

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Радіотехнічний факультет
(повна назва інституту/факультету)

Радіотехнічних пристроїв та систем
(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК 621.396.969

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

Млу (підпис) С.Я. Млр (ініціали, прізвище)

«18» 05 2016 р.

Магістерська дисертація

зі спеціальності (спеціалізації) 172 Телекомунікації та радіотехніка
(код і назва спеціальності)

на тему: Методи третиної обробки інформації в багатопозиційних РАС

Виконав (-ла): студент (-ка) VI курсу, групи РТ-61м
(шифр групи)

Карпашевич Іван Андрійович
(прізвище, ім'я, по батькові)

Иль
(підпис)

Науковий керівник професор, к.т.н., Травда В.І.
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

ТТ
(підпис)

Консультант ох.праці к.т.н., доц., Каштанов С.Ф.
(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали)

КФ
(підпис)

Рецензент Начальник НДВ ДП, НДІ, Квант, к.т.н., Крамської В.В.
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

ВВ
(підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент Иль
(підпис)

Київ – 2018 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»

Факультет (інститут)

Радіотехнічний факультет
(повна назва)

Кафедра

Радіотехнічних пристроїв та систем
(повна назва)

Рівень вищої освіти – другий (магістерський) за освітньо-науковою програмою

Спеціальність

172 Телекомунікації та радіотехніка

спеціалізація

Радіотехнічні інформаційні технології

(код і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

СЖу

(підпис)

С.Я. Жук

(ініціали, прізвище)

« 9 » листопада 2018 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Карпашевич Іван Андрійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації Методи третиноїї обробки інформації в багатопозиційних РЛС

науковий керівник дисертації Гравда Володимир Іванович, к.т.н., проф.,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «13» березня 2018 р. № 911-с

2. Строк подання студентом дисертації 10.05.2018

3. Об'єкт дослідження радіолокація

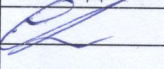
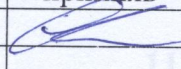
4. Предмет дослідження (вихідні дані для магістерської дисертації за освітньо-професійною програмою) алгоритм третиноїї обробки інформації

5. Перелік завдань, які потрібно розробити методи підвищення точності третишньої обробки радіолокаційної інформації

6. Орієнтовний перелік ілюстративного (графічного) матеріалу презентація, 11 слайдів

7. Орієнтовний перелік публікацій Use of cluster analysis method to increase the efficiency and accuracy of radar data processing, Вплив похибок при перерахунку координат на точність третишньої обробки радіолокаційної інформації

8. Консультанти розділів дисертації*


Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Ох.праці	к.т.н., доц., Кашишов С.Ф.		

9. Дата видачі завдання 7.02.2018

Календарний план

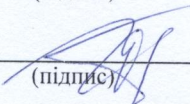
№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Аналіз літератури	01.03.2018	виконано
2.	Розробка методів	10.04.2018	виконано
3.	Проведення досліджень	1.05.2018	виконано

Студент


(підпис)

Т.А. Карнашевич
(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації


(підпис)

В.І. Правда
(ініціали, прізвище)

* Консультантом не може бути зазначено наукового керівника

Список скорочень

AЗ – активні завади

АСК – автоматизована система керування

БПР – багатопозиційна радіолокація

БП РЛС – багатопозиційна радіолокаційна система

ОП РЛС – однопозиційна радіолокаційна система

ДН – діаграма направленості

ЕОМ – електронно-обчислювальна машина

ЕПР – ефективна площа розсіювання

ПЗ – пасивні завади

РЛІ – радіолокаційна інформація

РЛС – радіолокаційна система

ТОІ – третинна обробка інформації

ТПвО – тактична повітряна обстановка

РФК – розширений фільтр Калмана

Реферат

Актуальність

Поява нових типів літальних апаратів, нарощування швидкостей та маневреності робить актуальною тему підвищення ефективності обробки радіолокаційної інформації і введення сучасних прикладних методів інтелектуального аналізу.

Одним із сучасних методів інтелектуального аналізу є кластерний метод. Його можна використати для підвищення ефективності та точності обробки радіолокаційної інформації.

Суттєве підвищення ефективності обробки радіолокаційної інформації кластерним методом досягається при створенні груп РЛС для паралельної обробки потоку даних в багатопозиційних радіолокаційних системах. Розпаралелювання мультирадарної обробки радіолокаційної інформації полегшує вирішення задачі і створює ряд переваг: незалежну обробку даних в кожному потоці, скорочення об'ємів масивів даних.

