

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський)

Дослідження впливу умов візування на формування
вихідних даних для синтезу еталонних зображень в
інтересах навігації мобільних роботів

(тема)

Виконав:

студент _____ II курсу, групи СПМ-20-2
Давиденко Б.Є
(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. Єршоміна Н.С
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

В.о зав. кафедри ЕОМ

(підпис)

Волк М.О

(прізвище, ініціали)

2022 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

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 КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту _____ Давиденку Богдану Євгеновичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Дослідження впливу умов візування на формування вихідних даних для синтезу еталонних зображень в інтересах навігації мобільних роботів _____

затверджена наказом по університету від “ 24 ” березня 2022 р. № 413 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 18 травня 2022р.

3. Вхідні дані до роботи _____ Тип обладнання – процесор Apple Silicon M1,
зображення поверхонь візування, мова програмування - MATLAB _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____
аналіз предметної області _____

аналіз інформативних ознак, які використовуються в КЕСН МР _____

аналіз існуючих методів формування ЕЗ КЕСН МР _____

аналіз існуючих алгоритмів формування ЕЗ КЕСН МР _____

аналіз процесу функціонування КЕСН МР _____

синтез ЕЗ для забезпечення навігації КЕСН МР _____

формування ЕЗ по яскравості об'єктів району прив'язки _____

формування бінарних ЕЗ _____

формування ЕЗ для навігації КЕСН МР в умовах оперативної зміни польотного _____

завдання. Висновки _____

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) 12 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	Аналіз предметної області	28.03.22-07.04.22	
2	Аналіз інформативних ознак, методів та алгоритмів формування ЕЗ КЕСН МР	07.04.22-15.04.22	
3	Аналіз процесу функціонування КЕСН МР	15.04.22-30.04.22	
4	Синтез еталонного зображення в шкалах	30.04.22-06.05.22	
5	Проведення моделювання процесу формування ЕЗ	06.05.22-13.05.22	
6	Оформлення матеріалів кваліфіційної роботи	13.05.22.-15.05.22	
7	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	15.05.22-18.05.22	

Дата видачі завдання 28 березня 2022 р

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

ст.викл. Єр'оміна Н.С
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 78 с., 29 рис., 1 дод., 19 джерел.

ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, ВІЗУВАННЯ, АНАЛІЗ ЗОБРАЖЕНЬ, СИНТЕЗ, ЕТАЛОННІ ЗОБРАЖЕННЯ

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження впливу умов візування на формування вихідних даних для синтезу еталонних зображень в інтересах навігації мобільних роботів.

У ході виконання кваліфікаційної роботи були розглянуті існуючі методи обробки зображення для синтезу еталонних зображень, проведено аналіз впливу цих методів на точність роботи системи навігації мобільних роботів.

ABSTRACT

Master's thesis: 78 pages, 29 figures, 1 appendices, 19 sources.

IMAGE PROCESSING, VISION, ANALYSIS OF IMAGES, SYNTHESIS
REFERENCE IMAGES

The purpose of the qualification work is to study the influence of sight conditions on the formation of initial data for the synthesis of reference images in the interests of navigation of mobile robots.

During the qualification work, the existing methods of image processing for the synthesis of reference images were considered, the analysis of the impact of these methods on the accuracy of the navigation system of mobile robots.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ	
I ТЕРМІНІВ.....	8
ВСТУП	9
1 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ, ІДЕНТИФІКАЦІЇ У СИСТЕМАХ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ.....	11
1.1 Огляд методів розпізнавання та ідентифікації об'єктів	11
1.1.1 Методи опису об'єктів	11
1.1.2 Методи ідентифікації об'єктів.....	17
1.2 Статистична характеристика використання СМЗ.....	20
1.3 Загальний принцип побудови моделі.....	24
2 МЕТОДИ ВИБОРУ ЕТАЛОННОГО ЗОБРАЖЕННЯ.....	29
2.1 Цільова згортка зображення	32
2.2 Вимірювання ефективності еталонного зображення	36
2.3 Метричний простір бачення фонового рівня	42
2.4 Евристичні вимірювання з реальних даних зображення	44
3 ДОСЛІДЖЕННЯ ТОЧНОСНИХ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМИ ВИЛУЧЕННЯ ІНФОРМАЦІЇ В УМОВАХ НЕСТАБІЛЬНОЇ ТРАЄКТОРІЇ ПОЛЬОТУ МР	47
3.1 Результати експериментальних досліджень впливу середовища поширення на формування вихідного зображення.	47
3.2 Дослідження точностних характеристик системи вилучення інформації	50
3.3 Дослідження точностних характеристик системи вилучення інформації в умовах апіорної невідомості вихідних даних на поверхні візування	53

4	ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМА ПОРІВНЯННЯ ПОТОЧНОГО ТА ЕТАЛОННОГО ЗОБРАЖЕНЬ В КЕСН В ІНТЕРЕСАХ НАВІГАЦІЇ МР	56
4.1	Опис адаптивного алгоритму порівняння зображень	56
4.2	Результати статистичних випробувань алгоритму формування ВФ КЕСН МР	57
4.3	Спосіб узагальнення цифрових напівтонових зображень для отримання ЕЗ	60
4.4	Методи підвищення швидкодії при формуванні бінарного зображення.....	66
	ВИСНОВКИ.....	67
	ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	69
	ДОДАТОК А ГРАФІЧНИЙ МАТЕРІАЛ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ	72

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
I ТЕРМІНІВ

АКФ – автокореляційна функція

АФЗ – аерофотознімок

ВЗ – вихідне зображення

ВКФ – взаємкореляційна функція

ДВІ – датчик візуалізації інформації

ДПФ - дискретне перетворення Фур'є

ДПХ – дискретне перетворення Хартлі

ІІ – інформативний параметр

ЕЗ – еталонне зображення

КВ – ковзне вікно

КЕСН – кореляційно екстримальні системи навігації

МР – мобільний робот

НВКФ – нормована взаємкореляційна функція

ПЗ – поточне зображення

ПКАК – поле кореляційного аналізу за контрастом

ПКАЯ – поле кореляційного аналізу по яскравості

ПФР – поле фрактальної розмірності

РЛЗ – радіолокаційне зображення

СТЗ – спеціальний технічний засіб

СМЗ – системи машинного зору

СН – системи навігації

УЕЗ – універсальне еталонне зображення

ШПФ – швидке перетворення Фур'є

ЦК – цифрова камера

УЗМ – УЗ модуль

ВСТУП

На сьогоднішній день існує велика кількість високоточної навігації з використанням мобільних повітряних, морських і наземних роботів. Сучасна робототехніка зосереджується на створенні систем здатних працювати автономно в менш детермінованих і нестабільних середовищах, виконуючи широкий спектр завдань користувача.

Сьогодні такі технічні системи відносять до категорії службових роботів, зміни робочого середовища яких суворо обмежені технічними вимогами конкретного виробництва порівняно з промисловими роботами. Очевидно, що автономна робоча поведінка в непередбачуваних умовах не може виконуватися за заздалегідь встановленими процедурами. Здатність технічної системи самостійно рухатися, своєчасно реагувати на зміни навколишнього середовища, вирішувати, які дії мають відношення до поточної ситуації та призводять до досягнення цільового стану — основні характеристики інтелектуального керування мобільним робота.

При цьому теоретичні аспекти штучного інтелекту та методів образного мислення припускають здатність технічної системи цілеспрямовано оперувати образами як компактними структурами пам'яті, що відображають певні властивості навколишніх робот об'єктів у рамках тих фізичних модальностей, які здатні приймати сенсорна підсистема робота. Мобільний робот (МР), як рухається технічна система, для безпечного та ефективного автономного функціонування потребує, перш за все, виявлення просторових характеристик навколишніх об'єктів. Виконання роботом завдань з пошуку, переслідування та переміщення певних об'єктів вимагає його здатності формувати і розпізнавати образи об'єктів як перешкоджають руху [1], і є цільовими для відповідних завдань користувача.

Оснащення конкретного МР засобами збору інформації у вигляді сукупності технічних, алгоритмічних, програмних та апаратних реалізацій

властивостей об'єктів зовнішнього світу визначає його можливості взаємодії із зовнішнім середовищем.

Метою подібних досліджень є - подолання недоліків, народжених аналізом даних лише одного інформаційного каналу, підвищення якості ідентифікації об'єктів довкілля.

Данна наукова робота описує інформаційну технологію формування моделей об'єктів ресурсом інтелектуальної системи управління.

1 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ, ІДЕНТИФІКАЦІЇ У СИСТЕМАХ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

1.1 Огляд методів розпізнавання та ідентифікації об'єктів

Розпізнавання – процес розмітки сцени, що представляє собою проєкцію тривимірного робочого простору на площину об'єктива, реєструючого пристрою – цифрової камери (ЦК) або УЗ-модуль (УЗМ). В процесі розмітки відбувається виділення інформації щодо об'єктів розташованих у полі зору УЗМ. Зазвичай у промислових системах УЗМ розташований перпендикулярно робочій поверхні розглянутих об'єктів, чим досягається зменшення ймовірності перекриття одних об'єктів іншими. Таке спрощення призводить до зменшення варіації ознак, у залежності від розташування УЗМ, та спрощує процес сегментації й опису сцени у цілому [2].

Розпізнавання є найбільш складним процесом, оскільки тісно пов'язано із методами попередньої обробки зображення. Найчастіше якість розпізнавання залежить від ефективності безлічі процесів, починаючи від процесу введення зображення і закінчуючи формуванням ознак об'єкта. Найбільш важливим завданням при розпізнаванні є завдання опису властивостей об'єкта – дескрипторів, для подальшої ідентифікації об'єкта.

Безпосередньо з завданням розпізнавання виникає задача ідентифікації об'єктів – процес тісно пов'язаний з розпізнаванням, що полягає в об'єднанні всієї отриманої інформації від процесу розпізнавання в єдине ціле з метою класифікувати об'єкт. Більшість відомих методів не проводять чіткої межі між процесом розпізнавання та ідентифікації, оскільки виділення ознак відбувається за рахунок модифікації вихідного зображення.

1.1.1 Методи опису об'єктів

Кінцева мета розпізнавання сцени – це процес формування дескрипторів

для об'єктів сцени. Дескриптор являє собою структуру опису властивостей об'єкта. Опис є основним результатом при конструюванні спеціальний технічного засобу(СТЗ), оскільки дескриптор повинен впливати не тільки на складність алгоритмів розпізнавання, але і на їх роботу.

Існує три основні категорії дескрипторів :

- а) дескриптори кордону;
- б) дескриптори області;
- в) дескриптори для опису тривимірних структур.

Дескриптори кордону включають в себе ряд найбільш поширених методів:

- а) ланцюгові коди;
- б) сигнатури;
- в) апроксимація багатокутниками;
- г) дескриптори Фур'є.

Ланцюгові коди застосовуються для подання кордону у вигляді послідовності відрізків прямих ліній певної довжини та напрямку. В основі цього уявлення лежить 4 або 8-ми зв'язкова сітка [3]. Довжина кожного відрізка визначається здатністю сітки, а напрямки задаються обраним кодом.

Для породження ланцюгового коду заданої кордону спочатку вибирається сітка. І якщо площа комірки, розташованої усередині кордону, більше певного числа, їй присвоюється значення «1»; в іншому випадку – значення «0». У даному методі основне місце займає процедура розбиття межі об'єкта на складові частини. Недоліком методу є те, що ланцюговий код даного кордону залежить від початкової точки. Однак деякі розробники СТЗ застосовували в цьому методі нормування, обходячи даний недолік.

Сигнатура – це одномірне функціональне представлення кордону. Найбільш простим способом створення сигнатури є побудова відрізка з центру до кордону як функції кута. Така сигнатура є залежним від периметра області та початкової точки відрізка. Застосування такого дескриптора кордону можливо тільки при його нормуванні. Застосування сигнатур не є можливим, оскільки

кілька сигнатур для різних об'єктів повинні бути помітні.

Для введення параметрів відмінності, найбільшого поширення набув спосіб опису сигнатур за допомогою обчислення моментів. Доцільність застосування даного дескриптора полягає в одержуваних вихідних даних – одномірні функції, які простіше обробляти при описі об'єкта.

Інший вид розкладання межі об'єкта у дескриптор – це подання його у вигляді багатокутників – апроксимація багатокутниками. Використання цифрової обробки зображення кордону об'єкту можна апроксимувати із довільною точністю. Для замкнутого кордону апроксимація багатокутниками є точною тоді, коли число сегментів у багатокутнику дорівнює числу точок кордону, так що кожна пара сусідніх точок визначає сегмент багатокутника.

Метою такої апроксимації є якісне визначення форми кордону за допомогою мінімального числа багатокутних сегментів. Довгий час практичне застосування даного методу було неможливо через складність завдання і обмеженості ресурсів обчислювальних засобів СТЗ. З появою апаратних засобів відтворення графічної інформації даний метод був оптимізований і реалізований апаратно [4]. Найбільше застосування отримав алгоритм побудови триангуляції Делоне, в основі якого покладено принцип апроксимації багатокутниками безлічі точок межі об'єкта. Поряд з алгоритмом триангуляції Делоне застосовуються і більш прості алгоритми: найменшого периметра, інтуїтивного об'єднання та розбиття.

При побудові СТЗ основною вимогою завжди є гнучкість системи. Вище наведені дескриптори кордону об'єкта практично складно автоматично генерувати при навчанні нового об'єкту. Оператор повинен проводити коректування дескрипторів вибірки навчання, що вводяться в загальну базу даних (БД) СТЗ для подальшого процесу ідентифікації. Перенастроювання СТЗ на розпізнавання нових об'єктів найчастіше пов'язане з тривалим процесом виведення подібних дескрипторів окремо для кожного нового об'єкта, при цьому гнучкість всієї системи знижується.

Рішення завдання автоматичного формування дескрипторів об'єкта,

виходить за рахунок застосування математичного апарату розкладання сигналу в ряд Фур'є – отримання дескрипторів Фур'є. Дескриптори Фур'є розраховуються на комплексній площині, де кожна точка (x, y) кордону відповідає комплексному числу $(x + j \cdot y)$. Послідовність з M точок кордону представляється у вигляді функції, що має перетворення Фур'є $F(u)$, $u = 0, 1, 2, \dots, m-1$.

Якщо M є цілим числом (ступенем 2), $F(u)$ обчислюється за допомогою алгоритму швидкого перетворення Фур'є. Метод отримав широке поширення в силу того, що для подальшої ідентифікації істотно різних форм зазвичай потрібно лише кілька перших компонент $F(u)$; перетворення Фур'є легко нормується для розміру, повороту і початкової точки кордону; для зміни розміру контуру досить помножити компоненти перетворення Фур'є на константу, що внаслідок лінійності перетворення Фур'є еквівалентно множенню кордону на один і той же множник; поворот на кут θ здійснюється множенням елементів $F(u)$ на експоненту.

Метод реалізований у більшості промислових СТЗ на основі оптичних обчислювальних засобів. Слід зазначити, що це дорогі системи, що обмежує область застосування таких систем (системи навігації бойових ракет дальньої дії, авіаційних і космічних систем).

З розвитком електронних обчислювальних засобів і засобів реєстрації зорової інформації все більше дослідників і розробників СТЗ почали використовувати інформацію не тільки про форму об'єкта, але і про характеристики обмежувальної області об'єкта: текстура, скелет об'єкта тощо. Хоча розглянуті вище дескриптори кордону об'єкта становлять певну інформацію про об'єкт роботизації і можуть використовуватися для опису області об'єкта, але не дають повної картини розпізнається сцени, на відміну від дескрипторів області.

У разі якщо об'єкти розпізнання відрізняються один від одного настільки, що для їх подальшої ідентифікації досить лише кількох основних дескрипторів, можна застосувати такі дескриптори, як:

- площа об'єкта;
- велика і мала осі об'єкта;
- периметр області об'єкта;
- зв'язність окремих областей одного об'єкта.

