{(1)}(k,l) \cdot H^{(2)}(-k,-l) - H^{(1)}(-k,-l) \cdot H^{(2)}(-k,-l)) \quad (3.17)$$

$$X \bullet Y_p(k,l) = \frac{N}{2}(H^{(1)}(k,l) \cdot H^{(2)}(k,l) + H^{(1)}(-k,-l) \cdot H^{(2)}(-k,-l)) \quad (3.18)$$

Складність обчислень згортки (ВКФ) при використанні формул (3.17-3.18) буде складати:

- 2 двовимірних ДПХ сигналів розмірності (*N*, *N*) - $2 \cdot 2N^3$ операцій;
- складний добуток дійсних спектрів розмірності (*N*, *N*) - $7N^2$ операцій для функції згортки або операцій для взаємокореляційної функції;
- зворотне двовимірне ДПХ розмірності (*N*, *N*) - $2N^3$ операцій.

Разом - $6N^3 + 7N^2$ операцій для функції згортки або $3(2N^3 + N^2)$ операцій для ВКФ.

Алгоритм швидкого перетворення Хартлі (БПХ), як аналог ШПФ, отримаємо, підставивши (3.12) у рекурсивну формулу базової операції ШПФ (3.10) [26]. Згідно з (3.12):

$$f_{k,m} = \frac{h_{k,m} + h_{p,m}}{2} - j\frac{h_{k,m} - h_{p,m}}{2} \quad (3.19)$$

$$\begin{cases} f_{k,m-1} = \dfrac{h_{k,m-1} + h_{p,m-1}}{2} - j\dfrac{h_{k,m-1} - h_{p,m-1}}{2} \\ f_{k+l,m-1} = \dfrac{h_{k+l,m-1} + h_{p+l,m-1}}{2} - j\dfrac{h_{k+l,m-1} - h_{p+l,m-1}}{2} \end{cases} \quad (3.20)$$

де h_p – компонент, дзеркальний до h_k.

Тоді:

$$h_{k,m} + h_{p,m} - j(h_{k,m} - h_{p,m}) = \lfloor h_{k,m-1} + h_{p,m-1} - j(h_{k,m-1} - h_{p,m-1}) \rfloor + \lfloor h_{k+l,m-1} + h_{p+l,m-1} - j(h_{k+l,m-1} - h_{p+l,m-1}) \rfloor \cdot \left[\cos\frac{2®k}{N_m} - j\sin\frac{2®k}{N_m} \right] \quad (3.21)$$

Звідси отримуємо вираз для дійсної та уявної частин:

$$h_{k,m} + h_{p,m} = h_{k,m-1} + h_{p,m-1} + (h_{k+l,m-1} - h_{p+l,m-1})\cos\frac{2®k}{N_m} - (h_{k+l,m-1} - h_{p+l,m-1})\sin\frac{2®k}{N_m} \quad (3.22)$$

$$h_{k,m} - h_{p,m} = h_{k,m-1} - h_{p,m-1} + (h_{k+l,m-1} + h_{p+l,m-1})\cos\frac{2®k}{N_m} + (h_{k+l,m-1} + h_{p+l,m-1})\sin\frac{2®k}{N_m} \quad (3.23)$$

Тоді $h_{k,m} = h_{k,m-1} + h_{k+l,m-1}\cos\frac{2®k}{N_m} + h_{p+l,m-1}\sin\frac{2®k}{N_m}$, оскільки $(p+l)\,mod\,l = p$, то $h_{p+l,m-1}\sin\frac{2®k}{N_m} = h_{p,m-1}\sin\frac{®k}{N_m}$.

Таким чином, базова рекурсивна операція БПХ буде мати вигляд:

$$\begin{cases} h_{k,m} = h_{k,m-1} + h_{k+l,m-1}\cos\frac{2®k}{N_m} + h_{p,m-1}\sin\frac{®k}{N_m}; \\ h_{k+l,m} = h_{k,m-1} - h_{k+l,m-1}\cos\frac{2®k}{N_m} - h_{p,m-1}\sin\frac{®k}{N_m} \end{cases} \quad (3.24)$$

Складність обчислень згортки (ВКФ) при використанні БПХ з формулою базової операції (3.24) буде складати:

- 2 двовимірних БПХ сигналів розмірності (*N*, *N*) - $2 \cdot 3N^2 \log_2 N$ операцій;

- складний твір дійсних спектрів розмірності (*N*, *N*) - $7N^2$ операцій для функції згортки або $3N^2$ операцій для взаємокореляційної функції;

- зворотне двовимірне БПХ розмірності (*N*, *N*) - $3N^2 \log_2 N$ операцій.

Разом - $N^2(9\log_2 N + 7)$ операцій для функції згортки або $3N^2(3\log_2 N + 1)$ операцій для взаємокореляційної функції.

У таблиці 3.1 наведені показники складності обчислень функції згортки та ВКФ з використанням перетворень Фур'є та Хартлі.

Таблиця 3.1 – Показники складності обчислень функції згортки та ВКФ

Операція / Метод	ВКФ	ЗГОРТКА
ДПФ	$6N^2(2N+1)$	$6N^2(2N+1)$
ДПХ	$3N^2(2N+1)$	$N^2(6N+7)$
БПФ з основою 2	$6N^2(2\log_2 N+1)$	$6N^2(2\log_2 N+1)$
БПХ з основою 2	$3N^2(3\log_2 N+1)$	$N^2(9\log_2 N+7)$

З наведених показників видно, що перетворення Хартлі за рахунок використання дійсного ядра вимагає обчислень приблизно вдвічі менше, ніж перетворення Фур'є. З огляду на більш складну операцію множення спектрів, обчислення згортки з використанням БПХ вимагає приблизно така ж кількість операцій, як при використанні ШПФ, а обчислення ШПФ з використанням БПХ вимагає приблизно на третину менше операцій, ніж при використанні ШПФ. Крім того, обчислення перетворення Хартлі, на відміну від перетворення Фур'є, не збільшує розмірність даних, тому не призводить до подвоєння обсягу оперативної пам’яті для зберігання дійсної та уявної компонент.