Використання кластерного методу для аналізу радіолокаційної інформації у режимі реального часу підвищує точність мультирадарної обробки радіолокаційної інформації за рахунок відбракування аномальних вимірювань по максимально допустимій швидкості.

Мета роботи

Метою даної роботи є дослідження сучасних методів інтелектуального аналізу даних, що дозволять суттєво підвищити точність третинної обробки радіолокаційної інформації.

Об'єкт дослідження

Об'єкт дослідження – радіолокація.

Предмет дослідження

Предметом дослідження є алгоритми третинної обробки інформації.

Методи дослідження

Методами дослідження є аналіз, синтез, експеримент.

Наукова новизна

Наукова новизна полягає у розробці і обґрунтуванні рішень для покращення третинної обробки радіолокаційної інформації.

Удосконалено алгоритм відбракування аномальних вимірювань.

Практична цінність

Практична цінність – головний рушій процесу дослідження. Саме практичні проблеми, що виникають в цій області радіолокації визначили напрямок дослідження. Ця робота може бути використана як теоретична основа при розробці програмного забезпечення для обчислювальних потужностей для багатопозиційних радіолокаційних систем.

Ключові слова

Радіолокація, інтелектуальні методи аналізу, кластер, перерахунок координат, алгоритм, третинна обробка, літальні апарати, обчислювальна система.

Робота на 61 аркуші містить 15 ілюстрацій, 1 таблицю. При підготовці роботи використовувалися матеріали з 19 джерел.

Abstract

Actuality

The appearance of new types of aircraft, increasing the speed and maneuverability of actual aircraft makes the topic of increasing the efficiency of radar data processing actual and leads to implementation of modern methods of intellectual analysis.

One of the modern methods of intellectual analysis is a cluster method. It can be used to improve the efficiency and accuracy of radar data processing.

Significant increase in the efficiency of radar data processing by cluster method is achieved when creating radar groups for parallel processing of data flow in multi-position radar systems. Parallel multi-radar processing of radar data facilitates the solution of the problem and creates a number of advantages: independent processing of data in each stream, reducing the volume of data arrays.

The use of a cluster method for the analysis of radar data in real time raises the accuracy of multiradar processing of radar data by rejecting abnormal measurements at the maximum permissible speed.

Objective

The purpose of this work is to study modern methods of intellectual data analysis, which will significantly improve the accuracy of tertiary processing of radar data.

Object of research

The object of research is radiolocation.

Subject of research

The subject of research is algorithm of tertiary processing of radar data.

Methods of research

Used analysis, synthesis, experiment methods of research.

Scientific novelty

The scientific novelty is to develop and substantiate solutions to improve the tertiary processing of radar data.

An algorithm for abnormal measurements is refined.

Practical value

Practical value is the main driving force behind the research process. It is the practical problems that arise in this area of radar identified the direction of the study. This work can be used as a theoretical basis for the development of software for computing power for multi-position radar systems.

Keywords

Radar, intellectual analysis methods, cluster, coordinate readout, algorithm, tertiary processing, aircraft, computing system.

The work on 61 sheets contains 15 illustrations, 1 table. In preparing of the work used materials from 19 sources.

1. Вступ

В останні роки спостерігається постійний ріст вимог до точності виявлення координат джерел радіовипромінювання. Для найбільш точного методу, а саме — третинної обробки, вже давно сформовані алгоритми роботи. Проте тенденції розвитку повітряних літальних апаратів встановлюють більш високі вимоги до точності виявлення, супроводження літальних об'єктів (цілей) та продуктивності третинної обробки.

Найбільше проблем під час виявлення та супроводження цілей виникає на етапах відбракування аномальних вимірювань та перерахунку координат цілі з однієї системи координат в іншу.

Серйозний вклад в дослідження даної проблематики внесли роботи наступних вчених: Грачов В.М., Василенко А.Л., Томсон П.В. та ін.

Для вирішення даних проблем планується використання інтелектуальних методів аналізу та покращених алгоритмів перерахунку координат.

Тема магістерської дисертації є актуальною з точки зору підвищення точності визначення параметрів руху об'єктів.

2. Теоретична частина

Радіолокація призначена для виявлення і розпізнавання різних об'єктів в просторі і визначення їх координат і параметрів руху з використанням різних методів.