Якщо об'єкти представляють собою подібні за зображенням кордони, але різні за характером поверхні, то можливе застосування дескрипторів текстури. Дескриптор текстури формального визначення не отримав – це, швидше за все, інтуїтивний опис поверхні (шорсткість, однорідність, регулярність).

Застосовуються ці два підходи для отримання дескриптора текстури об'єкта: структурний та статистичний. Структурний метод дозволяє встановити взаємне розташування елементарних частин образу: опис текстури, заснованої на регулярному розташуванні паралельних ліній. Статистичні методи дають такі характеристики, як однорідність, шорсткість, зернистість, візерунок тощо.

Найбільше, отримав широке застосування в системах, пов'язаних з обробкою об'єктів на основі текстури, метод, який використовує моменти гістограми інтенсивності області об'єкта. Даний метод застосовується до дискретизованого зображення, яке видає інтенсивністю окремої точки зображення – пікселем.

Першим етапом є знаходження гістограми інтенсивності області об'єкта. На другому етапі проводиться обчислення моментів (до шостого ступеня) щодо середнього значення інтенсивності області. Дескриптор, побудований за цим методом включає в себе: другий момент – дисперсію інтенсивності області об'єкта, яка представляє міру контрасту інтенсивності і застосовується в подальшому для опису однорідності поверхні об'єкта; третій момент, який представляє собою міру асиметрії гістограми, а четвертий момент є мірою її відносної рівності. П'яті і шості моменти представляють швидше практичний інтерес, оскільки їх не так легко зв'язати з формою гістограми, але вони дають певну кількісну інформацію про вид текстури об'єкта.

Даний метод знайшов практичне застосування при ідентифікації шорсткуватих об'єктів на ділянках збірки деталей. При наявності в БД великого

числа подібних об'єктів даний метод застосовується у модифікованому вигляді: у процесі аналізу текстури об'єкта розглядається не тільки розподіл інтенсивності, але і взаємне розташування пікселів з рівними або майже рівними значеннями інтенсивності.

Серед структурних методів отримання дескрипторів області, слід зазначити метод, заснований на отриманні опису області у вигляді графа – скелета області, тобто схеми області. У методі для отримання скелета застосовується дуже велика кількість алгоритмів проріджування, такі як: перетворення середніх осей, алгоритм Накаш та Шінгала, хвильовий метод. Перераховані алгоритми проріджування пов'язують свою роботу з бінарним зображенням, що вимагає у разі поступового зображення, попередню його обробку.

Однією з найбільш швидких і простих у реалізації процедур проріджування є алгоритм, розроблений Накаші та Шінгалом. Даний алгоритм заснований на поняттях зв'язності пікселів зображення; проріджування проводиться на основі обчислення логічної функції на образі вікна зображення. Вибір зв'язує логічні функції, проводиться на основі інтуїтивно введених функцій наслідків об'єднання та розриву.

Хвильові алгоритми часто використовуються для визначення мінімальної відстані між об'єктами у просторі (оптимізаційні алгоритми комп'ютерної графіки), а у СТЗ вони отримали застосування для реалізації функції проріджування [5]. Для цього, у вихідній точці генерується хвиля, що розповсюджується за певними законами, позначати пройдені точки номером кроку.

Цей процес закінчується після досягнення цільової точки. Номер кроку, яким позначена цільова точка, що буде відстанню від вихідної до цільової точки. Побудова скелета у даному випадку зводиться до виділення відрізків і місць їх з'єднання з занесенням знайдених даних у результуючий граф. Виділення проводиться за допомогою аналізу шляху проходження хвилі, з позначкою пройденого шляху (для запобігання подвійного проходження хвилі

по зображенню).

У результуючий граф скелета зображення заносяться середні точки для кожної генерації хвилі. Зі зменшенням кількості точок в процесі руху хвилі проводиться аналіз переміщення середньої точки останньої генерації хвилі, і у граф заносяться тільки точки, в яких відбувається зміна напрямку руху середньої точки. Методи скелетизації дають позитивні результати при роботі з бінарними зображеннями сцени, однак застосування їх для обробки градаційний зображень обмежено похибками при бінаризації області об'єкта. Тут слід зазначити, що скелет області безпосередньо не може бути використаний для подальшого процесу ідентифікації і вимагає застосування додаткових алгоритмів опису отриманого скелета. З появою завдань автоматичного розпізнавання друкованих текстів, поданий алгоритм був модифікований для розпізнавання друкованих і рукописних текстів.

Зі створенням засобів введення та обробки потокового цифрового відео, які можуть застосовуватися став метод, заснований на отриманні опису об'єктів у вигляді інваріантних до перетворень переміщення, повороту і зміни масштабу моментів. Застосування даного дескриптора в разі потокового відео доцільніше, оскільки скорочується час на обробку окремо взятого кадру потокового відео. Метод використовує моменти до третього порядку.

Обмеження є експериментальним, оскільки обчислення моментів більш високого порядку вимагає значних обчислювальних засобів. На основі тільки нормованих центральних моментів 2-го і 3-го порядків, виводяться набори інваріантів моментів. Найбільш застосовними стали сім інваріантів моментів, які отримали у літературі назву «Хью-дескриптори» (HU-descriptors).

1.1.2 Методи ідентифікації об'єктів

Сучасні методи ідентифікації діляться на дві основні категорії: теоретичні та структурні методи. Теоретичні методи ґрунтуються на кількісному описі ідентифікованих об'єктів сцени. Структурні методи засновані на застосуванні

символічних описів і зв'язків між ними. Обидві категорії методів широко застосовуються для ідентифікації образів двовимірних об'єктів.

Найбільш простим серед теоретичних методів ідентифікації об'єктів, є метод вирішальних функцій. Метод передбачає, що перед процесом ідентифікації був проведений процес розпізнавання (процес опису об'єкта), в результаті якого був отриманий на етапі навчання вектор моделі об'єкту с дійсними компонентами:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \quad (1.1)$$

де x – i -тий дескриптор об'єкту.

Якщо завдано M класів об'єктів:

$$M = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}, \quad (1.2)$$

то задачею ідентифікації є визначення M функцій, таких, що для будь-якого модельного вектора x , що належить класу w , виконується нерівність:

$$d_i(x^*) > d_j(x^*), j = 1, 2, \dots, M, j \neq i, \quad (1.3)$$

Метод дозволяє провести ідентифікацію об'єкта. Він часто застосовується для об'єктів, які між собою мало подібні. У разі близькості об'єктів метод може призводити до помилкової ідентифікації. Як нерівностей, застосовуються різні їх модифікації, які залежать від конкретної системи розпізнавання і наявних дескрипторів об'єктів. На основі даного методу будуються також кореляційні методи розпізнавання.

В таких методах процедури розпізнавання та ідентифікації об'єднуються в єдину процедуру – знаходження підобразу на більшому образі. Знаходження підобразу проводиться за рахунок обчислення коефіцієнта кореляції, який може мати вигляд відносного відхилення гістограми інтенсивностей підобразу від

гістограми інтенсивностей поточного підобразу зображення сцени. Метод чутливий до масштабування та повороту. Застосовується найчастіше у системах пасивної навігації, розпізнавання заданих ділянок місцевості на карті при аерофотозйомці, ділянки роботизованої збірки із точним позиціонуванням деталей.

Іншим теоретичним методом є метод потенційних функцій. Спочатку був запропонований для вирішення завдань навчання ідентифікації образів, і в подальшому був узагальнений і реалізований для більш широкого кола завдань, пов'язаних з відновленням і апроксимацією функцій.

Метод є подібним до описаного вище методу, хоча має більш високі показники якості ідентифікації об'єктів. В основі методу закладена геометрична інтерпретація задачі ідентифікації, яка полягає в поданні зображень у вигляді векторів в просторі вхідних сигналів. Це дозволяє представити задачу ідентифікації як звичайну апроксимаційні завдання. В процесі навчання показуються точки і повідомляються значення функції в цих точках. Потрібно відновити функцію у всьому просторі пропонованих значень у процесі роботи розглянутого методу. Алгоритми методу потенційних функцій базуються на основній гіпотезі про характер функцій, які поділяють множині різних об'єктів.

Теоретичні методи ідентифікації ґрунтуються на кількісних моделях об'єктів, які нехтують геометричними параметрами, властивими формі об'єктів. На противагу теоретичним методам, структурні методи ідентифікації використовують розглянуті параметри для опису ідентифікаційної моделі об'єкта.

Основою структурних методів розпізнавання образів є декомпозиція об'єкта на складові його елементарні примітиви. У даних методах більш прийнятно використання дескрипторів кордону, які, як вище зазначалося, є розбиття кордону на елементарні частини, які мають власні властивості ідентифікації. Таке уявлення даних застосовується в найбільш простому методі підбору індексів кордонів. В даному випадку межа об'єкта представляється ланцюговим кодом.

Даний код складається з відрізків кордону, які мають різні спрямованості. Для процесу ідентифікації будується дерево схожості і матриця схожості. Дерево схожості це ієрархічне розбиття форм відрізків в залежності від розташування в кордоні об'єкта. Загальна БД еталонних об'єктів при цьому представляється у вигляді шляхів слідування відрізків, що становлять межі окремого об'єкта. Метод застосуємо в системах з дискретними датчиками позиціонування для плоских об'єктів.

Більш ресурсоемними методами ідентифікації є синтаксичні методи. Ці методи включають у себе процеси розпізнавання (опису) та ідентифікації. Найпростішими елементами у методі є описи межі об'єкта на рівні зв'язків її точок. Відповідно до цих зв'язків будуються правила відновлення межі об'єкта – граматики. Для завдання еталонного об'єкта створюються з граматик пропозиції, що описують кордон даного об'єкта. Даний метод позитивно працює при описі скелета області у БД еталонних об'єктів у вигляді одного або декількох пропозицій [6].

Наведені методи розпізнавання та ідентифікації знаходять своє застосування у різних СТЗ. Вони надають пріоритетні можливості створювати гнучкі перепрограмовані або самонавчальні системи розпізнавання для промислових і непромислових систем автоматизації діяльності людини у різних областях науки і техніки.

1.2 Статистична характеристика використання СМЗ

Щоб допомогти визначити ключові тенденції використання систем машинного зору(СМЗ) на 2022 рік і на майбутнє, було запущено глобальне опитування аудиторії Solutions in Vision 2022. Опитування та стаття, зроблені 320 професіоналами машинного зору, допомагають пролити світло на те, наскільки наша аудиторія використовує такі актуальні технології: глибоке навчання, мультиспектральний/гіперспектральний, поляризаційний, вбудований зір, 3D-зображення та комп'ютерні зображення. Крім того,

опитування висвітлює деякі з основних проблем і проблем, з якими сьогодні стикається наша аудиторія.

Глибоке навчання, безсумнівно, стало однією з найактуальніших тем машинного зору, але скільки людей ним користується?

Для машинобудівників електронна обчислювальна машина (EOM) значить дуже багато, оскільки 73% зараз використовують технологію глибокого навчання, 35% використовують її часто, а 38% — рідко. Респонденти компаній із системної інтеграції часто використовують цю технологію у 41%, тоді як 19% використовують її рідко, а 32% не використовують її, але можуть у майбутньому. Загалом це становить 92% груп системної інтеграції, які використовують або можуть використовувати технологію глибокого навчання в майбутньому.

Шістдесят відсотків тих, хто займається дослідженнями і розробками (R&D), використовують глибоке навчання прямо зараз, але загалом 94% використовують його зараз або можуть вирішити використовувати його в майбутньому. Єдиними групами респондентів, у яких менше 60% вказують на поточне використання глибокого навчання, є кінцеві користувачі/виробники (34%).

У галузях, де загальне використання технологій глибокого навчання найбільше, були логістика/складування/розповсюдження на 59% загального використання, далі йшла автономна робототехніка на 58% і автомобільна промисловість на 57%. З цих груп 42% у групі автономної робототехніки використовують її часто, тоді як 39% у групі логістики/складування/розповсюдження також використовують. Для тих, хто зараз використовує глибоке навчання або розглядає його на майбутнє, найбільшими групами були група логістики – 93%, група автономної робототехніки – 92% і група напівпровідників – 90%.

Для програм глибокого навчання результати, які показують, що групи, які зараз використовують його найбільше, є дещо дивними. Серед перелічених тут груп програм найбільше використовується група інфрачервоних зображень на

67%. Доповнена/віртуальна реальність слідує на 66%, а безпілотні/автономні та рентгенівські зображення на 65% кожен. Найбільшими групами, які використовують глибоке навчання або потенційно можуть використовувати його в майбутньому, є групи дистанційного зондування (96%), групи веб-інспекції та логістики/складу/розповсюдження (95%) та групи систем інфрачервоного зображення та наведення/відстеження (94%).

Ці актуальні технології, згідно з опитуванням, наразі найбільше використовуються в групі респондентів R&D (58% зараз використовують, 24% використовують часто і 34% рідко).

У 45% група машинобудівників використовує цю технологію на другому місці (24% часто, 21% рідко), за ним йдуть компанії, що займаються системною інтеграцією з 43% (22% часто, 21% рідко).

Як не дивно, однак у групі OEM/машинобудівників 31% вказали, що вони взагалі не використовують цю технологію, тоді як 24% можуть використовувати її в майбутньому. Найменшою кількістю цих технологій є група кінцевих користувачів/виробників: 33% повідомили про відсутність використання.

Результати показують, що технологія мультиспектрального/гіперспектрального зображення найчастіше використовується в таких галузевих групах: текстильна (42%), лісова/деревина (35%) та автономна робототехніка (34%). Загальне використання було найвищим серед споживчої електроніки та медичних/медичних пристроїв (по 60%) та лісового господарства/деревини – 59%. Група пластмас вважає цю технологію життєздатною в майбутньому, оскільки 43% можуть використовувати в майбутньому, а загалом 92% або використовують, або можуть використовувати в майбутньому [7].

У галузях промисловості, які використовують мультиспектральну/гіперспектральну візуалізацію, найменше було автомобільне та загальне виробництво, кожна з яких має по 22%, за ними йдуть ці групи, кожна з яких мала 20% у стовпці невикористання:

аерокосмічна/військова/оборонна, сільське господарство/довкілля та фармацевтика. Цікаво, що ті, хто використовує мультиспектральне/гіперспектральне зображення в групі сільського господарства/довкілля, високо цінують це, оскільки 67% групи вказали, що технологія зараз дуже важлива. Далі йдуть текстильна група з 64% і фармацевтична група з 63%.

Серед тих, хто в різних групах застосувань, респонденти рентгенівських зображень найчастіше використовують мультиспектральну/гіперспектральну технологію візуалізації – 44%, за ними слідує група мультиспектральної/гіперспектральної візуалізації – 41% (як не дивно) і група криміналістів – 39%. Рентгенівська група повідомила про найвище загальне використання (76%), за нею йшла група мультиспектральної/гіперспектральної візуалізації (73%) і безпілотна/автономна група – 65%. Основні групи, які прагнуть потенційного майбутнього використання, — це логістика/складування/розповсюдження (41%), системи наведення/відстеження (39%) та інтелектуальне транспортування (35%). Можливо, дивно, що ті, хто вказав, що не використовують найбільше серед груп, — це автоматизація фабрик (29%), криміналістична експертиза (23% — група, яка також була третьою за рівнем у групі часто використовує) і науки про життя — 22%.

Група інтелектуального транспорту вважає, що мультиспектральне/гіперспектральне зображення зараз дуже важливо, ніж будь-яка інша група – 67%, за нею йдуть група логістики/складування/розповсюдження – 57% і група наук про життя – 54%.