3.3 Визначення показника міри кореляції еталонного і поточного зображень

Як зазначалося вище, невід’ємною частиною методів ітераційного формування еталонних зображень є перевірка їх якості, для чого для кожного варіанту селективного зображення розраховується взаємокореляційна функція з поточним зображенням. Однак власне ВКФ не може однозначно оцінити кількісну міру подібності зображень, оскільки вона залежить від часу кореляції, лінійних розмірів зображень і від значень вхідних відліків сигналів (значень яскравості пікселів). Тому для визначення показника кореляції будемо використовувати нормовану взаємокореляційну функцію (НВКФ) з коефіцієнтом нормування, яка являється енергетичним спектром сигналів [26, 27]:

$$Corr\_norm(X,Y) = \frac{1}{|F(X)||F(Y)|} F(X) \bullet F^{*}(Y) \qquad (3.25)$$

Значення цієї функції знаходиться в інтервалі [- 1,1], її максимум є показником міри кореляції двох зображень, а координати максимуму характеризують зміщення центру одного зображення відносно центру іншого. На рисунку 3.1 зображено супутникове зображення місцевості в радіолокаційному діапазоні та його фрагмент. Рисунок 3.2 представляє їх взаємокореляційну функцію (а) і нормовану взаємокореляційну функцію (б).

Як можна побачити з рисунку 3.2, НВКФ має максимально вузький головний пелюсток (пік функції) і фактично згладжений «фон». Така форма вирішальної функції забезпечує відсутність помилковою корекції польоту і дозволить більш точно здійснювати навігацію і наведення МР. Недоліком є збільшення на 20% об’єму обчислень, оскільки для одного з зображень необхідно отримати і пряме, і поєднане спектральне перетворення.

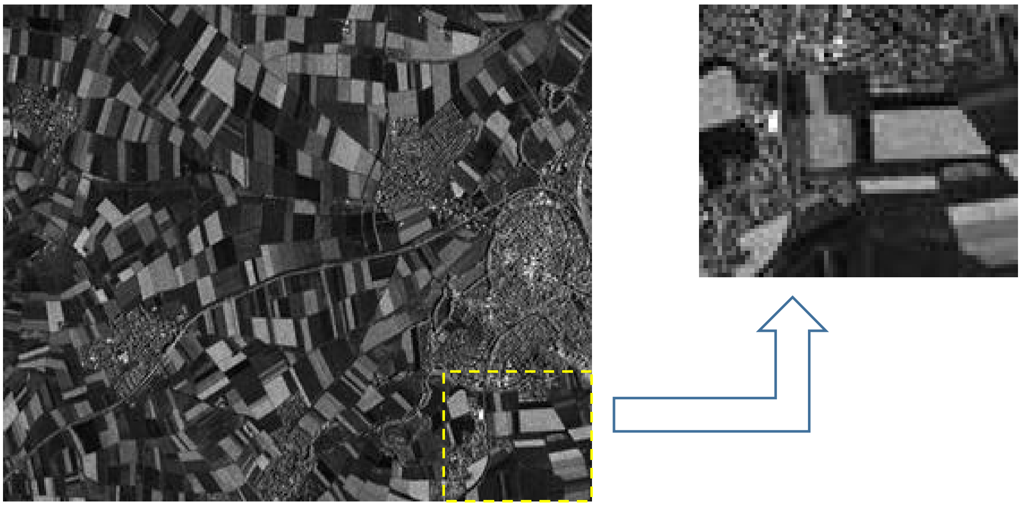
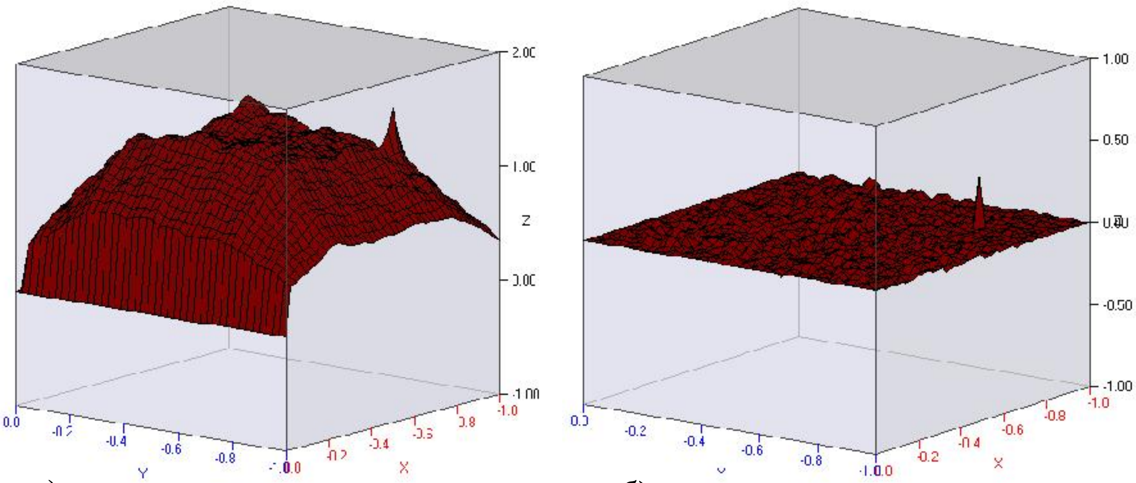


Рисунок 3.1 – Супутникове радіолокаційне зображення і його фрагмент



а) б)

Рисунок 3.2 – а) ВКФ зображень (рисунок. 3.1); б) НВКФ зображень (рисунок 3.1)

4 СИНТЕЗ ЕТАЛОННИХ ЗОБРАЖЕНЬ МР

4.1 Введення перетворень подібності на опорному просторі для опису безлічі зсунутих і повернених ЕЗ

ЕЗ у системах даного типу формується непрямим шляхом на основі ідентифікації аерофотознімка (АФЗ) визначення місця знаходження району з можливим уточненням результату при використанні цифрових карт місцевості. Ідентифікація АФЗ полягає в побудові в деякій системі координат $\left(x_1, x_2\right)$, пов’язаної з АФЗ, відображення:

$$a{:}A \to O\,, \tag{4.1}$$

де $A \in \mathbf{R}^2$ – компактна підмножина площини, що описує ЕЗ:

О – множина типів підстилаючої поверхні, які ідентифікуються на АФЗ в районі цілі (наприклад, О={вода, пісок, трава, бетон}). Надалі цю множину будемо називати об’єктним складом.