Об'єктами, що підлягають виявленню, взагалі, можуть бути літаки, ракети, штучні супутники Землі, кораблі, автомобілі, танки, наземні споруди, грозові хмари і т.д. Всі ці об'єкти прийнято називати радіолокаційними цілями або для короткості просто цілями.

Сукупність відомостей про цілі, що отримується засобами радіолокації, називається радіолокаційною інформацією.

Область практичного використання радіолокації в наш час досить широка. В військовій справі найбільш важливими задачами, що вирішуються за допомогою радіолокації, являються виявлення і супровід рухомих об'єктів, а також забезпечення даних для управління артилерійським вогнем і наведення своїх літаків і ракет на об'єкти. Під супроводом цілі розуміють процес неперервного виявлення її координат і параметрів руху.

Крім військових задач радіолокаційні засоби широко використовуються для навігації літаків і кораблів (особливо в нічний час і в умовах поганої видимості); вони являються важливим елементом сучасних систем управління повітряним рухом; використовуються для управління рухом автомобільного транспорту і мають велике значення для складання прогнозів погоди.

Радіолокаційні пристрої застосовують для дослідження навколосемного простору, вивчення метеорів, обзору космічного простору і супроводження космічних кораблів, для астрономічних спостережень.

Розвиток радіолокації став важливою частиною технічної революції двадцятого століття. Військова техніка, що використовує принципи

радіолокації, вперше була створена перед самим початком другої світової війни; з цього часу спостерігається швидкий і безперервний прогрес у зазначеній галузі.

Одним з перспективних напрямків розвитку радіолокації є Багатопозиційна радіолокація (БПР). Основна ідея БПР полягає в тому, щоб більш ефективно (ніж в звичайних однопозиційних РЛС) використовувати інформацію, що міститься в просторовій структурі електромагнітного поля. При опроміненні цілі поле розсіювання створюється у всьому просторі. Однопозиційна РЛС добуває інформацію про ціль тільки з однієї малої ділянки поля, що відповідає апертурі приймальної антени. У багатопозиційних РЛС (БП РЛС) і системах інформація приймається від кількох просторово рознесених ділянок поля відбитого від цілі (або поля випромінювання джерела завад). Це дозволяє істотно підвищити інформативність і завадозахищеність РЛС. Одночасно поліпшуються і деякі інші характеристики, в т. ч. живучість.

Пасивна радіолокація використовується в тих випадках, коли вирішується завдання виявлення і визначення координат цілей по їх власному випромінюванню. Джерелами цього випромінювання можуть бути: радіотехнічні пристрої на борту цілі (станції постановки активних завад (АЗ), радіовисотоміри, станції зв'язку і т. д.), теплове випромінювання і ін.

Особливістю пасивної локації є відсутність інформації про час випромінювання сигналів цілями. Це обумовлює багатопозиційність пасивних РЛС і необхідність вирішення завдання синтезу як структури самої РЛС, так і алгоритмів виявлення сигналів при взаємозалежній постановці.

2.1 Загальна характеристика багатопозиційних РЛС. Визначення і класифікація.

БП РЛС є радіолокаційна система, що включає кілька рознесених в просторі передавальних, приймальних або приймально-передавальних позицій, в якій відбувається спільна обробка отриманої за допомогою цих позицій інформації про спостережувані об'єкти (рис. 2.1).

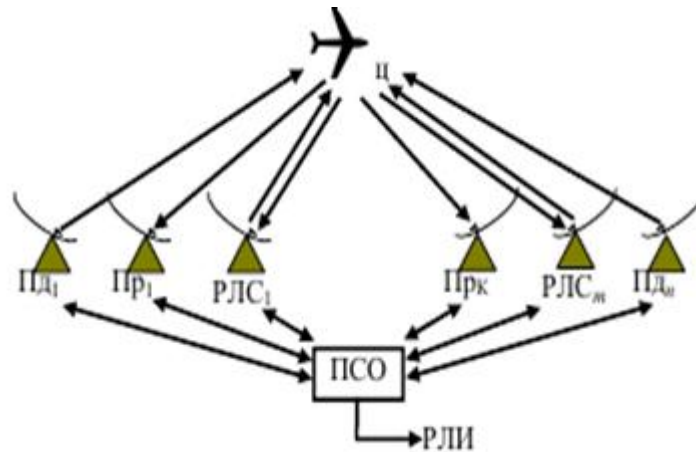


Рис. 2.1. Багатопозиційна РЛС

БП РЛС розрізняють за такими основними ознаками:

- характер обслуговуваних цілей;
- ступінь просторової когерентності;
- рівень об'єднання інформації;
- ступень автономності прийому сигналів.