Технологічні проблеми, які виникають при використанні мультиспектрального/гіперспектрального зображення, можуть бути причиною середнього рівня використання. Результати опитування показують, що за шкалою, де один не означає жодних проблем, а п'ять – найбільша кількість труднощів, які зустрічаються, 35% вказали на одну або дві, 30% були посередині, а 35% мають найбільшу кількість труднощів (вказуючи 4 або 5 відповідь). Крім того, за шкалою, де один представляє робоче життєздатне

рішення, а п'ять — відсутність рішення, 49% вказали один або два, 24% були посередині, а 27% не знайшли життєздатного рішення.

1.3 Загальний принцип побудови моделі

У відповідності до традиційної організації моделювання, інформаційними потоками обмінюються дослідник-проектувальник та імітаційна модель, зворотний зв'язок за результатами такого моделювання робить, зовнішній по відношенню до системи імітаційного моделювання, ланцюжок – людина із залученням допоміжних засобів та методів програмного забезпечення.

При цьому дослідник-проектувальник виконує функцію перетворення інформації, яка складається з інтерпретації результатів та прийняття рішень щодо управління експериментами та узагальненням інформації до бази знань інтелектуального робота. Автоматизація управління експериментами передбачає при цьому створення замкнутого програмно реалізованого контуру управління імітаційної моделлю, в рамках засобів зовнішнього програмного забезпечення.

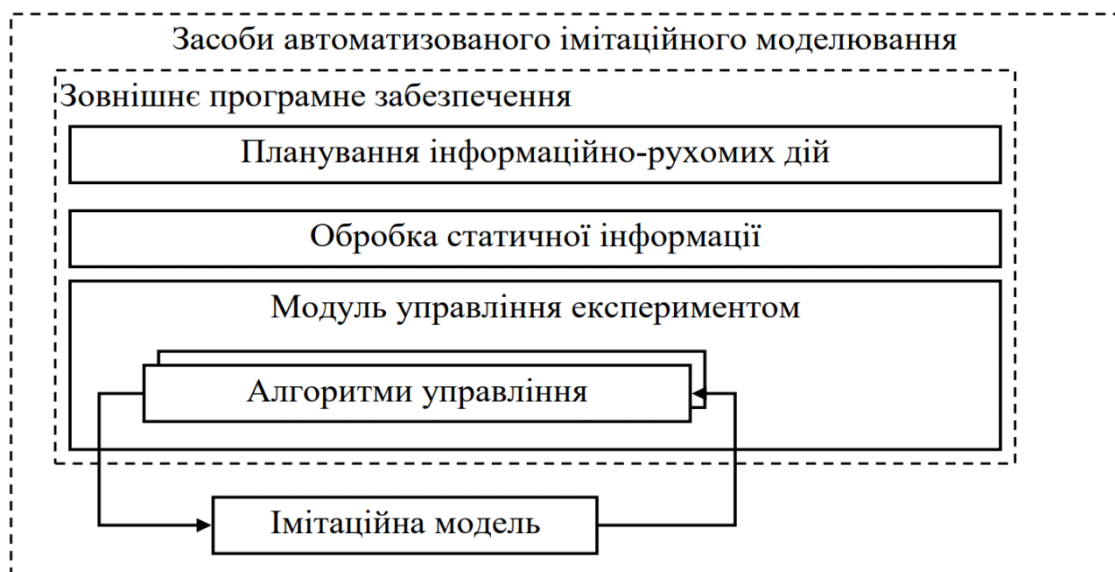


Рисунок 1.1 – Структура інформаційно-управляючої моделі

Цілеспрямовані серії експериментів, відповідно до заданої мети функціонування робота і урахування обмежень конфігураційних параметрів організовують модулі, які спеціально відносять до складу зовнішнього програмного забезпечення. У загальному випадку, ці модулі повинні задавати набори початкових даних, ініціювати прогони моделі в цілому, обробляти результати і приймати рішення про подальший розвиток експериментів на відповідність реалізованого алгоритмом управління моделюванням.

Такий алгоритм, спрямовуючи експерименти, у області допустимих значень параметрів, здійснює пошук їх об'єднання, яке б забезпечило оптимум заданого показника якості, тобто по суті вирішувало завдання оптимізації:

$$f(\bar{x}) \rightarrow \max_{x \in X} \quad (1.4)$$

де f – цільова функція або алгоритмічно представлена імітаційна модель;
 x – вектор параметрів об'єкта моделювання;

Таким чином, сукупність алгоритмічних і програмних засобів, що забезпечує процес автоматизованого моделювання, утворює систему автоматизації імітаційного моделювання (САІМ). Оскільки користувач при цьому не вводить кожен набір початкових даних для чергового прогону імітаційної моделі і тільки вказує мету або критерій та область варіювання параметрів, у той час як пошук допустимих рішень задач моделювання виконується за допомогою САІМ автоматично.

До останньої можна застосувати визначення інтелектуальної системи моделювання, наприклад: функції САІМ, у контурі управління гнучкою виробничою системою, в цілому, полягають в аналізі альтернативних варіантів поведінки роботів після прийняття того чи іншого можливого рішення щодо диспетчеризації та оперативного планування інформаційно-рухових дій тощо.

Ефективність реалізації цих функцій обумовлена заміною жорсткої логіки управління інтелектуальним роботом, що передбачає використання в окремих

ситуаціях заданих та фіксованих евристик, гнучким і динамічним механізмом, який забезпечує прийняття рішень не тільки на основі такого аналізу поточного стану робота, але і з урахуванням перспектив його розвитку. При цьому об'єднуються висока вірогідність результатів і можливість автоматичного прийняття рішень в режимі «жорсткого» реального часу.

Проблема автоматизації управління експериментами синтезу знань і побудови бази знань може бути представлена логічною структурою поетапного вирішення окремих завдань інтелектуального робота.

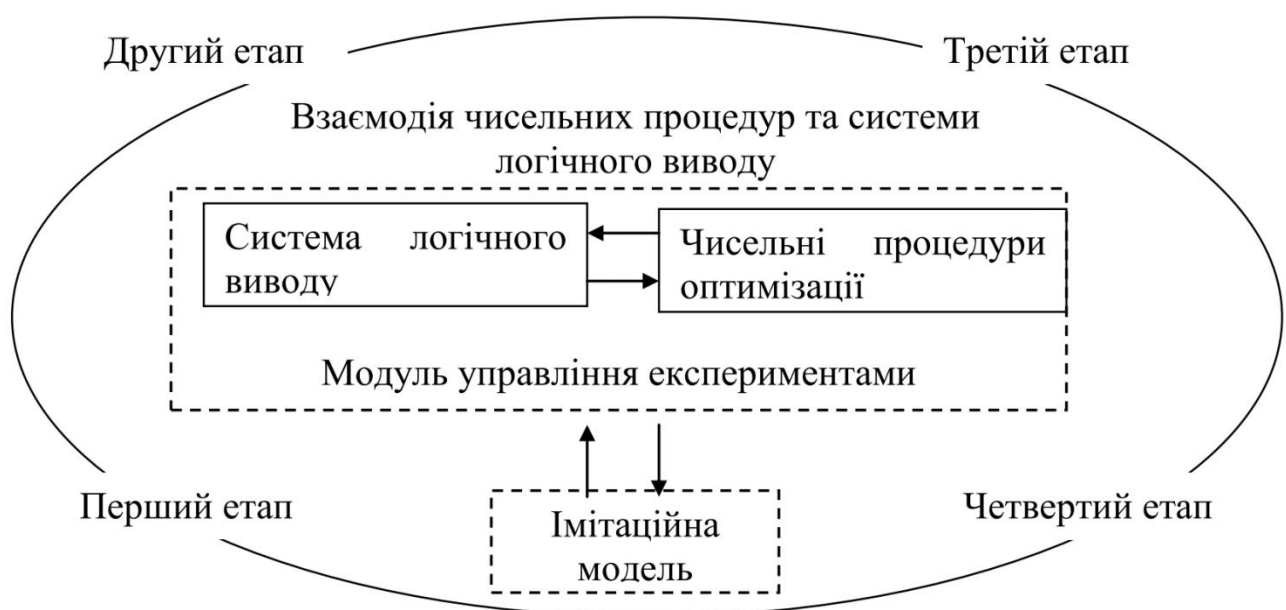


Рисунок 1.2 – Автоматизоване моделювання інтелектуального об'єкта

На першому етапі автоматизації управління експериментами вирішуються два завдання: виконується структурно-алгоритмічна побудова власне модуля управління; формуються змістовні основи і формальні вимоги до організації інформаційного обміну з імітаційною моделлю. Завдання структурно-алгоритмічної побудови модуля управління експериментами і синтезу системи знань вирішується у наступній послідовності: визначаються склад і структура модуля, а згодом розробляються умови взаємодії його компонентів та положення у загальній структурі САІМ. При виконанні серії прогонів

імітаційної моделі відбувається цілеспрямоване варіювання значень параметрів, яке може впливати на значення цільової функції не тільки за допомогою прямого впливу на показники функціонування об'єкта моделювання, а й побічно за допомогою інших пов'язаних елементів об'єкта (робота). Як наслідок, змінюються вартісні та інші показники. Поряд з тим, на значення деяких параметрів можна накласти обмеження, зокрема частину їх фіксувати, тобто задати декларативно – це може відобразитися при формуванні наборів початкових даних та ініціалізації початкових станів процесу моделювання системи знань. Розглядаючи імітаційну модель як засіб цілеспрямованого перетворення інформації, відповідно до деякої системи приписів, має сенс говорити про алгоритм імітаційного моделювання. Тоді формальну інтерпретацію розглянутих вимог можна записати в такий спосіб:

$$\begin{cases} S \in Q \\ S \in C \end{cases} \quad (1.5)$$

де S – вхідне слово алгоритму імітаційного моделювання;
 Q – множина допустимих наборів значень параметрів робота;
 C – область визначення алгоритму імітаційного моделювання.

Вхідне слово S задає набір початкових даних для конкретного набору, тобто:

$$S = (i, \xi, \dots, \xi_z), \quad (1.6)$$

де кожна величина ξ – відповідає деякому значенню певного параметра об'єкта моделювання.

Область C визначається програмною реалізацією алгоритму імітаційного моделювання, а утворити її можливо множиною D двх наборів вхідного алфавіту. Всі величини i і ξ , мають дозволена реалізацію визначеного об'єкта

моделювання U .

Таким чином, розглянутий вираз визначає умови узгодження S з імітаційної моделлю та з алгоритмом. Завдання полягає в розробці апарату формального аналізу несуперечності змін семантично взаємопов'язаних параметрів для забезпечення варіювання, що не порушує умов виразу та не призводить до змін фіксованих параметрів.

На другому етапі проводиться автоматизація управління експериментами і побудови системи знань, вирішуються наступні етапи:

- розробка принципів, взаємодії системи логічного висновку і численних оптимізаційних процедур;
- вибір (розробка) апарату реалізації логічного висновку у комбінованих алгоритмах управління експериментами;
- розробка на основі запропонованого апарату ефективних алгоритмів виведення з урахуванням специфіки взаємодії із чисельними процедурами оптимізації [8].

На третьому етапі вирішується завдання розробки оптимізаційних процедур, які використовуються у плануванні екстремальних дій. При цьому питання розробки алгоритмічного забезпечення можна розглядати для специфічних аспектів моделювання об'єкта, а саме:

- автоматизації управління експериментами в умовах лінгвістичної невизначеності параметрів, наприклад, «ступінь подібності / відмінності ...» не має чисельного вимірювання;
- організації екстремальних експериментів у задачах однопараметричної оптимізації при істотно нерівномірному розташуванні точок у середині інтервалу, наприклад, унімодальна функція відгуку та і фіксування відповідних станів ув моделі системи знань;
- скорочення часу пошуку при значній тривалості прогону імітаційної моделі, що є важливим при багатоітераційних алгоритмах пошуку, повному перебиранні варіантів тощо.

2 МЕТОДИ ВИБОРУ ЕТАЛОННОГО ЗОБРАЖЕННЯ

Аналіз різницевих зображень (АРЗ) є ефективним методом для отримання фотометрії в людних полях щодо вибраного еталонного зображення. Проте, поки що оптимальний вибір опорного зображення залишається невирішеною проблемою. Головним питанням є те, як цей вибір залежить від комбінації розміру пікселів видимості, фону та детектора. У наших тестах використовується комбінація змодельованих даних та індикаторів якості від АРЗ із добре вибірканими оптичними даними та недостатньою вибіркою даних ближнього інфрачервоного випромінювання з експерименту оптичного гравітаційного лінзування та опитувань відповідно. Ми шукаємо показник якості (FoM), який можна використовувати для вибору еталонних зображень для кожного опитування. Хоча ми не знаходимо універсально застосовного FoM, заходи, специфічні для опитування, вказують на те, що ефект просторової недостатньої вибірки може вимагати зміни стратегії порівняно зі стандартним підходом АРЗ, навіть якщо бачення залишається основним критерієм. Було виявлено, що фон не є важливим критерієм для вибору еталону, принаймні для динамічного діапазону зображень. Зокрема, для аналізу даних, що просторово недостатню вибірку найкраще обробляти, якщо змінити стандартну процедуру АРЗ та згорнути цільові зображення до кращого зразка (поганого бачення) опорного зображення.

Найефективнішим методом виявлення змінних є аналіз різницевих зображень. У АРЗ еталонне зображення вибирається як одне зображення з багатоепохового набору даних або створюється шляхом накладання кількох зображень у цьому наборі даних. Це іноді називають «шаблонним» зображенням в іншій літературі. Зображення геометрично вирівнюються за тією ж системою координат, перевибираючи дані в кожному зображенні до загальної піксельної сітки. Потім опорне зображення згортається ядром так, щоб його функція розподілу точок (PSF) відповідала функції кожного

«цільового» зображення. Кожне цільове зображення потім віднімається від відповідного згорнутого опорного зображення для створення набору відмінних зображень.

З кожною згорткою (посилання на дану ціль) ми прагнемо мінімізувати залишки, залишені в різницевому зображенні, щоб залишки, що залишилися, відображали справжні змінні об'єкти. Для цих об'єктів залишки повинні правильно представляти лише різницю в потоці між епохами еталону та цільовою. Небажані залишки можуть виникати через просторові варіації PSF на окремих зображеннях через зміни фокуса на детекторі та, у широких полях, зміни бачення. Крім того, прозорість неба або фонове освітлення можуть відрізнятися на різних зображеннях. Тому кожна частина еталонного зображення повинна бути фотометрично вирівняна з відповідною частиною цільового зображення. Як правило, ядро згортки виводиться шляхом підгонки коефіцієнтів набору базових функцій за допомогою найменших квадратів, щоб мінімізувати залишки різницевого зображення. Модель ядра, що використовується у відповідності, також включає терміни для просторових варіацій як у PSF, так і у фоні.

Після створення різницевих зображень змінні об'єкти можна легко знайти за допомогою стандартного виявлення об'єктів у стеку зображень абсолютної різниці. Потім можна провести фотометрію на кожному різницевому зображенні часового ряду, щоб побудувати криву різниці світлового потоку для кожного об'єкта. АРЗ особливо корисний для отримання високоточної фотометрії об'єктів, для яких зміни яскравості становлять невелику частку від середньої загальної яскравості.

Вибір хорошого еталонного зображення для АРЗ має вирішальне значення для отримання точної фотометрії. Опорне зображення є загальним для кожного створеного різницевого зображення і зазвичай використовується для калібрування остаточної фотометрії часового ряду. Тому точність фотометрії, яка виконується на різницевих зображеннях, обмежена співвідношенням сигнал/шум у еталонному зображенні та точністю згортки ядра узгодження

PSF, зробленої до віднімання зображення. Точне рішення ядра вимагає достатньої інформації про форму PSF як в еталоні, так і в цілі. Протягом останніх кількох десятиліть APЗ значно розвинулася і має загальноприйнятий, математично надійний алгоритм. Однак такого алгоритму для вибору еталонного зображення не існує. Надійний алгоритм вибору еталонного зображення має потенціал для значного підвищення фотометричної точності. Автоматичний вибір посилення також буде корисним для проведення APЗ з великомасштабними дослідженнями мінливості, такими як VISTA Variables де ручний вибір посилення є небажаним через велику кількість залучених даних.