Таким чином, відображення (4.1) зіставляє кожній точці $\mathbf{x} = (x_1, x_2) \in A$ тип підстилаючої поверхні у відповідності з ідентифікацією АФЗ. Може виявитися, що різні типи поверхонь мають приблизно однакові випромінювальні здібності в міліметровому діапазоні хвиль, тоді їх необхідно віднести до одного типу. Зазвичай вважається, що в радіометрії впевнено розрізняються 4...5 типів підстилаючих поверхонь [34].

ЕЗ має представляти собою $M_1 \times M_2$-матрицю чисел і формується для кожної точки прив’язки розрахункової траєкторії, яка визначається польотним завданням. Надалі під ЕЗ будемо розуміти зображення, сформоване для порівняння з ПЗ, отриманим на якомусь одному сеансі прив’язки. Для синтезу ЕЗ необхідно розрахувати координати $\mathbf{x}^{ij} = \left(x_1^{ij}, x_2^{ij}\right)$

$(i \in \overline{1,M_1},\ j \in \overline{1,M_2})$ точок перетину осей парціальних діаграм спрямованості антенної системи (ДНАС) з поверхнею землі і визначити тип підстилаючої поверхні для кожної такої точки у відповідності з ідентифікацією АФЗ. ЕЗ можна представити у вигляді матриці, так і у вигляді вектора шляхом розгортки її якимось чином, наприклад, за рядками, що і буде передбачатися в подальшому.

Позначимо через $E = \overline{1,M}$ $(M = M_1 M_2)$ безліч номерів елементів ЕЗ при його векторному поданні. З попередніх міркувань випливає, що побудоване відображення $a: E \to O$, що ставить у відповідність кожному номеру елемента ЕЗ тип підстилаючої поверхні в точці, в якій вісь парціальної (ДНАС) з цим номером перетинає візіюючу поверхню. Деякі елементи ЕЗ можуть належати до одного типу підстилаючої поверхні. Таким чином, відображення a розбиває множину елементів ЕЗ на однорідні ділянки, звані зонами.

Розбиття на зони вихідної множини безлічі номерів E можна зробити за допомогою введення бінарного відношення I=“належати типу підстилаючої поверхні”. Можна показати, що відношення I симетрично, рефлексивно і транзитивно, тобто є відношенням еквівалентності. Відомо [40], що відношення еквівалентності розбиває вихідну множину E на непересічні класи еквівалентних елементів, а множину класів еквівалентності (зон) прийнято називати фактор-множиною по відношенню до I і позначати E/I. Відображення $a': E \to E/I$ називається природною проекцією. Множини O і $O' = E/I$ ізоморфні. Ізоморфізм встановлюється взаємнооднозначною відповідністю $c: O \to O'$, що відповідає кожному типу підстилаючої поверхні відповідний клас еквівалентних елементів. При проведенні розрахунків зручніше працювати з множиною O'. Позначимо через N кількість зон, а через $N_i \subset E$ $\left(i \in \overline{1,N}\right)$ - множину номерів елементів, що потрапили в i-ю зону.

На наступному етапі необхідно здійснити яркісне наповнення ЕЗ, тобто побудувати відображення $b: O' \to \mathbf{R}$, що ставить у відповідність кожній зоні яскравість відповідного типу підстилаючої поверхні. Оскільки в силу мінливості яскравостей зон кожній зоні неможливо однозначно зіставити числове значення яскравості, то пропонується для опису яскравісної складової ЕЗ скористатися результатами теорії вимірювань.

Бінарним відношенням на множині X називається підмножина $R \subset X \times X$.. За аналогією k--арним відношенням на X називається підмножина R прямого добутку $\underbrace{X \times \cdots \times X}_{k \text{ раз}}$. Елементи $x_1, \ldots, x_k \in X$ перебувають у відношенні R, якщо $(x_1, \ldots, x_k) \in R$. На множині X може бути задано декілька відношень, сукупність яких $\{R_k\}_{k=1}^{K}$ називається сімейством відношень нан X. Пара $\mu = \langle X, \{R_k\} \rangle$ називається емпіричною системою з відношенями. Основна задача теорії вимірювань полягає в тому, щоб приписати елементам X числові значення. Гомоморфізмом системи μ в систему числових відношень $\nu = \langle \mathbf{R}, \{\rho_k\} \rangle$ ($\mathbf{R}$ множина дійсних чисел), іноді називають просто виміром, називається функція $f: X \to \mathbf{R}$, яка зберігає відношеня R_k. Упорядкована трійка $\langle \mu, \nu, f \rangle$ називається шкалою, а множина $\mathbf{R}$ носієм шкали.

Введені множини і відображення між ними ілюструються діаграмою, зображеною на рисунку 4.1.

Більшість використовуваних на практиці шкал допускає опис з допомогою групи G допустимих перетворень $g: \mathbf{R} \to \mathbf{R}$. Для таких шкал, якщо задана група G і побудований деякий гомоморфізм $f: X \to \mathbf{R}$, то множина $F_G(f)$ всіх гомоморфізмів може бути описано наступним чином: $F_G(f) = \{g \circ f,\ g \in G\}$. Множина $F_G(f)$ називається g-орбітою елемента $f \in F$, де F множина всіх функцій $X \to \mathbf{R}$. Під дією групи G множина F розпадається на непересічні орбіти (класи), кожній з яких відповідає певна система з відношенями. Отже, група G однозначно визначає тип шкали (номінальна, порядкова і т. д.) і навпаки. Іншими словами, встановлено ізоморфізм між безліччю орбіт ГДП та множинами систем з відношенями [41].