За характером обслуговуваних цілей БП РЛС можна розділити на:

- активні;
- пасивні;
- активно-пасивні;

За ступенем просторової когерентності БП РЛС підрозділяють на три класи:

- просторово-когерентні БП РЛС, або БП РЛС з тривалої просторової когерентністю;

- БП РЛС з короткочасної просторової когерентністю;
- просторово-некогерентні БП РЛС.

У просторово-когерентних БП РЛС взаємні фазові зсуви сигналів в трактах рознесених позицій і лініях зв'язку відомі і зберігаються практично незмінними на інтервалі часу, що набагато перевищує тривалість сигналу (кілька годин). Отже, необхідна взаємна прив'язка рознесених позицій не тільки по часу і частоті (опорним частотам передавачів і гетеродинів приймачів), а й за початковими високочастотним фазам. За допомогою будь-якого опорного сигналу (від радіоастрономічного джерела) взаємні фазові зсуви можуть періодично вимірюватися і коригуватися або просто враховуватися при обробці.

Сукупність рознесених позицій просторово-когерентної БП РЛС можна розглядати як єдину розріджену антенну решітку.

Під короткочасною просторовою когерентністю розуміється здатність БП РЛС зберігати просторову когерентність на інтервалі часу порядку максимальної тривалості застосовуваних сигналів. Зазвичай цей час не перевищує часток або одиниць секунд. При спільній обробці сигналів може використовуватися вся інформація, що міститься в комплексних огинаючих сигналів різних позицій, в т. ч. і в змінах фазових співвідношень на інтервалі тривалості сигналу для вимірювання тангенціальної швидкості цілі. Однак інформація, що міститься в співвідношенні початкових фаз сигналів, не використовується. Не можна, наприклад, вимірювати кутові координати цілі методом міжпозиційної фазової пеленгації. Число рознесених позицій в таких БП РЛС може бути значно менше, ніж в просторово-когерентних БП РЛС і взаємна фазова прив'язка позицій не потрібна.

У просторово-некогерентних БП РЛС фазова інформація повністю виключається в результаті детектування сигналів до їх об'єднання. У зв'язку з цим не потрібна не тільки фазова, але, як правило, і частотна прив'язка

позицій. Зазвичай необхідна лише взаємна прив'язка (синхронізація). Просторово-некогерентна БП РЛС простіше БП РЛС з короткочасною і тривалою просторовою когерентністю. Однак виключення фазової інформації призводить до енергетичних і інформаційних втрат. Просторова некогерентність БП РЛС не виключає тимчасову когерентність кожної позиції до спільної обробки.

По рівню об'єднання інформації БП РЛС можна розділити на наступні класи:

- з об'єднанням радіосигналів в лінійній частині приймальних трактів (на високій частоті - ВЧ або проміжній частоті - ПЧ);
- з об'єднанням відеосигналів;
- з об'єднанням виявлених відміток;
- з об'єднанням траєкторій.

При об'єднанні радіосигналів на спільну обробку передається сукупність сигналів, зовнішніх завад і власних шумів від всіх приймальних позицій безпосередньо або після попередньої лінійної фільтрації в кожній позиції.

При цьому до об'єднання зберігається вся інформація про цілі та джерела перешкод, наявна на входах БП РЛС. У таких системах потрібні широкосмугові лінії зв'язку.

При об'єднанні відеосигналів на спільну обробку передається вся сукупність сигналів, зовнішніх завад і власних шумів, але після детектування в кожній позиції. Перехід до об'єднання відеосигналів тільки незначною мірою зменшує вимоги до лінії зв'язку, але призводить до енергетичних і інформаційних втрат.

При об'єднанні виявлених відміток різко скорочуються вимоги до пропускну здатності лінії зв'язку. Вся первинна обробка проводиться в

кожній позиції, а на спільну обробку надходить інформація, визнана корисною.

При об'єднанні траєкторій в кожній позиції проводиться первинна та вторинна обробка, яка завершується побудовою траєкторій цілей. Параметри траєкторій передаються для спільної обробки, в результаті якої додатково описуються «помилкові» і уточнюються «справжні» траєкторії. Реальні БП РЛС можуть бути «комбінованими» - з об'єднанням інформації на різних рівнях.