Alard & Lupton стверджують, що еталонне зображення має бути найкращим зображенням, оскільки воно має найвище співвідношення сигнал/шум. Однак це припущення ніколи не було офіційно перевірено в різних режимах пікселізації та динамічного діапазону. Стандартні підходи до вибору еталонного зображення не враховують зображення, де PSF просторово недостатньо вибіркової. Більше того, стандартні методи APЗ (такі як оптимальне віднімання зображення; OIS) не оптимізовані для таких даних. Широкомасштабні дослідження мінливості можуть бути предметом пікселізації, а отже, і недостатньої вибірки через обмеження стратегії опитування на просторово-часовий охоплення, а також через характер приладів. У розділі 2.2 ми пропонуємо альтернативну форму OIS, в якій цільові зображення згортаються, щоб відповідати опорному зображенню з поганим баченням перед відніманням, що може мати деякі переваги при роботі з даними з недостатньою вибіркою.

У розділі 2.3 ми оцінюємо продуктивність різних еталонних зображень у DIA зі згортанням еталону та згортанням цілі, порівнюючи результати кількох запусків DIA на двох різних наборах даних. Наші тестові дані, описані в розділі 2.4, отримані з експерименту третього покоління з оптичною гравітаційною лінзою (OGLE-III). У даних тесту OGLE, PSF просторово добре вибіркової, і дані мають високий динамічний діапазон між типовим фоновим рівнем і межею насичення. Дані тесту VVV, вибрані для цього дослідження, часто мають

недостатню вибірку PSF і мають низький динамічний діапазон. Розділ 2.5 описує численні запуски APЗ, які ми виконали для порівняння APЗ, що згортає еталони, і згортає цілі, а також отримує статистику продуктивності APЗ, на основі якої ми можемо протестувати алгоритми вибору еталонного зображення.

Ми робимо дві спроби знайти надійний алгоритм вибору еталонного зображення. У розділі ми намагаємося знайти універсальний показник заслуг (UFoM), який застосовний до всіх опитувань і пов'язує набір евристик зображення з очікуваною продуктивністю APЗ. За допомогою цієї евристики ми маємо намір кількісно визначити можливість відновлення PSF за різних умов пікселізації та відношення сигнал/шум. Вони розраховуються на основі моделювання простого гауссового PSF, проведеного в просторі простих метрик зображення, які легко отримати для потенційних опорних зображень, а саме потоку бачення та фону. У розділі спробуємо застосувати емпіричний підхід, заснований лише на цих простих показниках зображення. Тут ми перевіряємо, якою мірою загально прийнята думка (про те, що еталонне зображення в першу чергу слід вибирати шляхом перегляду) застосовується до різних режимів даних із добре чи недостатньою вибіркою та, до певної міри, з високим чи низьким динамічним діапазоном (через високий фон у ближній інфрачервоний діапазон і низька межа насичення).

2.1 Цільова згортка зображення

Центральним для оптимальної продуктивності OIS є вибір або побудова еталонного зображення R , оскільки воно віддруковано на кожному відмінному зображенні.

Tomaney & Crofts та Alard & Lupton вибирають найвище співвідношення сигнал/шум, щоб найкраще бачити зображення для своїх еталонних зображень. У той час як Tomaney & Crofts об'єднують всі свої зображення (цілі та посилання) на загальне, погано бачення зображення, Alard & Lupton виступають за згортання опорного зображення, щоб відповідати баченню

кожного цільового зображення. Цей останній підхід найкраще використовує співвідношення сигнал/шум еталонного зображення, а також кожного цільового зображення. Слід зазначити, що Tomaneu & Crofts не використовують OIS, яка з'явилася пізніше, а натомість PSF узгоджує свої зображення за допомогою перетворення Фур'є.

Хоча OIS враховує просторово різні фони, фоновий потік також слід враховувати при виборі еталонного зображення, оскільки більший фоновий потік у кожному пікселі матиме більший внесок у фотонний шум у цьому пікселі, навіть після того, як фон був підігнано і віднято. Часто для покращення відношення сигнал/шум бажано об'єднати кілька опорних зображень із хорошим баченням.

Максимізація відношення сигнал/шум шляхом взяття найкращого видимого зображення для еталонного може здатися найінтуїтивнішим варіантом, але цей підхід покладається на PSF у зображенні, що має просторову чітку вибірку. Теорема вибірки Найквіста стверджує, що для відновлення неперервної функції з дискретних даних потрібно відбірку цієї функції на частоті, що принаймні вдвічі перевищує пропускну здатність, яку займає її перетворення Фур'є. Застосовуючи це до просторової області для гауссового PSF, відібраного піксельною сіткою, знадобиться щонайменше 2 пікселі по всій FWHM, щоб відновити PSF відповідно до деякої функції гаусової моделі. Нижче цієї межі PSF, відновлений шляхом підгонки до значень пікселів, матиме поганий псевдонім. Це особливо проблема для обробки зображень, що включає інтерполяцію та повторну дискретизацію, наприклад геометричну реєстрацію, що виконується перед різницеvim зображенням (Tomaneu & Crofts). Саме на цій основі Возняк пропонує обмеження в 2,5 пікселя на FWHM, нижче якого зображення є «заниженою вибіркою» і можуть спричинити проблеми зі збігом PSF. Якщо перетворення PSF не визначено належним чином, то вимірювання відносного потоку будуть схильні до потенційно значущих систематичних невизначеностей [9].

Хоча DIA зараз є добре розробленою та зрілою методологією, наразі не

існує оптимального методу для побудови еталонного зображення або для роботи з окремим випадком даних із недостатньою вибіркою. Вже описані проблеми можуть свідчити про те, що при виконанні DIA слід взагалі відмовитися від даних із недостатньою вибіркою, використовуючи лише ті зображення, які бачать більше 2,5 пікселів. Однак ми вступаємо в епоху широкомасштабних опитувань часової області, для яких DIA ефективно витягує дані про мінливість із переповнених полів. Обмеження на час опитування можуть змусити такі опитування працювати з піксельними масштабами, близькими або нижче межі вибірки. Крім того, матриці ближнього інфрачервоного випромінювання зазвичай мають більший масштаб пікселів, ніж їхні оптичні аналоги, оскільки технологія ближнього інфрачервоного випромінювання є менш зрілою, ніж технологія CCD. Тому бажано знайти метод різницевого зображення та еталонного відбору, який міг би пом'якшити проблеми недостатньої вибірки.

Одним із рішень може бути перевернути стандартне рівняння різницевого зображення, щоб кожне цільове зображення натомість було згорнуто, щоб відповідати PSF еталонного зображення, що гірше бачить. Перевага більшої просторової вибірки PSF в еталонному зображенні може переважити недолік меншого відношення сигнал/шум під час узгодження PSF. Тому в наших дослідженнях вибору еталонного зображення варто розглянути наслідки вибору еталонного зображення хорошого або поганого бачення, виконуючи або RIC, як у рівнянні, або згортку цільового зображення (надалі скорочено TIC):

$$\sum_i^{target} D(x_i, y_i)^2 = \min[\sum_i([T \otimes K](x_i, y_i) - R(x_i, y_i))^2] \quad (2.1)$$

де цього разу ми зортаємо цільове зображення, щоб відповідати опорному зображенню з гіршим баченням.

Існує очевидний недолік у побудові різницевого зображення за допомогою TIC, як у рівнянні. Основна проблема полягає в тому, що опорний PSF в цьому випадку оточує більше шуму, який потім відбивається на всіх

відмінних зображеннях [10]. Однак це може бути частково або повністю пом'якшено перевагами цього підходу. Завдяки згортанню до одного й того самого поганого бачення зображення всі відмінні зображення мають однаковий PSF (на межі ідеального рішення ядра). Це допомагає спростити подальшу фотометрію та зменшує ефект систематичних помилок. Крім того, більшість, якщо не всі отримані відмінності зображень можуть бути безпосередньо поміщені назад до вихідного опорного зображення R , щоб створити нове опорне співвідношення сигнал/шум. Явно, для фіксованого часу експозиції та заданої послідовності N цільових зображень T_j , згорнутих з ядрами K_j до того самого PSF, що й R , новий еталонний R' отримується за допомогою

$$R' = \frac{1}{N+1} [R + \sum_{j=1}^N (T \otimes K)_j] = R + \frac{1}{N+1} \sum_{j=1}^N D_j \quad (2.2)$$

де j означає епоху. Рівняння показує, що R' може бути сформовано безпосередньо з R та послідовності різницевих зображень D_j . На практиці більш надійна конструкція R' буде сформована за допомогою зважування D_j з оберненою дисперсією, хоча ми опускаємо це для наочності (тобто ми вводимо ідентичну дисперсію різницевого зображення). За межею того, що вихідні рішення ядра K_j збігаються до відповідних оптимальних рішень, новий набір різницевих зображень D'_j , отриманих з R' , можна отримати без подальшого кроку згортки, оскільки R' є просто лінійною сумою існуючих різницевих зображень:

$$D'_j = (T \otimes K')_j - R' \simeq (T \otimes K)_j - R' = (D_j + R) - R' = D_j - \frac{1}{N+1} \sum_{i=1}^N D_i \quad (2.3)$$

де ми пропустили неявні підсумовування по пікселях; індекси i та j позначають епоху, а K' — нове рішення ядра, отримане з R' . На практиці однією з причин створення R' буде мінімізувати шум у еталоні та створити нове рішення ядра K' , яке буде кращим за K . Також ми повинні мати на увазі, що для

TIC DIA рівняння означає, що наш новий набір різницевих зображень буде сформований із набору згорнутих зображень. Це, ймовірно, призведе до сильно корельованого внутрішньопіксельного шуму. Однак рівняння принаймні представляє простий тест на збіжність для отримання найкращого можливого рішення ядра. Стратегії оптимізації для зведених (на відміну від одного зображення) опорних кадрів виходять за рамки цієї статті, і ми не розглядаємо їх далі [11].

На відміну від цього, RIC DIA передбачає згортання опорного зображення з хорошою видимістю до (гіршого) PSF кожного цільового зображення, і тому кожне відмінне зображення матиме інший PSF. Незважаючи на те, що, як правило, все ще вигідно складати зображення, щоб отримати кращу опору відношення сигнал/шум, зазвичай для цього можна використовувати лише невелику підмножину доступних зображень (ті, які краще бачать).

Іншою потенційною великою перевагою TIC DIA є випадок, коли PSF недостатньо відбирається детектором (як згадувалося вище), або коли опромінення може перевищувати рівень насичення для яскравих зірок за хороших умов бачення. Насправді, обидві ці ситуації стосуються зображень, оскільки швидкість бачення в Параналі часто становить близько 0,6 кутової секунди, порівняно з розміром пікселя камери 0,34 кутової секунди. Для хорошого різницевого зображення зазвичай потрібно, щоб вибірка PSF була принаймні 2,5 пікселя/FWHM. У переповнених полях зображення VVV KS-діапазону також демонструють велику кількість насичених зірок, насамперед через досить низький динамічний діапазон між типовим рівнем фону та рівнем насиченості масиву. У цьому випадку цілком може мати сенс використовувати TIC, щоб мати як найнадійніші рішення ядра, так і мінімізувати наслідки насичення.

2.2 Вимірювання ефективності еталонного зображення

Під час виконання різницевого зображення ISIS обчислює зменшений χ^2 -квадрат як індикатор якості різницевого зображення, який для RIC визначається як:

$$\chi_{red}^2 = \frac{1}{N_{pixels}} \sum_i^{N_{pixels}} \frac{((R \otimes k)_i - T_i + B)^2}{T_i} \quad (2.4)$$

де N_{pixels} – кількість пікселів у межах області штампа, на якій оцінюється ядро згортки, а B – це фоновий термін, який приймається як постійний в області штампа. Скорочений χ -квадрат слід строго нормувати на N пікселів, де n — кількість параметрів у моделі ядра, але оскільки N пікселів $> n$, ми можемо не помітити це. T_i , у знаменнику доданку, — це квадрат помилки. Це являє собою квадрат Пуассона або фотонний шум, який є помилкою, яку можна очікувати в межах ідеального рішення ядра. Для TIS T і R в рівнянні міняються місцями. Зауважте, що в той час як рівняння (6) є статистикою, зваженою на дисперсію, мінімізація методом найменших квадратів у ISIS виконується без зважування дисперсії. Однак ISIS розраховує зважені дисперсії значення χ^2_{red} , які ми використовуємо для нашої метрики якості.

Для кожного зображення різниці ISIS повертає середнє значення, $\mu\chi^2$, і стандартне відхилення, $\sigma\chi^2$, зменшеного χ^2 -квадрат для всіх штампів на зображенні. Ми запускаємо ISIS, використовуючи 10×10 областей штампа на зображення, причому кожен штамп охоплює 31×31 піксель. Статистика $\mu\chi^2$ і $\sigma\chi^2$ використовується як пряма міра відмінності якості зображення. $\mu\chi^2$ – усереднений по зображенню показник глобальної точності рішення ядра. $\sigma\chi^2$ представляє різницю в якості віднімання в різних підобластях зображення і може бути прийнято як похибка на $\mu\chi^2$ (тобто стандартне відхилення значень штампа χ^2_{red} навколо $\mu\chi^2$ для даного зображення). Для гарного різницевого зображення $\mu\chi^2$ має бути малим (порядку одиниці), а $\sigma\chi^2$ має бути набагато меншим за $\mu\chi^2$. Щоб полегшити наші подальші дослідження того, що є хорошим еталонним зображенням, ми будемо використовувати $\mu\chi^2$ і спочатку

його похибку $\sigma\chi^2$ як міру відмінності зображення [12]. Для кожного набору даних опитування ми виконуємо DIA для кожної можливої неідентичної пари зображень за RIC ($R \otimes k - T$) та порівнюємо статистику $\mu\chi^2$ та $\sigma\chi^2$. Для даного посилання R ми маємо набір статистичних даних, які відповідають усім іншим цілям, T , відповідно до RIC. Ми можемо легко отримати набір статистичних даних для даного еталону під TIC ($T \otimes k - R$) зі статистики, вже отриманої від RIC (з пар зображень, де T — еталонне зображення, а R — ціль). Зауважте, що в TIC R і T міняються місцями в рівнянні, тому дисперсія (у знаменнику) оцінюється на основі того самого незгорнутого еталону для кожного різницевого зображення за один запуск. Це на відміну від RIC, де дисперсія оцінюється на основі іншої незгорнутої цілі для кожного відмінного зображення. Тому не має сенсу безпосередньо порівнювати продуктивність RIC і TIC DIA, хоча шукати тенденції в кожному з них все ще справедливо.

На рисунку 2.1 показано значення $\mu\chi^2$ і $\sigma\chi^2$ в логарифмічній просторі, отримані для всіх пар зображень у наборах тестових даних OGLE і VVV відповідно. Ці дві статистичні дані показують чітку кореляцію для обох опитувань, як і слід було очікувати. Найкраща статистика для OGLE знаходиться в межах очікуваного діапазону для зменшеного χ^2 ; $\mu\chi^2$ має мінімальне значення близько одиниці і принаймні вище 0,5 ($\ln\mu\chi^2 > -0,69$). $\sigma\chi^2$ в цьому режимі порівняно невеликий, на 2 порядки менше, ніж $\mu\chi^2$. Для VVV $\mu\chi^2$ досягає значно нижче одиниці, незважаючи на відповідне низьке значення $\sigma\chi^2$ в цьому режимі. Для зменшеного χ^2 це зазвичай вказує на завищений термін помилки, але це також може бути пов'язано з корельованим шумом між пікселями під час PSF-згортки.