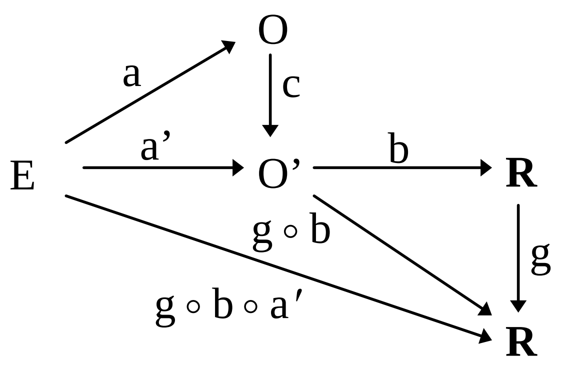


Рисунок 4.1 -Діаграма, що зв’язує сукупність введених множин і відображень

В таблиці 4.1 приведені найбільш часто вживані ГДП і відповідні їм типи шкал в теорії вимірювань.

Таблиця 4.1 – Сукупність використовуваних на практиці шкал і породжуючі їх ГДП

Тип шкали	Група допустимих перетворень	Носій
Абсолютна	Тотожнє перетворення $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}$	$\mathbf{R}$
Відношень	Перетворення подібності $g(\mathbf{x}) = \alpha\mathbf{x},\ \alpha > 0$	$(0, \infty)$
Різниці	Перетворення зсуву $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x} + \mathbf{1}\beta,\ \beta \in \mathbf{R}$	$\mathbf{R}$
Інтервалів	Лінійні перетворення $g(\mathbf{x}) = \sim \mathbf{x} + \mathbf{1}$, $\in \mathbf{R},\ \sim > 0$	$\mathbf{R}$
Гіперпорядкова	Гіпермонотонні перетворення	$\mathbf{R}$
Порядкова	Строго зростаючі перетворення $\mathbf{R}$ на себе	$\mathbf{R}$
Найменувань (номінальна)	Взаємнооднозначні перетворення $\mathbf{R}$ на себе	$\mathbf{R}$

Скористаємося формалізмом теорії образів Гренандера для опису ЕЗ. В якості опорного простору виберемо множину $X = \{\mathbf{x}^{ij}\}$, утворюючою назвемо функцію f, відображаючу опорний простір X в зіставлений простір $Y = \mathbf{R}$, а через F позначимо множину всіх таких функцій. Таким чином, утворююча являє собою півтонове зображення, а її значення описують яскравість зображення. Раніше такі утворюючі були названі утворюючими-відповідниками. Для них перетворення подібності можуть вводитися як на опорному, так і на зіставленому просторі. Перетворення подібності на зіставленому просторі описують перетворення яскравості зображення, а групи G перетворень подібності і відповідні типи шкал наведені в таблиці 4.1.

Тип шкали визначається експериментально шляхом багаторазових вимірювань яскравості кожного типу підстилаючої поверхні в різних умовах. Під дією групи G множина F розпадається на орбіти, у кожній з яких зосереджені функції, що зберігають певні відношення на яркостях елементів ЕЗ і в цьому сенсі є подібними. Такі функції називають оцифровками [42].

В якості множини перетворень подібності на опорному просторі X введемо множину $S = P \times O_2$, де O_2 - група обертань евклідової площини $\mathbf{R}^2$, P - підмножина групи зрушень S_c в межах напівширини інтервалу дискретизації ЕЗ.

Якщо позначити через $\Delta L_1, \Delta L_2$ середню відстань між точками $\mathbf{x}^{ij}$ по відповідній координаті, то можна визначити $P = \{\circ \in S_c \,|\, |\rho_1| < \Delta L_1, |\rho_2| < \Delta L_2\}$.

Елемент O_β групи обертань O_2 являє собою поворот площині на кут β проти годинникової стрілки і описується ортогональною матрицею:

$$\mathbf{O}_\beta = \begin{bmatrix} \cos\beta & -\sin\beta \\ \sin\beta & \cos\beta \end{bmatrix}. \quad (4.2)$$

Дія елемента $s = \left(°, O_\beta\right) \in S$ на просторі X описується виразом:

$$\mathbf{r} = s\mathbf{x} = ° + O_\beta \mathbf{x}, \tag{4.3}$$

або в координатах

$r_1 = \rho_1 + x_1 \cos\beta - x_2 \sin\beta;$
$r_2 = \rho_2 + x_1 \sin\beta + x_2 \cos\beta.$

Дія перетворення $s \in S$ на множині утворюючих F визначимо наступним чином:

$$f(s\mathbf{x}) = f(° + O_\beta \mathbf{x}). \tag{4.4}$$

Таким чином, введення перетворень подібності на опорному просторі дозволяє описати множину зсунутих і повернених ЕЗ, щоб при порівнянні з фрагментом ПЗ підібрати примірник ЕЗ, найбільшою мірою відповідний порівнювальному фрагменту.

4.2. Модель поточного зображення

Припустимо, що на поверхні візування в деякій системі координат $\left(y_1, y_2\right)$ задано скалярне поле яскравості $\psi(\mathbf{y}) = \psi\left(y_1, y_2\right)$.

У КЕСН це поле дискретизируется і згладжується просторовим фільтром:

$$p_{ij} = \int\limits_{\mathbf{R}^2} L(\mathbf{y})\psi(\mathbf{y})H(\mathbf{y}^{ij} - \mathbf{y})d\mathbf{y}, \;\; i \in \overline{1, N_2}, \;\; j \in \overline{1, N_1}, \tag{4.5}$$

де $L(\mathbf{y})$ - коефіцієнт, що враховує загасання на трасі розповсюдження сигналу;

$H(\mathbf{y})$ - функція діаграми спрямованості антени, перерахована до просторових координат на поверхні землі;

$\mathbf{y}^{ij}$ - точка перетину осі (i, j)-й діаграми спрямованості з поверхнею візування;

N_1, N_2 - розміри матриці ПЗ.

Операцію перебору фрагментів ПЗ, що мають розміри ЕЗ, зручно формалізувати в термінах теорії образів. Введемо в якості опорного простору підмножину $Y_0 = \overline{1, N_1} \times \overline{1, N_2}$ цілочисельної решітки $\mathbf{Z^2}$ ($\mathbf{Z}$ - множина цілих чисел).

Тоді ПЗ являє собою функцію $p' : Y_0 \to \mathbf{R}$. Утворюючою назвемо звуження цієї функції на підмножину $Y = \overline{1, M_1} \times \overline{1, M_2}$, тобто $p = p'\big|_Y$.

В якості множини перетворень подібності опорного простору виберемо групу цілочисельних зрушень, дія якої на опорному просторі визначається правилом:

$$\mathbf{q(y)} = \mathbf{y} + \mathbf{q}, \quad \mathbf{y}, \mathbf{q} \in \mathbf{Z^2}, \tag{4.6}$$

а на що утворюючих – наступним співвідношенням:

$$\mathbf{q}p(\mathbf{y}) = p'(\mathbf{y} + \mathbf{q})\big|_Y . \tag{4.7}$$

Отже, утворююча являє собою фрагмент ПЗ, що має розміри ЕЗ, а застосування операції цілочисельного зсуву до твірної призводить до виділення нових фрагментів ПЗ з тими ж розмірами. Множина Q допустимих зрушень, при яких фрагменти, що виділяються, не виходять за межі ПЗ, та визначається як $Q = \overline{0, N_1 - M_1} \times \overline{0, N_2 - M_2}$.

Припустимо, що ПЗ приймається на фоні адитивного шуму n', при цьому шуми в окремих каналах незалежні і розподілені по нормальному закону, тобто:

$$I' = p' + n', \tag{4.8}$$

де p' – незашумлене ПЗ;

$n' : Y_0 \to \mathbf{R}$ – випадкова функція, що описує власні шуми каналів системи.

Нехай функція $D : Y_0 \to \mathbf{R}$ описує дисперсію шумів каналів системи.

Після переходу у виразі (4.8) до утворюючих отримаємо:

$$I = p + n, \tag{4.9}$$

де I, n – звуження I', n' на Y.

Фрагментом-автором прийнято називати фрагмент, насправді відповідний ЕЗ.

Нехай $\mathbf{q}_0$ - зрушення, що відповідає виділенню цього фрагмента.

Тоді:

$$\mathbf{q}_0 p'(y_1, y_2)\big|_Y = sgf(x_1, x_2), \tag{4.10}$$

тобто фрагмент-автор відповідає деякій оцифрування ЕЗ f, причому цю оцифровку потрібно вибрати так, щоб вона найбільшою мірою відповідала фрагменту-автору, що досягається вибором належного перетворення подібності $g \in G$, а для компенсації зсуву і повороту системи координат ПЗ відносно системи координат ЕЗ необхідно підібрати елемент $s \in S$.

Запишемо (4.9) у координатах з урахуванням (4.4):

$$I'\left(i+q_1,j+q_2\right)=gf\left(\rho_1+x_1^{ij}\cos\beta-x_2^{ij}\sin\beta,\rho_2+x_1^{ij}\sin\beta+x_2^{ij}\cos\beta\right)+n'\left(i+q_1,j+q_2\right),\ (i,j)\in Y. \tag{4.11}$$

4.3 Формалізація задачі синтезу ЕЗ на основі теорії статистичних рішень

З позиції теорії статистичних рішень завдання пошуку фрагмента ПЗ, найбільш «схожого» на ЕЗ, у випадку адитивної моделі (4.9) взаємодії зображення з шумом формулюється наступним чином: потрібно оцінити зрушення $\mathbf{q}$, що доставляє екстремум обраному критерію якості при наявності заважають параметрів $s, g, ,$ які також повинні оцінюватися в процесі рішення задачі.

В якості критерія якості виберемо логарифм функції правдоподібності параметрів $\mathbf{q}$, s, $g, ,$ для якого на підставі (4.11) з точністю до доданків, які не впливають на положення його максимуму, можна отримати вираз:

$$\Lambda(\mathbf{q},s,g)=-\sum_{i=1}^{M_1}\sum_{j=1}^{M_2}\ln\left[D'(i+q_1,j+q_2)\right]-$$
$$-\sum_{i=1}^{M_1}\sum_{j=1}^{M_2}\frac{\left[I'\left(i+q_1,j+q_2\right)-gf\left(\rho_1+x_1^{ij}\cos\beta-x_2^{ij}\sin\beta,\rho_2+x_1^{ij}\sin\beta+x_2^{ij}\cos\beta\right)\right]^2}{D'\left(i+q_1,j+q_2\right)}. \tag{4.12}$$

Розгорнемо ЕЗ і фрагменти ПЗ за рядками, починаючи з нижнього рядка. Тоді ЕЗ являє собою вектор $\mathbf{e}=\left(e_1,\dots e_M\right)\in\mathbf{R}^M$, де:

$$e_{M_1(j-1)+i}=f(\mathbf{x}^{ij}),\quad \left(i,j\right)\in Y. \tag{4.13}$$

Для ПЗ номер фрагменту, відповідного вектора зсуву $\mathbf{q}$, визначається виразом:

$$k = (N_1 - M_1 + 1)q_2 + q_1 + 1,\ \mathbf{q} \in Q. \qquad (4.14)$$

Вектор зсуву $\mathbf{q}$ відновлюється за номером k за допомогою співвідношення:

$$\mathbf{q} = \left(\operatorname{mod}_{N_1 - M_1 + 1} k - 1,\ \operatorname{div}_{N_1 - M_1 + 1} k\right), \qquad (4.15)$$

а k-й фрагмент ПЗ і шуму описуються векторами $\mathbf{y}^k = \left(y_1^k, \ldots, y_M^k\right)$, $\mathbf{d}^k = \left(d_1^k, \ldots, d_M^k\right)$, компоненти яких дорівнюють відповідно значенням функції I' і зворотним значенням функції D'.