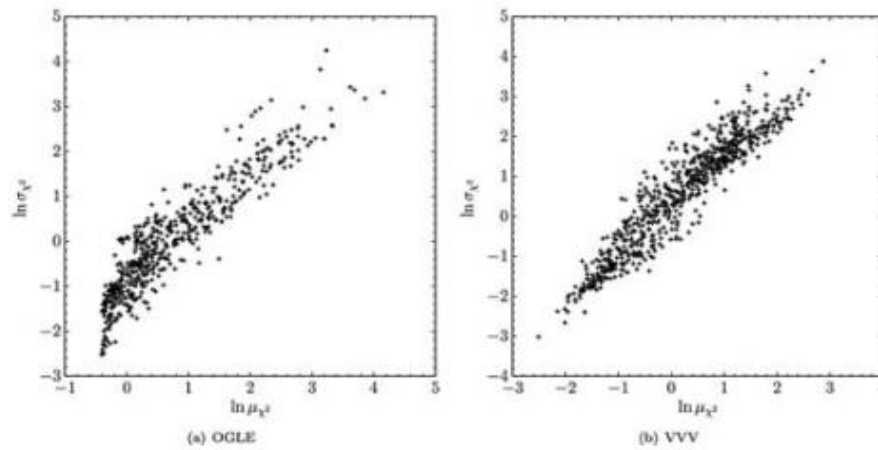


Рисунок 2.1 – Значення $\mu\chi^2$ і $\sigma\chi^2$ в логарифмічній просторі

На рис. 2.2 ми побудуємо графік $\ln\mu\chi^2$ проти різниці в баченні, $\theta_T - \theta_R$, між цільовим і еталонним для всіх пар зображень під RIC ($R \otimes k - T$). При $\theta_T - \theta_R = 0$ позначає перехід, де посилання R переходить від розгорнутого, щоб відповідати цілі ($\theta_T < \theta_R$), до місця, де воно згортається, щоб відповідати цілі ($\theta_T > \theta_R$). Для OGLE, де дані добре вибіркові та мають широкий діапазон бачення, спостерігається явне збільшення $\ln\mu\chi^2$, що переходить у згорнутий режим, і значною мірою рівна мінімізація $\ln\mu\chi^2$ у згорнутому режимі. Похибки (пропорційні, оскільки ми працюємо з натуральними журналами, тобто $\sigma\chi^2/\mu\chi^2$) зведені до мінімуму в хвостах розподілу, де відмінності в баченні найбільші. Дані, навпаки, мають недостатню вибірку і займають менший діапазон зору. Відбувається лише слабке збільшення $\ln\mu\chi^2$, що переходить у розгорнутий режим. Найбільші помилки є в групі точок на найбільшому та найбільш позитивному кінці осі θ_T . Це може бути пов'язано з недостатньою вибіркою даних. Будь-які неточності в рішенні ядра, викликані недостатньою вибіркою еталонного PSF, можуть бути посилені при згортанні до набагато ширшого бачення.

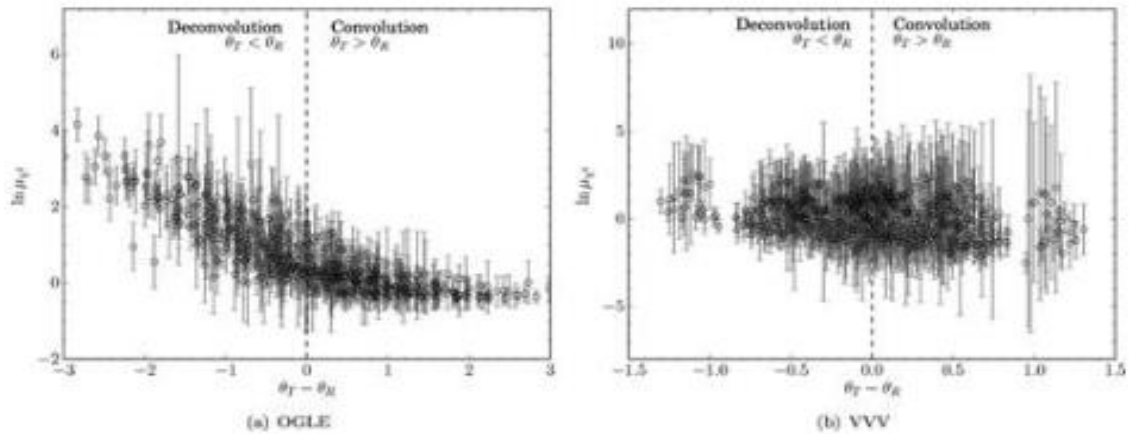


Рисунок 2.2 – Графік $\ln\mu^2$ проти різниці в баченні

На рисунку 2.3 для OGLE і VVV відображення опорного зображення зображено проти $\ln\mu^2$ як для RIC, так і для TIC. У кожному випадку значення пари необроблених зображень $\ln\mu^2$ зображуються у вигляді світло-сірих кіл з їх пропорційними похибками $\sigma\chi^2/\mu^2$. Щоб отримати вимір загальної продуктивності для даного еталонного зображення, ми використовуємо середнє значення $\ln\mu^2$ для всіх пар зображень, які використовують це посилання. Ми робимо це в логарифмічній просторі, оскільки μ^2 обмежено нулем. Ці медіани зображені у вигляді чорних кіл на логарифмічній шкалі, а їх смуги помилок представляють середнє абсолютне відхилення, $MAD(\ln\mu^2)$. Ми виконуємо зважену регресію за методом найменших квадратів для значень медіани ($\ln\mu^2$) щодо опорного зображення, щоб отримати оцінку ступеня кореляції [13]. Нахил, m , і відрізок, c , лінії регресії наведені з їхніми помилками, а також коефіцієнтом кореляції R^2 , в легенді на кожній підграфіці на рисунку 2.3. У даних OGLE ми бачимо сильну кореляцію між бачення і медіана ($\ln\mu^2$) при RIC і сильна антикореляція під TIC. Така поведінка відповідає нашим очікуванням для RIC, де добре бачить опорне зображення працює найкраще, і TIC, де опорне зображення поганого бачення працює найкраще. У даних VVV існує погана антикореляція для RIC, при цьому медіана ($\ln\mu^2$) є значною мірою рівною по всій шкалі зору. Під TIC спостерігається сильніша антикореляція, з невеликим покращенням при широкому зору, тобто

зниженням медіани ($\ln\mu\chi^2$). Поведінку під RIC можна очікувати, враховуючи, що VVV бачення охоплює більш вузький діапазон, так що PSF, які зазнають згортки, не сильно змінюються за розміром, але також недостатня вибірка може обмежити якість різницевих зображень, отриманих під RIC. Примітно, що опорне зображення з найбільшою видимістю працює краще під TIC, ніж опорне зображення з найменшим баченням під RIC, і що існує сильніша антикореляція для TIC. Хоча існує більш значний розкид у базових парах зображень при широкому перегляді під TIC, альтернативний метод, схоже, працює краще для даних із недостатньою вибіркою.

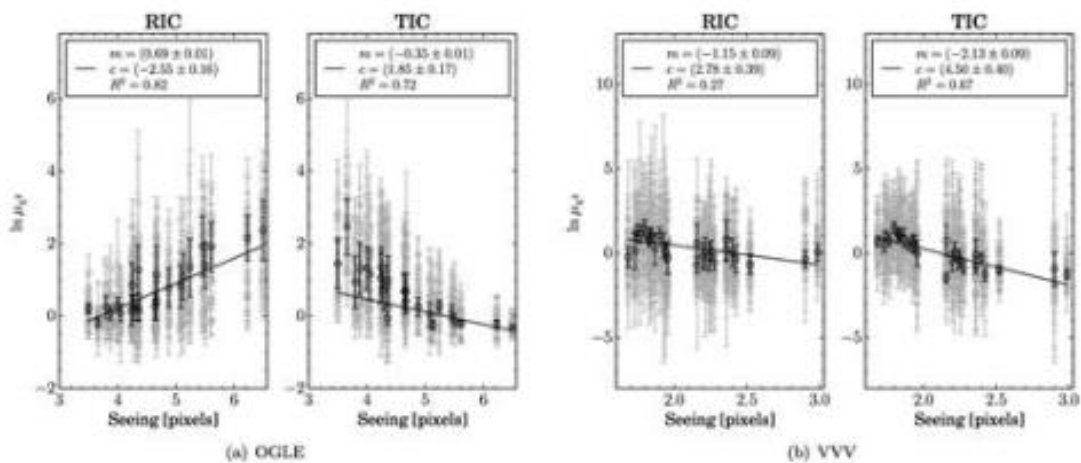


Рисунок 2.3 – Відображення опорного зображення зображено проти $\ln\mu\chi^2$

На рисунку 2.4 ми побудуємо графік $\ln\mu\chi^2$ проти фонового потоку для OGLE і VVV під RIC і TIC. Лінійні регресії, проведені для кожного дослідження в кожному напрямку згортки, показали незначну кореляцію між медіаною ($\ln\mu\chi^2$) і фоновим потоком.

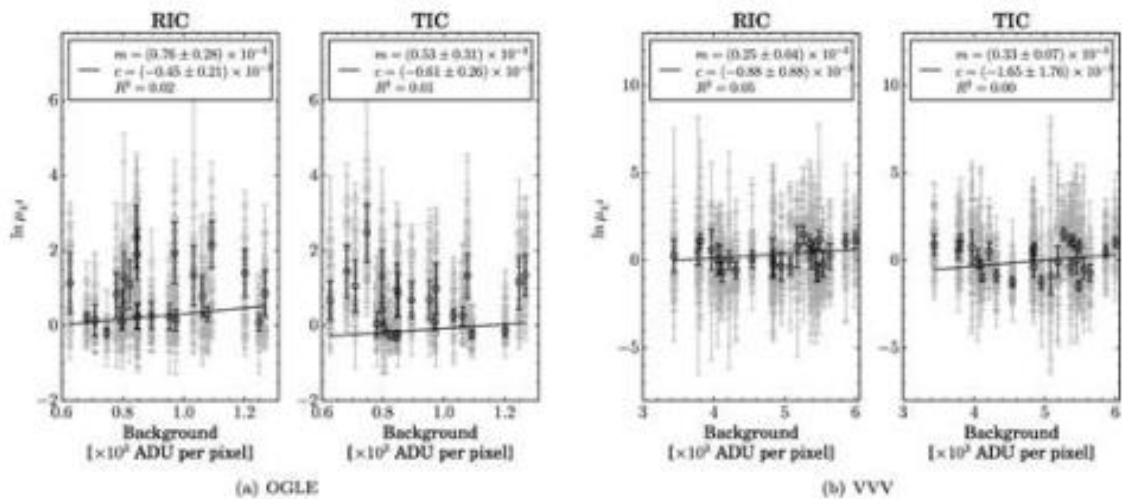


Рисунок 2.4 – Графік $\ln \mu^2$ проти фонового потоку

Результати, представлені вище, демонструють, що дані з недостатньою вибіркою працюють по-різному при DIA та добре вибіркового даних. Вони також показують, що TIC є життєздатним альтернативним методом DIA і потенційно є оптимальним при роботі з даними з недостатньою вибіркою.

В принципі, завдяки цьому аналізу ми маємо всю інформацію, необхідну для вибору найкращого еталонного зображення. Для набору даних OGLE з хорошою вибіркою ми можемо вибрати опорне зображення, яке найкраще видно, і використовувати RIC DIA. Для даних VVV із недостатньою вибіркою ми можемо вибрати опорне зображення з найгіршою видимістю та використовувати TIC DIA [14]. Однак, щоб зробити такий висновок, нам довелося виконати DIA для всіх можливих пар опорне-цільове зображення в кожному наборі даних. Для більшого набору даних із, можливо, поточного опитування, цей підхід може бути неможливим. Ми прагнемо до більш узагальненої схеми вибору еталонного зображення, яка є хорошим передвісником того, які зображення будуть найкращими опорними зображеннями.

2.3 Метричний простір бачення фонового рівня

Метричний простір бачення, фонового рівня (і репрезентативного потоку джерела) зручний тим, що ці параметри можна або легко витягти з метаданих зображення (наприклад, заголовки зображень у форматі FITS), або легко оцінити з самих даних зображення. Наприклад, фоновий потік на піксель можна оцінити як режим усіх значень пікселів, розумну оцінку навіть у переповнених полях. Оскільки підпрограми DIA, такі як OIS, зазвичай використовують найяскравіші ненасичені зірки для обчислення перетворення ядра, наш вихідний потік має посилатися на типовий потік «яскравих зірок» на зображенні, який можна апроксимувати за допомогою простого підсумовування потоків (тобто грубої апертурної фотометрії) одна або кілька ненасичених зірок на зображенні.

Важливо підкреслити, що наш пошук простого алгоритму для хорошого вибору еталонного зображення не повинен критично залежати від складних і точних приписів для вимірювання таких величин, як рівень фону або яскравий зірковий потік. Інакше мало ймовірно, що наш метод буде універсальним для різних опитувань або, що ще гірше, він може спричинити за собою обчислення, які займають стільки ж часу, як ручний вибір зображення.

Після того, як ми охарактеризували наші зображення, ми хочемо отримати для кожного зображення оцінку UFoM для придатності еталонного зображення. Цей UFoM можна розрахувати з набору будь-якої кількості евристик, $\{H_i\}$, які кількісно визначають точність, з якою ми можемо охарактеризувати опорне зображення PSF. Для наших цілей обрана нами евристика характеризуватиме точність, з якою ми можемо визначити положення, ширину та амплітуду PSF. Їх точна форма буде визначена в розділі 2.4.

Ми приймаємо загальну степеневу форму для універсального FoM (UFoM):

$$UFoM \propto \prod_i H_i^{N_i} \quad (2.5)$$

де N_i — ступінь, що приписується кожній евристичній H_i . У просторі журналу:

$$\ln (UFoM) \propto \sum_i N_i \ln (H_i) \quad (2.6)$$

За допомогою UFoM ми хочемо оцінити потенційні еталонні зображення, щоб можна було очікувати, що опорні зображення з вищою оцінкою створять кращі відмінні зображення. Оскільки пізніше ми відкалібруємо його відповідно до реальної статистики DIA $\mu\chi^2$, корисно прийняти співвідношення:

$$UFoM \propto \frac{1}{\mu\chi^2} \quad (2.7)$$

Тому, якщо ми вважаємо, що збільшення значення певної евристики повинно покращити придатність еталонного зображення та антикорелювати з $\mu\chi^2$, ми призначаємо йому додатну ступінь у рівняннях i (тобто $N_i \geq 0$). Якщо ми очікуємо, що конкретна евристика зменшиться з покращенням придатності еталонного зображення, так що вона корелює з $\mu\chi^2$, ми призначаємо їй негативну потужність ($N_i \leq 0$).

2.4 Евристичні вимірювання з реальних даних зображення

Рисунки 2.5 і 2.6 показують для OGLE і VVV, відповідно, карти індивідуальних евристичних значень гаусового відношення сигнал/шум PSF, точності центру PSF (αc), точності ширини PSF (αw) і ширини PSF. точність (σw) на площині бачення зображення в залежності від рівня фону. В обох випадках карти були побудовані з використанням єдиного значення потоку яскравих зір F^* , яке було встановлено рівним середньому значенню потоку для кожного набору даних. Розташування зображень OGLE у метричному просторі показано на кожному малюнку.