Тоді (4.12) можна представити у вигляді:

$$\Lambda(k, s, g) = -L(k) - B(k, s, g), \qquad (4.16)$$

де

$$L(k) = \sum_{i=1}^{M} \ln(d_i^k),\quad B(k, s, g) = \sum_{i=1}^{M} d_i^k \left(y_i^k - g e_i^s\right)^2. \qquad (4.17)$$

4.4 Синтез оптимального алгоритму формування коригуючого сигналу

Для синтезу оптимального алгоритму необхідно вирішити задачу $\left(\hat{\mathbf{q}}, \hat{s}, \hat{g}\right) = \arg \max\limits_{\mathbf{q} \in Q,\, s \in S,\, g \in G} \Lambda(k, s, g)$, яка еквівалентна задачі:

$$\left(\hat{k}, \hat{s}, \hat{g}\right) = \arg \min_{k \in K,\, s \in S,\, g \in G} -\Lambda(k, s, g), \qquad (4.18)$$

якщо розгорнути матрицю значень критеріальної функції Λ по рядках. У формулі (4.18) $K = (N_1 - M_1 + 1)(N_2 - M_2 + 1)$ - число фрагментів ПЗ.

Оскільки перший доданок в (4.16) не залежить від s, g, то спочатку потрібно вирішити задачу:

$$(\hat{s}, \hat{g}) = \arg \min_{s \in S\, g \in G} B(k, s, g), \qquad (4.19)$$

а потім знайти номер $\hat{k}$, для якого

$$L(\hat{k}) + B(\hat{k}, \hat{s}, \hat{g}) < L(k) + B(k, \hat{s}, \hat{g}),\ k \in \overline{1, K},\ k \neq \hat{k}.$$

Завдання (4.19) являє собою для даного фрагмента ПЗ вибір «еталона максимальної подібності» в термінології Ст. А. Ковалевського [43].

На практиці параметр доцільно вибирати дискретним, тобто будувати набір ЕЗ кожен елемент якого характеризується вектором зсуву і кутом повороту

Для розв’язання задачі (4.19) необхідно спочатку вирішити задачу:

$$\hat{g} = \arg \min_{g \in G} B(k,s,g). \qquad (4.20)$$

Зручно представити $B(k,s,g)$ у вигляді норми у білінійно-метричному просторі з відповідною метрикою.

Опускаючи фіксовані індекси k, s, з точністю до незалежного від g множника наведемо (4.20) до виду:

$$\hat{g} = \arg \min_{g \in G} \sum_{i=1}^{M} p_i \left(y_i - g z_i\right)^2, \qquad (4.21)$$

де

$$p_i = d_i \Big/ \sum_{i=1}^{M} d_i . \tag{4.22}$$

З виразу (4.22) випливає, що $\sum p_i = 1$. Крім того $p_i > 0$, так як d_i – величина, зворотна дисперсії шуму i-го каналу. Таким чином, сукупність вагових коефіцієнтів $\{p_i\}$ визначає білінійну симетричесну позитивно певну форму з діагональною матрицею $A = diag(p_1,\ldots,p_M)$, яка породжує в R^M метрику, щодо якої завдачу (4.11) можна записати як:

$$\hat{g} = \arg\min_{g \in G} \|\mathbf{y} - g\mathbf{z}\|_{\mathbf{A}}^2 . \tag{4.23}$$

Задача визначення оптимального перетворення ЕЗ з ГДП в разі перших чотирьох зазначених в таблиці 4.1 шкал, званих сильними, зручно вирішувати в постановці, описуваної виразом (4.23). Для інших типів шкал, званих слабкими, доцільно використовувати зонну структуру ЕЗ, що дозволяє знизити розмірність завдання.

Якщо знайдена ГДП G і визначено гомоморфізм $f: X \to R$ емпіричної $\mu = (X,R)$ (і числовий $\nu = \langle \mathbf{R}, \rho \rangle$ шкал, то на опорному просторі X задано відношення $R \subset X^2$ (в разі шкали порядку - відношення лінійного квазіпорядка, шкали гіперпорядка - відношення гіперпорядка, номінальної шкали - відношення еквівалентності).

Якщо R – відношення лінійного квазіпорядка, то його можна представити у вигляді суми відносини строгого порядку R^s і відносини еквівалентності R^I [41]:

$$R = R^s + R^I .$$

Відношення R^I розбиває простір X на зони, а відношення R^s встановлює відношення строгого порядку на безлічі зон N. Оскільки множина N тепер упорядкована, перенумеруємо її елементи в порядку зростання їх яркостей. Покладемо в (4.11) $© = g\mathbf{z}$ і переформулюємо обмеження $g \in G$ в обмеження для вектора ©.

Побудуємо відображення $r: X \to \overline{1,N}$, $r(x_i) = r_i = j,$, зіставляє i-му елементу ЕЗ номер зони j, якій він належить.

Вектор $\mathbf{r} = (r_1, \ldots, r_M)$ природно назвати вектором рангів елементів ЕЗ.

Побудуємо лінійний оператор:

$$h: R^N \to R^M,$$

Має $M \times N$ матрицю $\mathbf{H}$ з елементами $h_{ij} = \delta_{r_i j}$ (δ_{ij} символ Кронекера).

У матриці $\mathbf{H}$ в i-й рядку на j-му місці стоїть 1, якщо i-й елемент ЕЗ належить j-й зоні, а інші елементи рядка дорівнюють нулю. Введемо в розгляд вектор $® \in \mathbf{R}^N$, компоненти якого дорівнюють оцифровкам яскравостей зон. Тоді будь-який вектор оцифровки ЕЗ $© \in \mathbf{R}^M$ можна виразити через вектор за допомогою співвідношення:

$$© = \mathbf{H}®. \tag{4.24}$$

Позначимо через $C_® \subset \mathbf{R}^N$ множину допустимих оцифровок по зонах, яке визначається ставленням ρ у числовій шкалі. Тоді безліч допустимих оцифровок для вектора $© \in \mathbf{R}^M$ можна описати наступним чином:

$$C_© = \left\{ © \in \mathbf{R}^M \middle| © = \mathbf{H}®,\ ® \in C_® \right\},$$

а завдання (4.23) у разі подання ЕЗ в слабких шкалах приймає вигляд:

$$\hat{©} = \arg\min_{© \in C_{©}} \|\mathbf{y} - ©\|_{\mathbf{A}}^{2} . \tag{4.25}$$

Можна показати, задача (4.25) еквівалентна наступній:

$$\hat{®} = \arg\min_{® \in C_{®}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}®\|_{\mathbf{A}}^{2} , \tag{4.26}$$

а оптимальна оцифровка $\hat{©}$ відновлюється по вектору $\hat{®}$ з допомогою співвідношення (4.24) [44].

ВИСНОВКИ

У багатьох країнах світу широке застосування отримали МР, які обладнанні спеціальним обладнанням та використовуються для пошуку людей, які потрапили у полон пожежі, автоаварії, завали будівель, снігових лавин та інших катастроф як природного, так і техногенного характеру, коли людські ресурси не можуть зібрати потрібну інформацію про тих, кого ще можна врятувати.

Навігація МР, які використовують автономні кореляційно-екстремальні системи навігації неможлива без відповідних еталонних зображень району прив’язки.

Формування ЕЗ ускладнюється варіаціями умов формування вихідних даних, які в подальшому використовуються для синтезу ЕЗ. За браком точних даних про поверхні візування, у зв’язку з зміною погодних умов, геометричних спотворень поверхні можуть виникати відмінності між сформованим поточним зображенням і сформованим заздалегідь ЕЗ. В результаті точнісні показники системи навігації погіршуються.

У першому розділі розглянуто можливість отримання так званих селективних (збіднених) еталонних зображень в різному діапазоні хвиль і різними методами, які не поступаються традиційним ЕЗ, одержуваним шляхом відповідної «вирізки» з вихідного зображення. Доведено, що «селективні» ЕЗ, отримані виділенням найбільш яскравих областей вихідного зображення, дозволяють зберігати кореляційний зв’язок з вихідним зображенням. Тобто отримання селективних зображень зазначеним методом дозволяє формувати ЕЗ для функціонування КЕСН. Ці висновки поширюються і на методи отримання УЕЗ для комбінованих КЕСН.

Розроблений метод ітераційного формування селективних еталонних зображень для КЕСН методом «ковзного вікна» на основі використання кореляційного аналізу зображень по яскравості може застосовуватися в системах КЕСН з датчиками зовнішньої інформації, які формують зображення у видимому оптичному, інфрачервоному і радіолокаційному діапазоні. До недоліків методу можна віднести досить високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Час підготовки ЕЗ (в залежності від потужності ЕОМ) може займати кілька годин. Тому, даний підхід доцільно використовувати для підготовки еталонних зображень в випадках, коли немає жорстких часових вимог до виконання завдання.

У другому розділі розглянуто методи підвищення інформативності ділянок зображень під час використання алгоритмів бінаризації еталонних зображень, а також методи підвищення швидкодії при формуванні ЕЗ.Аналіз характеристик кореляційних функцій отриманого комплексованного зображення з вихідними зображеннями дозволяє стверджувати про можливість формування на його основі універсального еталонного зображення ділянки (ок) місцевості для комбінованих КЕСН МР.

Третій розділ присвячений застосуванню швидких алгоритмів при визначенні якості еталонних зображень.

У роботі представлено результати застосування взаємнооднозначних і перетворень в інтересах синтезу оптимальних зображень, необхідних для функціонування кореляційно-екстремальних систем навігації МР. Розроблено алгоритм синтезу оптимальних еталонних зображень.

В результаті поведених досліджень синтезовано оптимальне ЕЗ КЕСН МР в номінальній шкалі. Доведено, що вектор оптимальної оцифровки в розглянутій шкалі є центрованим і нормованим в метриці A.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Novikov A. I. Formation of Operators with Given Properties to solve Original Image Processing Tasks. The 11th International Conference «Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies» (PRIA-11-2013), Samara, Russian Federation. 2013. V. II. P. 445-448.

2. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. – Кн. 1,2. – М.: Наука, 2000. – 1024 с.

3. Траер Д, Джейн К. Целевая оценка эффективности методов бинаризации//URL:http://citeseer.nj.nec.com/cache/papers/cs/4013/ftp:zszzszftp.ifi.uio.nozszpubzsztrierzszeval_tr.pdf/goal-directed-evaluation-of.pdf, 1995.

4. Rodrigues, Ricardo C. Bonfim. An Experimental Evaluation of Algorithms for Aerial Image Matching / Ricardo C Bonfim Rodrigues, Sergio Roberto Pellegrino// 17th International Conference on Systems, 3gnals and Image Processing (IW63P). - 2010.-P.416-419.

5. Андреев, Г.А. Алгоритмы обработки навигационной пространственно-временной информации. Часть 1 / Г.А. Андреев, А.А. Потапов // Зарубежная радиоэлэктроника. - 1989. - № 3. - С. 3-19.

6. Андреев, Г.А. Алгоритмы обработки навигационной пространственно - временной информации. Часть 2. [Текст] / Г.А. Андреев, А.А. Потапов // Зарубежная радиоэлектроника. - 1989. - № 4. - С. 3-21.

7. . Душепа В.А., Усс М.Л. Сравнительный анализ субпиксельных алгоритмов при совмещении изображений // Радиоэлектронные и компьютерные системы. - 2011. - №4 (52). С. 41-51.

8. Жилявский А.А., Жилинскис А.Г. Методы поиска глобального экстремума. М.: Наука. 1991. 248 с.

9. Two-dimensional digital image correlation for in-plane displacement and strain measurement: a review. [Text] / B. Pan, K. Qian, H. Xie, A. Asundi

//Meas. Sci. Technol. -2009. -№20. - P. 1 - 17.

10. Performance of sub-pixel registration algorithms in digital image correlation. [Text] / P. Bing, X. Huirrin, P. Boqin, D. Fulong // Meas. Sci. Technol.-2006. - Vol. 17. - P. 1615-1621.

11. Tian, Qi. Algorithms for sub-pixel registration. [Text] / Qi Tian, M. N. Nuhns. // CVGIP. - 1986. - №35. - P. 220 - 223.

12. Huang, H. On errors of digital particle image velocimetry. [Text] / H. Huang, D. Dabiri, M. Gharib // Measurement Science and Technology. - 1997. - №8(12).- P. 1427-1440.

13. Blumrich, F. On the Occurrence of Systematic Errors in Cross-Correlation based Measurements for Aerodynamics [Электронный ресурс] / F. Blumrich. // 27th International Congress of the Aeronautical Sciences (ICAS 2010). - Nice, France, 19-24 Sept.2010. - Режим доступа: http://www.icas. org/ I CAS_ARCHIVE_CD1998-2010/1CAS2010/ ABSTRACTS’ 578.HTM-17.11.11 г.