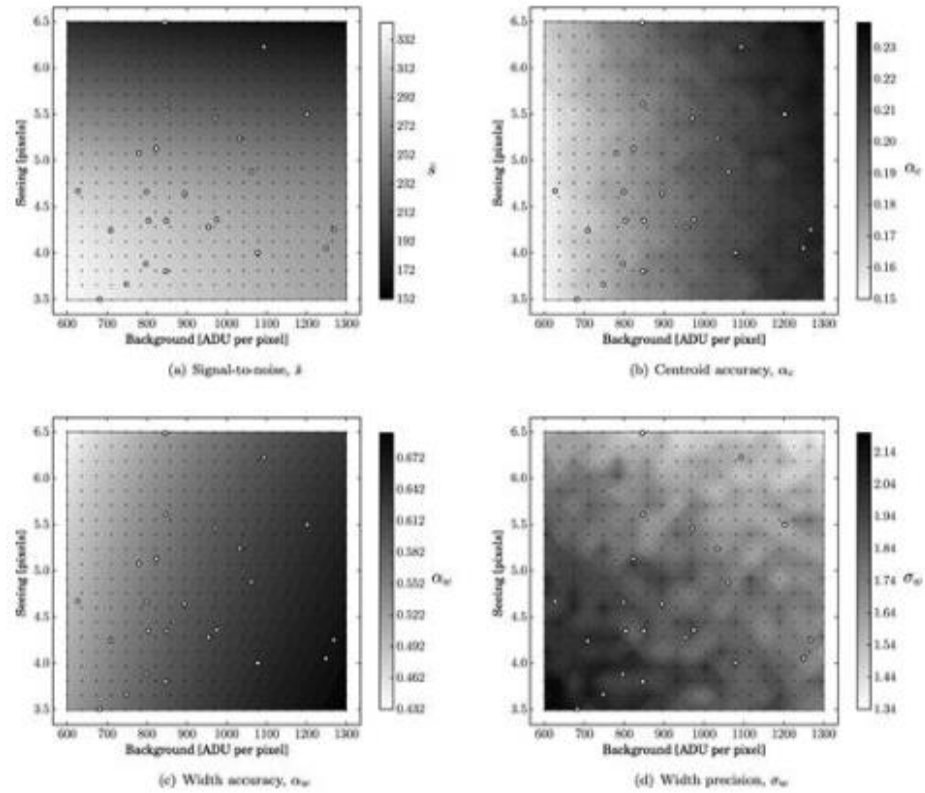


Рисунок 2.5 – Карти індивідуальних евристичних значень гаусового відношення сигнал/шум

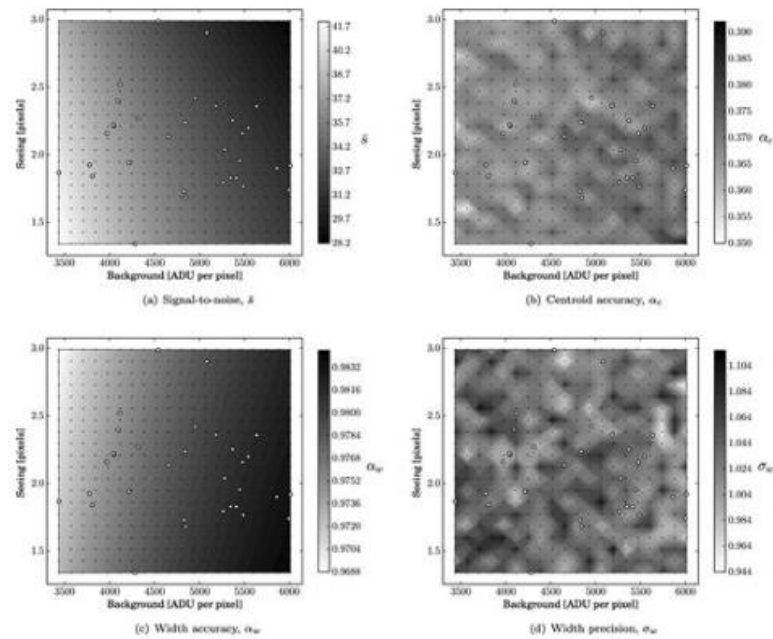


Рисунок 2.6 – Карти індивідуальних евристичних значень гаусового відношення сигнал/шум зі збільшенням до нижчого фону

Для евристики, отриманої на основі моделювання OGLE на рис. 2.5, покращується (збільшується) до малого бачення та низького фону, як можна було очікувати. α_s покращується (зменшується) до низького фону в результаті зниження рівня шуму. α_w покращується (зменшується) до низького фону та великої видимості, що може вказувати на те, що більша вибірка PSF, навіть у добре вибіркових даних, може покращити (відносно) точність визначення ширини PSF. σ_w показує деяке слабке покращення (зменшення) у бік більшого зору та більшого фону [10]. Ефект більшої видимості може знову бути пов'язаний з більшою вибіркою PSF. Вплив більшого фону на евристику точності ширини нам не зрозумілий; можливо, незважаючи на калібрування, виконане для цієї евристики, кінцевий розмір піксельної сітки все ще має вплив, хоча ми не бачимо іншого способу пом'якшити це. У межах метричного простору, зайнятого даними OGLE, жодне моделювання PSF не містило насичених пікселів. Дані OGLE мають високу межу насиченості та низький типовий фон.

На рисунку 2.6, і α_w в цілому подібні до тих, що отримані для OGLE. s^- покращує (збільшується) до нижчого фону та малого зору, тоді як α_w покращує (зменшується) до нижчого фону та більшого бачення. α_s переважно рівний, але показує натяк на підйом у куті до малого бачення, великого тла, де моделювання починає відкидатися через насичення. σ_w також досить плоска, з деяким ступенем шуму.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ТОЧНОСИХ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМИ ВИЛУЧЕННЯ ІНФОРМАЦІЇ В УМОВАХ НЕСТАБІЛЬНОЇ ТРАЄКТОРІЇ ПОЛЬОТУ МР

3.1 Результати експериментальних досліджень впливу середовища поширення на формування вихідного зображення.

Зображення поверхні взято за допомогою квадрокоптера Dji Mavic Pro. Квадрокоптер оснащений гіростабілізованою 4К камерою.

Для проведення візуальної оцінки якості зображень залежно від впливу середовища поширення робочих сигналів були отримані зображення з різної висоти, так як одним із основних чинників, які впливають на формування ВЗ, які будуть використанні для синтезу ЕЗ, являється зміна висоти польоту МР. Зображення взято в умовах чистої атмосфери та слабкого туману і наведені на рисунках 3.1, 3.2.



Рисунок 3.1 – Зображення поверхні візування в умовах чистої атмосфери при висотах 100 м (зліва); 250 м (справа)



Рисунок 3.2 – Зображення поверхні візування в умовах чистої атмосфери при висоті 500 метрів

Аналіз зображень (рисунок 3.1) вказує на обов'язкову необхідність врахувати вплив траси поширення сигналів на точності характеристики системи вилучення інформації.



Рисунок 3.3 – Зображення поверхні візування в умовах слабкого туману при висоті 50 метрів



Рисунок 3.4 – Зображення поверхні візування в умовах слабого туману при висоті 100 метрів



Рисунок 3.5 – Зображення поверхні візування в умовах слабого туману при висоті 200 метрів

3.2 Дослідження точностних характеристик системи вилучення інформації

Дослідження точностних характеристик системи вилучення інформації проведено за умовою зміни траси поширення робочих сигналів.

Відповідно до результатів роботи [15] оцінка точності виконується шляхом визначення і розрахунку залежностей $\sigma_\varepsilon(\varepsilon)$, $\sigma_{T_0}(\varepsilon)$, $\sigma_{T_\Phi}(\varepsilon)$ по співвідношенням для середньоквадратичних відхилень оцінюваних параметрів:

$$\sigma_\varepsilon = \frac{|\sin\langle f, e \rangle|}{\Delta T \|f_\varepsilon\| F(f, e, f_\varepsilon)} \quad (3.1)$$

$$\sigma_{T_0} = \frac{|\sin\langle f_\varepsilon, e \rangle|}{\|f\| F(f, e, f_\varepsilon)} \quad (3.2)$$

$$\sigma_{T_\Phi} = \frac{|\sin\langle f_\varepsilon, e \rangle|}{\|e\| F(f, e, f_\varepsilon)} \quad (3.3)$$

$$\text{де } F(f, e, f_\varepsilon) = \sqrt{1 - \cos^2\langle f, e \rangle - \cos^2\langle f, f_\varepsilon \rangle - \cos^2\langle e, f_\varepsilon \rangle + 2\cos\langle f, e \rangle\cos\langle f, f_\varepsilon \rangle\cos\langle e, f_\varepsilon \rangle} \quad (3.4)$$

$\cos\langle f, e \rangle$ – косинус угла між векторами f та e .

На рисунку 3.6 наведено графік залежності точності σ_ε від відношення сигнал-шум q при фіксованому значенні параметра $\varepsilon = x_{41}(t_0) - x_0 \approx 172,22$ м, що збігається з положенням осі діаграми спрямованості антени (ДСА) четвертого променя антени (нижня крива), та сукупності інших параметрів, які зазначені вище.

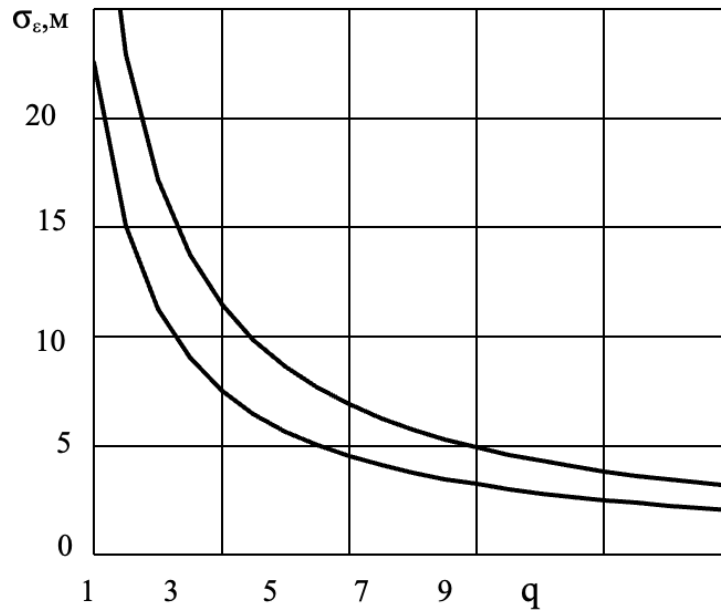


Рисунок 3.6 – Залежність $\sigma_\varepsilon(q)$

Верхня крива відповідає значенню:

$$\varepsilon = \frac{[x_{41}(t_0) + x_{51}(t_0)]}{2} - x_0 \quad (3.5)$$

Становище перепаду температур збігається з серединою відрізка. Середина відрізка з'єднує перетини осей ДСА четвертого і п'ятого променів антени з поверхнею землі (дисперсія шуму каналу σ^2 та температура фону T_Φ постійні, а температура T_0 змінювалася для зміни відношення сигнал-шум). Так як для навігації МР бажано, щоб виконувалося співвідношення $q > 3$, то з графіка випливає, що для зображень, в яких об'єкт прив'язки займає значну частину поля зору датчика, можливо істотне поліпшення точності в порівнянні з елементом дозволу антеною системи на місцевості. Згідно проведених розрахунків при середній відстані між осями перетинів сусідніх ДСА ≈ 20 м для відношення сигнал-шум $q=5\dots 9$ точність навігації склала $\sigma_\varepsilon = (4,5 \dots 2,5)$ м.

Графік побудований без урахування загасання сигналу на трасі розповсюдження (це призводить до погіршення відношення сигнал-шум)

наведений на рисунку 3.6. На рисунку 3.7 для ілюстрації даного ефекту зображено сімейство залежностей σ_ε від висоти z_0 експозиції кадру при різних значень погонного загасання на трасі поширення [16]:

$$L = \exp[-\alpha z_0 \sec \varphi], \quad (3.6)$$

де α – погонне затухання сигналу, дБ/км.

Значення висоти у формулі (3.6) обов'язково виражаються у кілометрах. Розрахунки виконувались згідно до першого виразу співвідношення, де замість контрасту ΔT підставлено $\vartheta T = L \Delta T$.

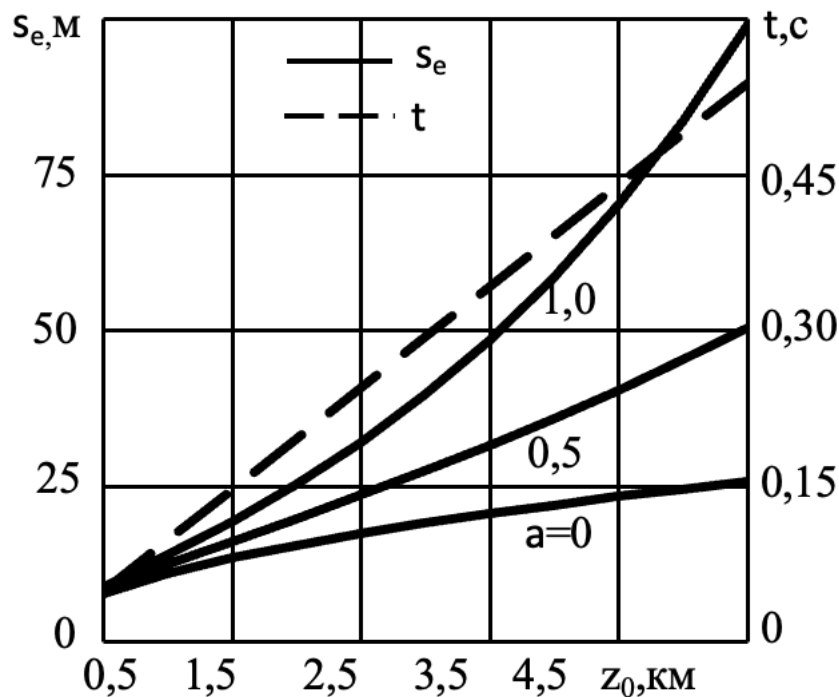


Рисунок 3.7 – Залежність $\sigma_\varepsilon(z_0)$, $\tau(z_0)$

Для кожної висоти обчислювалося допустиме значення постійної часу τ , згідно формули:

$$\tau = \frac{\Delta x_1 \cos(\varphi - \beta_1)}{3V \sin \beta_1} \quad (3.8)$$

З аналізу графіків, які наведені на рисунку 3.7, можна зробити висновок, що загасання сигналу на трасі поширення істотно впливає на формування вихідних даних для синтезу ЕЗ в інтересах навігації МР на великих висотах. Однак при зйомці кадру на висоті ≈ 500 м загасанням можна знехтувати.

3.3 Дослідження точностних характеристик системи вилучення інформації в умовах апріорної невідомості вихідних даних на поверхні візування

Вираз для точностних характеристик оцінювання, у випадку апріорної невідомості про інформативні параметри об'єктів ПВ, мають вигляд:

$$\sigma_{\varepsilon} = \left[\|f_{\varepsilon}\|^2 - \left(f_{\varepsilon}, \frac{f}{\|f\|} \right)^2 \right]^{-1/2} / \Delta T \quad (3.9)$$

$$\sigma_{\Delta T} = \left[\|f\|^2 - \left(f, \frac{f_{\varepsilon}}{\|f_{\varepsilon}\|} \right)^2 \right]^{-1/2} \quad (3.10)$$

У разі того, що параметр ΔT можна вважати відомим, то:

$$\sigma_{\varepsilon} = 1 / (\Delta T \|f_{\varepsilon}\|) \quad (3.11)$$

У міру збільшення числа оцінюваних параметрів ε повина падати, відповідно до загальної теорії точність спільного оцінювання параметра. Точність навігації, розраховувалась за формулами (3.4), (3.7), (3.9) для сукупності параметрів, використаної при побудові рисунок 4.5, і параметра ε , визначається з умови, склала (при $q=3$) відповідно $\sigma_{\varepsilon} = 11,477$ м, $\sigma_{\varepsilon} = 10,659$ м, $\sigma_{\varepsilon} = 9,926$ м,

Якщо розглядати випадок, коли в якості об'єкта прив'язки

використовується смуга $\{a_1 \leq x \leq b_1\} \times \{y \in R\}$ з шириною $\Delta l = b_1 - a_1$ та нехтуючи явищем смаза (вважаємо, що канал безінерційний), вихідний сигнал каналу можна представити у вигляді:

$$f_i(\varepsilon) = \frac{1}{\sigma_i} \left[\Phi \left(\frac{\varepsilon + \Delta l - \zeta_i}{\delta_i} \right) - \Phi \left(\frac{\varepsilon - \zeta_i}{\delta_i} \right) \right] \quad (3.12)$$

$$\frac{\partial f_i(\varepsilon)}{\partial \varepsilon} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i\delta_i} \begin{cases} \exp \left[-\frac{(\varepsilon + \Delta l - \zeta_i)^2}{2\delta_i^2} \right] \\ \exp \left[-\frac{(\varepsilon - \zeta_i)^2}{2\delta_i^2} \right] \end{cases} \quad (3.13)$$

де $\varepsilon = a_1 - x_0, i \in \overline{1, N_1}$.