14. Robinson, D. Fundamental performance limits in image registration. [Text] / D. Robinson, P. Milanfar // IEEE Trans. Image Process - 2004. - №13.-P. 1185-1199.

15. Debdla-Gilo, M. Sub-pixel precision image matching for measuring surface displacements on mass movements using normalized cross-correlation. [Text] / M. DebeJla-Gilo, A. Kaab // Remote Sensing of Environment.-2011.-№115(1).-P.130-142.

16. Повышение точности местоопределения радиометрических корреляционно-экстремальных систем навигации путем использования методов приближения решающей функции (Сообщение 1) [Текст] / В.И. Антюфеев, И.Е. Бакугин, В.Н. Быков и др. // Радиотехника. - 2002. - Вып. 124. - С. 84 -89.

17. Повышение точности местоопределения радиометрических корреляционно-экстремальных систем навигации путем использования методов приближения решающей функции (Сообщение 2) [Текст] / В.И.

Антюфеев, И.Е. Бакунин, В.Н. Быков и др. // Радиотехника. - 2002. - Вып. 124. - С. 45 -48.

18. Радиометрические корреляционно-экстремальные системы навигации летательных аппаратов / В.И. Антюфеев, В.Н. Быков, А.М. Гричанюк, В.А. Краюшкин.– Х.: ХНУ им. В.Н. Каразина. 2008. – 356 с.

19. Харин Е.Г. Комплексная обработка информации навигационных систем летательных аппаратов. Опыт многолетнего практического применения: Учеб. пособие. М.: МАИ. 2002. 264 с.

20. Морозов В.П. Курс сфероидической геодезии. М.: Недра. 1969. 304 с.

21. Селезнев В.П. Навигационные устройства. М.: Машиностроение. 1974.

22. Пантелеев А.В., Летова Т.А. Методы оптимизации в примерах и за дачах: Учеб. пособие М.: Высшая школа. 2002. 544 с.

23. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. М.: Мир. 1975. 536 с.

24. Стронгин Р.Г. Численные методы в многоэкстремальных задачах (информационно-статистические алгоритмы). Серия «Оптимизация и исследование операций». М.: Наука. 1978. 240 с.

25. Стронгин Р.Г. Поиск глобального оптимума. Научно-популярная серия: Математика. Кибернетика. М.: Знание. 1990. 48 с.

26. Тропченко А.Ю., Тропченко А.А. Цифровая обработка сигналов. Методы предварительной обработки. СПбГУ ИТМО, 2009. – 100 с

27. Цветков О.В., Тананыкина Л.В. Метод предварительного кодирования изображений в корреляционно-экстремальных системах. Компьютерная оптика, 2015, т. 39 № 5 с. 738-743.

28. Брейсуелл Р. Преобразование Хартли. Теория и приложения. М. Мир., 1990. – 175 с.

29. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений — М: Техносфера, 2005 – 1007с.

30. Елесина СИ, Зотов В.В., Никифоров М.Б. Повышение эффективно

сти методов глобальной оптимизации на основе кластеризации об ласти поиска // Вестник РГРТУ. 2011. № 3 (вып. 37). С. 382.

31. Орлянская И.В. Современные подходы к построению методов глобальной оптимизации // http://zhurnal.ape.relam.ru/articles/2002/189.pdf

32. Васильев Ф.П. Численные методы решения экстремальных задач:Учеб. пособие для вузов. Изд. 2-е., перераб. М.: Наука. 1998. 552 с.

33. Конюхов А.Л., Гальчук И.В., Курячий М.И. Повышение разрешающей способности активно-импульсных телевизионно-вычислительных систем с использованием двумерной апертурной коррекции и итерационных алгоритмов. Курск, материалы конференции «Распознавание - 2012». Ресурс: https://habrahabr.ru/post/172231/.

34. V. Antyufeev. Matrix radiometric correlation-extreme navigation systems for aircraft: monograph Ukraine, Kharkov: KhNU V.N. Karazin, 372 p.

35. A. Sotnikov, V. Tarshyn, N. Yeromina, S. Petrov, N. Antonenko. A method for localizing a reference object in a current image with several bright objects, Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2017. Vol. № 9 (87). pp. 68–74. DOI: 10.15587/1729-4061.2017.101920.

36. N.Yeromina, S. Petrov, A. Tantsiura, M. Iasechko, V. Larin. Formation of reference images and decision function in radiometric correlation-extremal navigation systems. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. — 2018. Vol.4, No.9 (94). — pp. 27—35. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139723

37. O. Vorobiov, A. Sotnikov, A Tantsiura. Models of current images that are formed by the combined correlation-extremal navigation system of a non-flammable aircraft. Modern information technologies in the sphere of security and defence. Ukraine, Kyiv, — 2018. Vol.2, No.32. — pp. 29—36.

38. 5. Pfanzagl I. Measurement theory. - Moscow: Mir, 1976. - 248 p.

39. 6. Grenander W. Lectures on the theory of images : TRANS.: In 3 t. - M.: Mir. Vol. 1: image Synthesis. 1979. - 383 p.

40. 7. Mirkin B. G. Analysis of qualitative features. - Moscow: Statistics, 1976. - 166 p.

41. 8. Kuzmin V. B. Construction of group solutions in spaces of clear and nonclear binary relations. - Moscow: Nauka, 1982. - 168 p.

42. 9. Data analysis methods: an Approach based on the dynamic thickening method. - Moscow: Finance and statistics, 1985. - 359 p.

43. 10. Kovalevsky V. A. Methods of optimal solutions in image recognition. - Moscow: Nauka, 1976. - 328 p.

44. O.Tymochko , A.Ttystan , V.Ushan , N.Yeromina , O.Dmitriiev , V.Mazharov , I.Padalka , I.Hannoshyna , I. Masik , A. Zazirnyi The Synthesis of the Reference Image and Algorithms for Vehicle Navigation Systems, JETER, 8(3), 2020, pp. 853 - 858. doi:10.30534/ ijeter/2020/40832020