На рисунку 3.8 зображено графік залежності точності навігації від положення кордону. a_1 полоси шириною $\Delta l = 20$ м, який побудовано згідно формули. У порівнянні з випадком півпростору для даної ширини смуги визначається вища точність та поява на кривій ще одного додаткового мінімуму, який саме відповідає координаті осі ДСА першого променя.

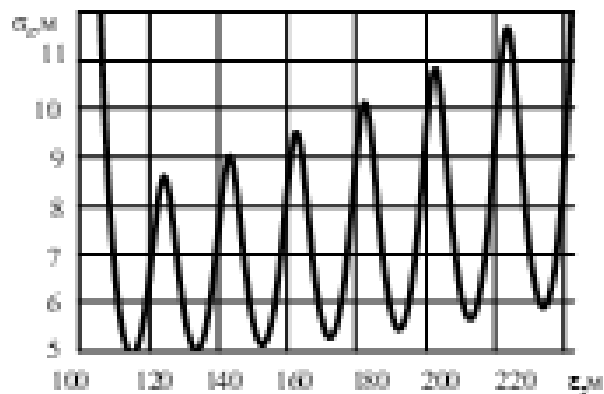


Рисунок 3.8 – Залежність $\sigma_\varepsilon(\varepsilon)$

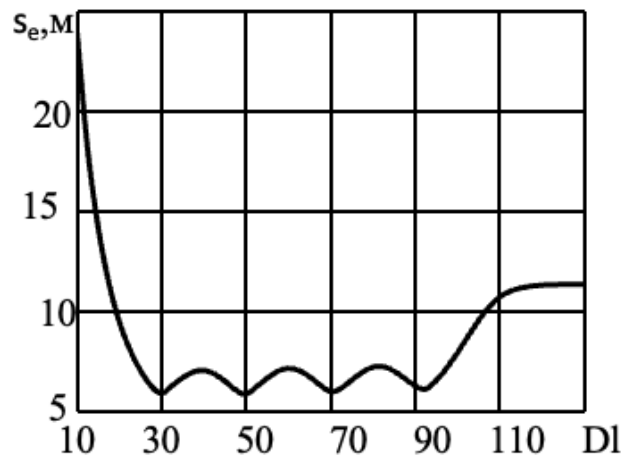


Рисунок 3.9 – Залежність $\sigma_\varepsilon(\Delta l)$

Рисунок 3.9 ілюструє графік залежності точності навігації від ширини смуги.

Проаналізувавши графіки можна зробити наступні висновки: в області $\varepsilon < 2\Delta_x$ у міру зменшення ε точність навігації різко падає;

в області $\varepsilon > 110\text{м}$ друга межа смуги $b_1 = \varepsilon + \Delta l + x_0$ не влучає у зону огляду системи і смуга сприймається датчиком як півпростір, тому точність навігації відповідає отриманій в роботі [17] для півпростору і дорівнює (для третього максимуму) $\sigma_\varepsilon \approx 9,5\text{м}$; в проміжній області точність навігації найкраща, так як в зону огляду потрапляють обидві межі смуги, і максимальна для $\varepsilon \approx (2k + 1)\Delta_x, k \in \overline{1,4}$ (ширина смуги становить непарне число напівінтервалів дозволу антеною системи [18]).

4 ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМА ПОРІВНЯННЯ ПОТОЧНОГО ТА ЕТАЛОННОГО ЗОБРАЖЕНЬ В КЕСН В ІНТЕРЕСАХ НАВІГАЦІЇ МР

4.1 Опис адаптивного алгоритму порівняння зображень

Адаптивний алгоритм передбачає процедуру ітераційної обробки інформації про вимірюваний параметр із змінним порогом до отримання однозначного рішення. У КЕСН в якості вимірюваного параметра зазвичай виступає яскравість (вона може змінюється в залежності від електрофізичних характеристик поверхонь і покривів, що в свою чергу може вплинути на формування вихідних даних для синтезу ЕЗ). Суттєво впливають на абсолютні значення яскравості тривимірні об'єкти, які візуються датчиками КЕСН під різними кутами [19].

Приняття того чи іншого рішення здійснюється за певним правилом (критерієм). В якості такого критерію було обрано правило, яке полягає в наступному: фрагмент поточного зображення, для якого при порівнянні ПЗ і ЕЗ виконується умова:

$$R_j = \inf R_i \quad (4.1)$$

Оголошується таким, що повністю збігається з ЕЗ. Індекс i в залежності від числа зміщених одного відносно іншого фрагментів в кадрі може приймати M значень. У разі, якщо за критерієм (4.1) збігається більше одного фрагмента, то рішення не приймається.

При порівняння фрагментів бінарних ПЗ з бінарним ЕЗ, вирішальне правило, за яким фрагмент ПЗ оголошується таким, що збігається з ЕЗ, полягає в наступному:

$$z_j = \sup z_i, i \in 0, M \quad (4.2)$$

4.2 Результати статистичних випробувань алгоритму формування ВФ КЕСН МР

Випробування алгоритму формування ВФ проводилось наступним чином:

- випробування здійснювалось багаторазовим запуском обчислювальних процедур імітаційного алгоритму;
- для ПЗ ПВ формувались ВФ;
- шляхом порівняння координат ОП на ПЗ в результаті статистичних випробувань прийнято рішення про локалізацію об'єкта привязки та відповідно правильну навігацію МР.

При використанні одного ЕЗ, аналіз результатів алгоритму формування ВФ КЕСН МР показав, що для типових величин відношення сигнал/шум на зображенні ($q = 5 \dots 10$) можуть зформуватись яскраво виражені унімодальні ВФ. Однак при цьому забезпечується ймовірність правильної локалізації, яка близька до одиниці. У випадку збільшення числа елементів ОП з'являються крайові ефекти та формуються додаткові викиди часткової ВФ.

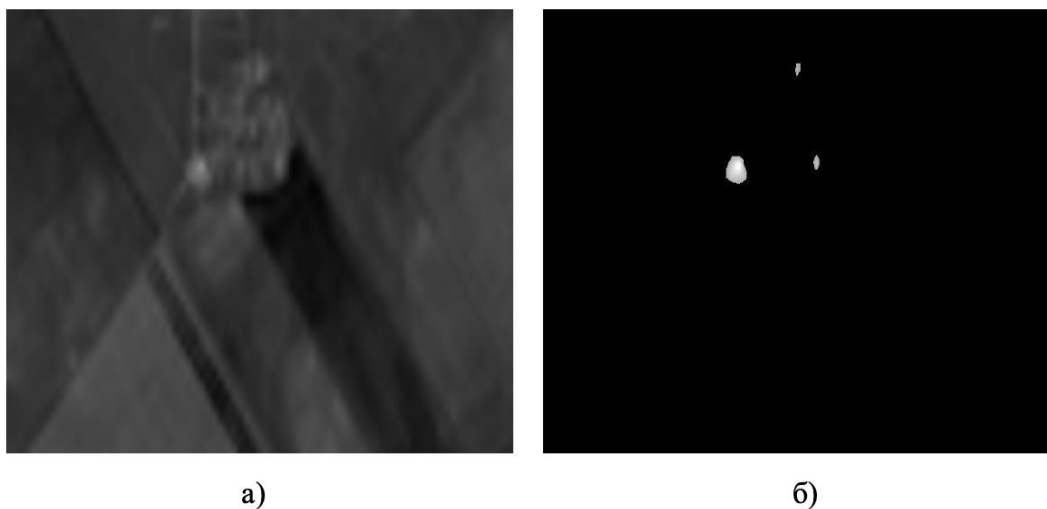


Рисунок 4.1 – Вихідне зображення ПВ (висота 2000 м, РМ канал)(а) та селективне зображення за яскравістю

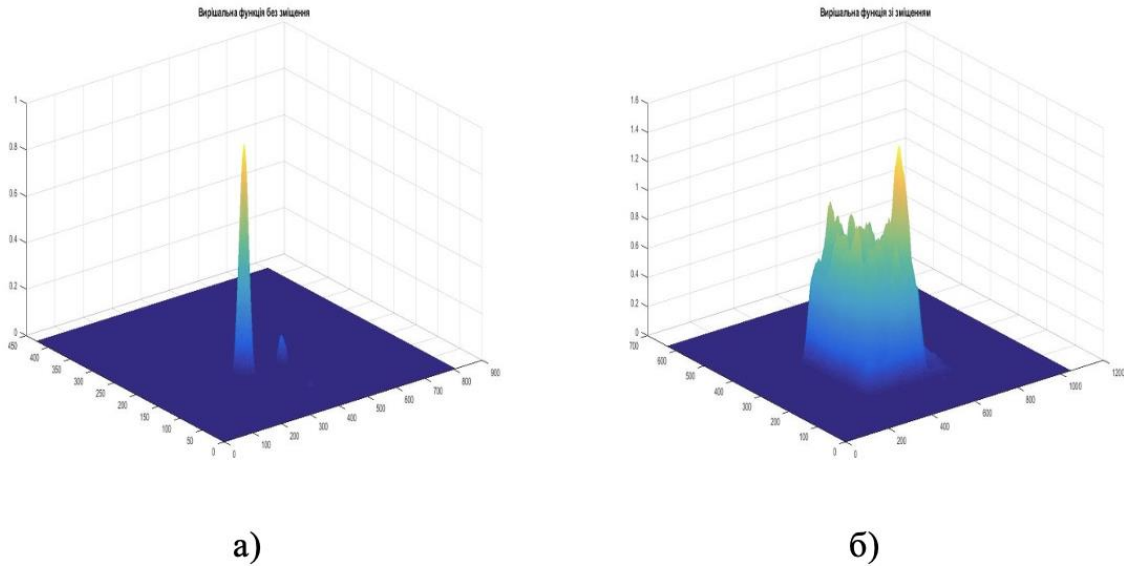


Рисунок 4.2 – ВКФ сформованого еквівалентного ОП та ВЗ без повороту ВЗ для РМ каналу а) та ВКФ сформованого еквівалентного ОП та ВЗ з поворотом ВЗ на 30 (б)

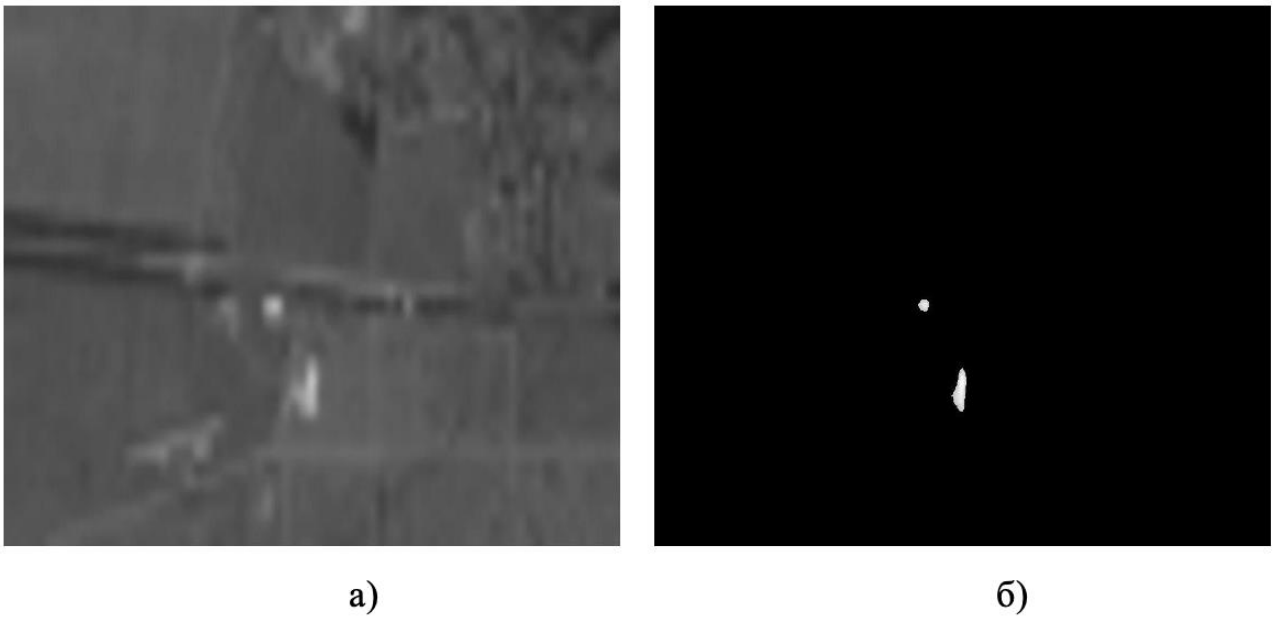
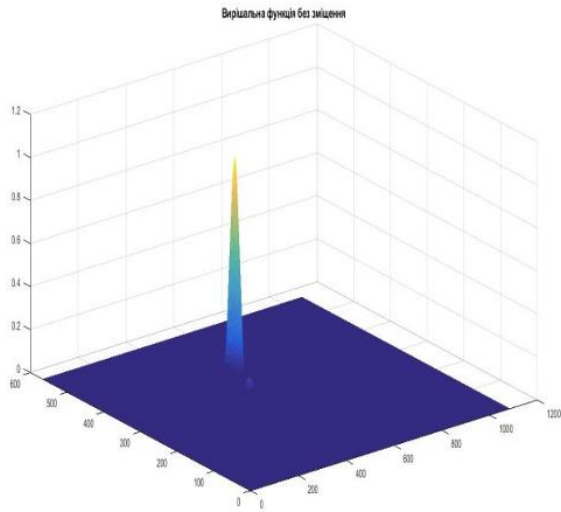
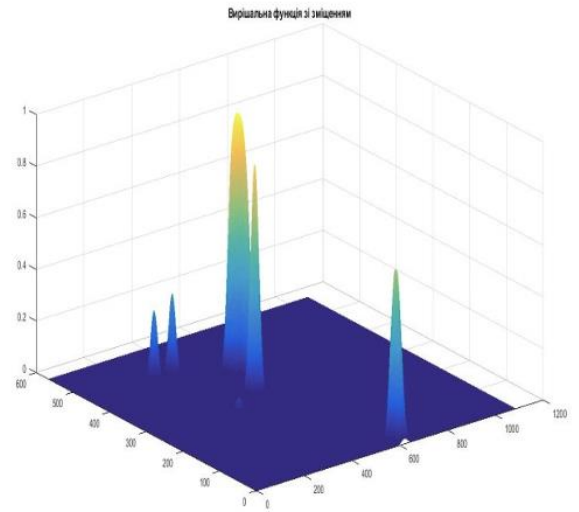


Рисунок 4.3 – Вихідне зображення ПВ (висота 3000 м, РМ канал) (а) та селективне зображення за яскравістю

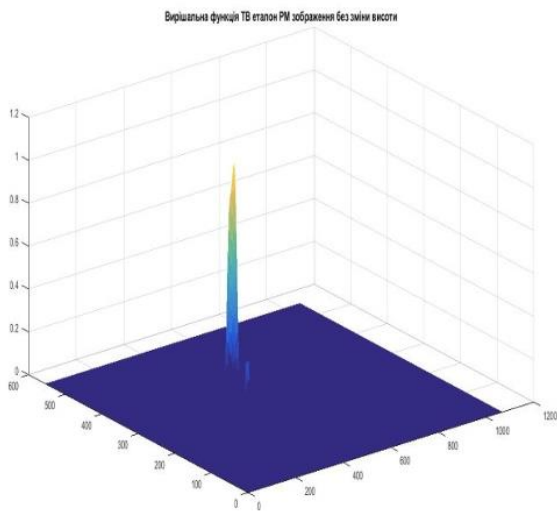


а)

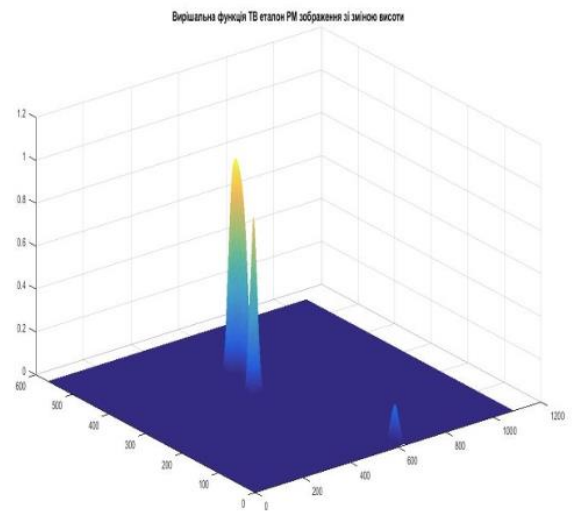


б)

Рисунок 4.4 – ВКФ сформованого еквівалентного ОП та ВЗ без повороту ВЗ для РМ каналу (а) та ВКФ сформованого еквівалентного ОП та ВЗ з поворотом ВЗ на 30 градусів



а)



б)

Рисунок 4.5 – ВКФ ВЗ та сформованого еквівалентного ОП: а) без зміни висоти; б) зі зміною висоти

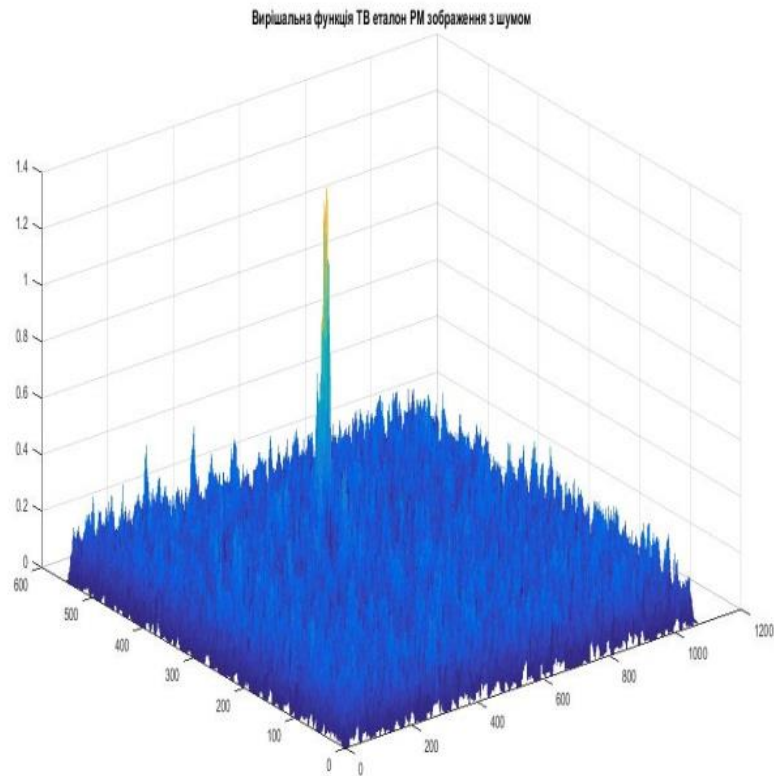


Рисунок 4.6 – ВКФ ВЗ ТВ каналу з шумом та сформованого еквівалентного ОП
РМ каналу без зміни висоти

Таким чином, результати статистичних випробувань адаптивного алгоритму формування ВФ КЕСН МР підтверджують ефективність застосування методу, для підвищення ймовірності місцевизначення КЕСН МР. Показана можливість усунення багатоекстремальності при формуванні ВФ, яка виникає під впливом низької яскравості між об'єктами на ПВ, наявності шумів, тіней та розмитості контурів на поточному зображенні.

Результати моделювання полів кореляційного аналізу зображень для висоти зйомки 2000 м та 3000 м РМ каналом наведені на рисунках 4.1 – 4.5.

4.3 Спосіб узагальнення цифрових напівтонових зображень для отримання ЕЗ

Пропонований спосіб комплексування цифрових напівтонових радіолокаційних і оптичних зображень полягає в наступному. Розглянемо два цифрових зображення однієї і тієї ж ділянки земної поверхні, отриманих в оптичному (рисунок 4.7,а) і міліметровому радіолокаційному (рисунок 4.7,б) діапазонах хвиль, відповідно. Відповідне оптичне зображення в градаціях сірого показано на рисунку 4.8. 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:

$$\bar{E}_{\text{РЛ}} = \sum_{x,y=1}^{n,m} E_{x,y}^{\text{РЛ}} / n \times m \quad (4.3)$$

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



а)



б)

Рисунок 4.7 - Зображення ділянки земної поверхні



Рисунок 4.8 - Зображення ділянки земної поверхні в оптичному діапазоні в градаціях сірого

Далі обчислюється середнє значення абсолютних різниць E_{Δ} між усіма значеннями яскравості пікселів і середньою яскравістю радіолокаційного зображення за формулою:

$$\bar{E}_{\Delta} = \sum_{x,y=1}^{n,m} |E_{x,y}^{РЛ} - \bar{E}_{РЛ}| \div n \times m \quad (4.4)$$

Радіолокаційне зображення, нормоване його середньою яскравістю, показано на рисунку 4.9



Рисунок 4.9 – Зображення в радіолокаційному діапазоні, нормоване середньою яскравістю

Яскравість пікселів комплексованого зображення визначається згідно виразу:

$$E_{x,y} = E_{x,y}^{Opt} + |E_{x,y}^{РЛ} - \bar{E}_{РЛ}| - \bar{E}_{\Delta} \quad (4.5)$$

де $E_{x,y}$ — комплексоване зображення; x, y — координати точок з яскравістю E радіолокаційного та оптичного зображення. На рисунку показано отримане з використанням останнього виразу комплексоване зображення на основі вихідних оптичного і радіолокаційного зображень. Для порівняння, на

рисунку 4.10,б наведено вихідне оптичне зображення в градаціях сірого



а)



б)

Рисунок 4.10 – Комплексоване зображення: а) отримане на основі вихідних оптичного і радіолокаційного зображень; б) початкове оптичне зображення в градаціях сірого

На рисунку 4.11 наведена блок-схема узагальненого алгоритму реалізації комплексовання зображень. На рисунку 4.12 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, про можливість використання даного комплексованого зображення для подальшого формування універсального еталону.



Рисунок 4.11 – Блок-схема узагальненого алгоритму комплексування зображень

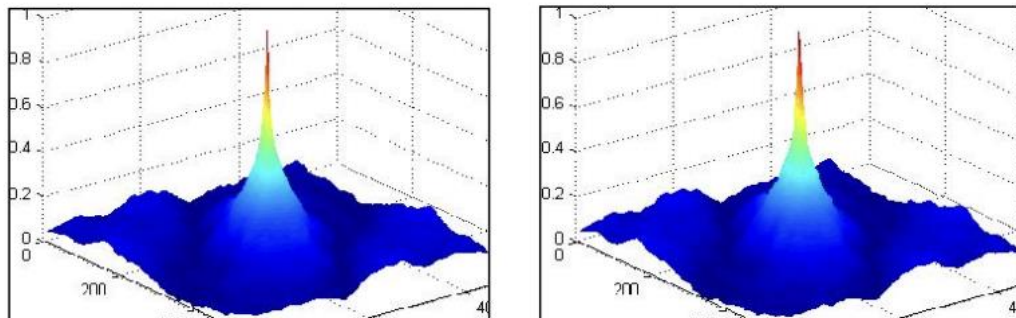


Рисунок 4.12 – ВКФ комплексованого зображення: а) з вихідним оптичним; б) з радіолокаційним

Отже, запропонований спосіб поєднання цифрових напівтонових радіолокаційних та оптичних зображень дозволяє поєднати основні інформативні ознаки двосмугових зображень водних зображень. Інший ефект – підвищення «якості» півтонів. Введення необроблених цифрових зображень

радіолокаційного та оптичного діапазонів для визначення найбільш інформативних каналів зображення. Визначає середню яскравість зображення для другого радіолокаційного каналу. Визначає абсолютну середню різницю другого радіолокаційного каналу. Визначає яскравість складних зображень. Формування складних зображень і нормалізація діапазонів яскравості Кінці зображення одного і того ж відрізка земної поверхні, отримані з двох каналів різного спектрального діапазону (радарного та оптичного) через підвищення локального контрасту в результируючих зображеннях в обох смугах.

Аналіз характеристик кореляційних функцій отриманого комплексованого зображення з вихідними зображеннями дозволяє стверджувати про можливість формування на його основі універсального еталонного зображення ділянки(ок) місцевості для комбінованих КЕСН МР.

4.4 Методи підвищення швидкодії при формуванні бінарного зображення

Згортка двох сигналів визначається «ковзанням» опорного сигналу щодо вхідного сигналу, приймаючи максимальну функцію, коли вхідний сигнал збігається з опорним. Крім того, аперіодична згортка з деяким типом ядра використовується для фільтрації низькочастотного сигналу, тобто замість обробки маски для підготовки вибіркового зображення. У процесі формування ЕС багаторазово обчислюється взаємна кореляційна функція ковзного зображення і поточного зображення для визначення найкращого ЕС. Класичні кореляційні методи засновані на попіксельному порівнянні зображень із стандартами, які займають багато часу та пам'яті. Тому стоїть завдання модифікувати пов'язані методи, щоб зменшити обчислювальну складність підготовки до ЕС.

ВИСНОВКИ

МР широко використовується в багатьох країнах світу, серед яких оснащений спеціальним обладнанням для пошуку людей, які потрапили в пастку в результаті пожеж, автомобільних аварій, обвалів будівель, лавин та інших природних і техногенних катастроф, коли людські ресурси не можуть зібрати необхідну інформацію про людей, яких можна врятувати. МР-навігація з використанням екстремумів автокореляції без належного опорного зображення контрольної області навігаційна система неможлива. Формування ЕК ускладнюється варіаціями умов, за яких формувались вихідні дані, які потім використовувалися для синтезу ЕК. Через відсутність точних даних про поверхню прицілу, через зміну погодних умов, геометрична деформація поверхні може бути різницею між поточним зображенням і попередньо сформованим ЕУ. В результаті погіршується точність навігаційної системи.

У першій частині розглядається можливість отримання так званих селективних (збіднених) еталонних зображень різної довжини хвилі, а також різні методи не поступаються традиційним ЕС, отримані шляхом відповідного «обрізання» вихідного зображення. Виявляється, що «вибірковий» ЕС, отриманий шляхом виділення найяскравіших ділянок вихідного зображення, може підтримувати кореляцію з вихідним зображенням. Тобто отримання селективних зображень цим методом дозволяє утворенню ЕК функціонувати як КЕСН. Ці висновки стосуються комбінованого підходу СЕСН., інфрачервоного та радіолокаційного підходу для отримання SEZ.

До недоліків цього підходу можна віднести високу вимогу до додаткових обчислювальних ресурсів. Час підготовки до ЕС (залежно від потужності комп'ютер) може зайняти кілька годин. Тому цей метод слід використовувати для підготовки еталонних зображень, коли для виконання завдання немає строгих вимог часу. У розділі 2 обговорюються способи додавання інформації Області зображення при бінаризації опорного зображення за допомогою

алгоритму та способи покращення продуктивності формування EZ. аналізувати Характеристика отриманої кореляційної функції комплексного зображення з вихідним зображенням дозволяє стверджувати про можливість на його основі сформувати загальне еталонне зображення для поєднання ділянок сайту KESN MR.

В результаті проведених досліджень синтезовано оптимальний EZ KESNMP номінального масштабу. Показано, що оптимальний оцифрований вектор для розглянутого масштабу центрується і нормується в метриці A.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. A. Tantsiura, D. Kolomiets, I. Tabakova, I. Hannoshyna, N. Serdiuk, O. Yelieazarov, T. Voichenko. Evaluation of the Potential Accuracy of Correlation Extreme Navigation Systems of Low-Altitude Mobile Robots, *IJATCSE*, 8 (5), 2019, pp. 2161-2166, doi: 10.30534/ijatcse/2019/47852019.
2. V. Antyufeev. Matrix radiometric correlation-extreme navigation systems for aircraft: monograph Ukraine, Kharkov: KhNU V.N. Karazin, 372 p.
3. O. Liashko, V. Klindukhova, N. Yeromina, T. Karadobrii, O. Bairamova, A. Dorosheva. The Criterion and Evaluation of Effectiveness of Image Comparison in Correlation-Extreme Navigation Systems of Mobile Robots, *IJETER*, 8 (6), 2020 року, pp. 2841-2847, doi: 10.30534 / ijeter / 2020 / 97862020.
4. Yeromina, S. Petrov, Y. Samsonov, S. Pisarevskiy, S. Kaplun, I. Vlasenko. The Simulation and Performance Evaluation of Adaptive Algorithm of Image Comparison in Correlation-Extreme Navigation Systems, *IJETER*, 8 (8), 2020, pp. 4146-4151, doi:10.30534/ijeter/2020/19882020.
5. 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.
6. Debdla-Gilo, M. Sub-pixel precision image matching for measurements surface displacements on mass movements using normalized cross-correlation. [Text] / M. Debdla-Gilo, A. Kaab // *Remote Sensing of Environment*.-2011.- №115(1).-P.130-142.
7. 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, Signals and Image Processing (IW63P). - 2010.-P.416-419.
8. . Robinson, D. Fundamental performance limits in image registration. [Text] / D. Robinson, P. Milanfar // *IEEE Trans. Image Process* - 2004. - №13.-P.

1185-1199.

9. Стронгин Р.Г. Поиск глобального оптимума. Научно-популярная серия: Математика. Кибернетика. М.: Знание. 1990. 48 с.
10. Цветков О.В., Тананыкина Л.В. Метод предварительного кодирования изображений в корреляционно-экстремальных системах. Компьютерная оптика, 2015, т. 39 № 5 с. 738-743.
11. 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.
12. 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
13. O. Vorobiov, A. Sotnikov, A Tantsiura. Models of current images that are formed by the combined correlation-extremal navigation system of a nonflammable aircraft. Modern information technologies in the sphere of security and defence. Ukraine, Kyiv, — 2018. Vol.2, No.32. — pp. 29—36.
14. Mirkin B. G. Analysis of qualitative features. - Moscow: Statistics, 1976. - 166 p.
15. Grenander W. Lectures on the theory of images : TRANS.: In 3 t. - M.: Mir. Vol. 1: image Synthesis. 1979. - 383 p.
16. Data analysis methods: an Approach based on the dynamic thickening method. - Moscow: Finance and statistics, 1985. - 359 p.
17. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений — М: Техносфера, 2005 – 1007с.
18. 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.

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