За ступенем автономності прийому сигналів БП РЛС поділяють на три класи:

- з автономним прийомом сигналів (БП РЛС об'єднує кілька РЛС, кожна розрахована на випромінювання і прийом сигналів);
- з кооперативним прийомом сигналів (всі приймальні позиції розраховані на прийом і обробку відбитих сигналів від цілей, опромінених будь-якою передавальною позицією системи). Такі БП РЛС мають більш високі енергетичні та інформаційні характеристики.
- зі змішаним (автономно-кооперативним) прийомом сигналів.

Основні переваги БП РЛС:

1. Можливість створення зон дії бажаної конфігурації з урахуванням очікуваної радіолокаційної обстановки.
2. Енергетичні переваги.
3. Високоточне вимірювання просторового положення цілей.
4. Можливість вимірювання повного вектора швидкості і прискорення цілі доплерівським методом.
5. Збільшення обсягу сигнальної інформації про цілі.
6. Підвищення захищеності від АЗ.

7. Підвищення захищеності від ПЗ.

8. Вимірювання трьох координат, векторів швидкості і прискорення постановників активних завад (ПАЗ).

9. Підвищення живучості.

10. Підвищення роздільної здатності.

11. Підвищення пропускної здатності.

Розглянемо основні з них.

Енергетичні переваги проявляються в наступному:

- підвищується загальна енергетика системи за рахунок додавання радіопередавальних пристроїв (РПП) і радіоприймальних пристроїв (РПрП);
- знижуються втрати НВЧ-енергії через виключення антенних перемикачів;
- флуктуації ЕПР (при великому рознесенні позицій) виявляються незалежними в різних позиціях, що може дати додатковий енергетичний вигравш;
- може зрости ЕПР.

Є можливість визначення всіх трьох просторових координат шляхом вимірювання відстаней або сумарних діяльностей цілі відносно кількох рознесених позицій. Збільшення точності вимірювання координат цілі в БП РЛС ілюструється на рис. 2.2, на якому зображений перетин тіл помилок для двопозиційної РЛС.

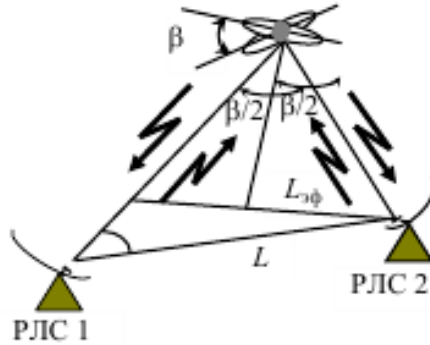


Рис. 2.2. Ілюстрація можливості підвищення точності вимірювання координат цілі в БП РЛС.

У просторі кожне тіло помилок представляє собою сильно сплюснутий еліпсоїд. Їх перетин утворює тіло помилок при спільній обробці інформації двох РЛС.

Вимірюючи швидкості зміни доплерівських зсувів частоти, можна отримати вектор прискорення цілі. Використання доплерівських оцінок швидкості та прискорення підвищує точність побудови траєкторій і якість супроводу цілей, особливо на ділянках, де відбуваються різкі зміни швидкості (маневр літака або гальмування балістичної цілі при вході в атмосферу).

Збільшення обсягу «сигнальної» інформації, під якою розуміють наявну в ехо-сигналах інформацію про геометричні, фізичні та інші характеристики цілі, а також характеристики її руху навколо центру мас.

Вимірюючи амплітуду, фазу і поляризацію прийнятих рознесеними позиціями сигналів, можна визначати розміри, форму і характеристики власного обертання цілі точніше і за менший час. У просторово-когерентних БП РЛС з досить великими розмірами апертури антенної системи (сукупності позицій) можна отримувати двомірне і навіть тривимірне радіозображення цілі.

Висока завадозахищеність БП РЛС пов'язана з тим, що:

- створення прицільних у напрямку завад позиціям БП РЛС ускладнено, тому що напрямок на них часто невідомо;
- ускладнюється створення завад по головним пелюсткам ДН одночасно декільком позиціям;
- застосування рознесених передавальних позицій, випромінюючих сигнали різних типів і на різних частотах, ускладнює створення у відповідь імпульсних перешкод;
- знижується обсяг області перетину головних пелюсток ДН передавальної і прийомних позицій БП РЛС і відповідно рівень прийнятих ПЗ;
- є ширші можливості вибору типу зондуєчих сигналів для боротьби з завадами, ніж в однопозиційної РЛС.

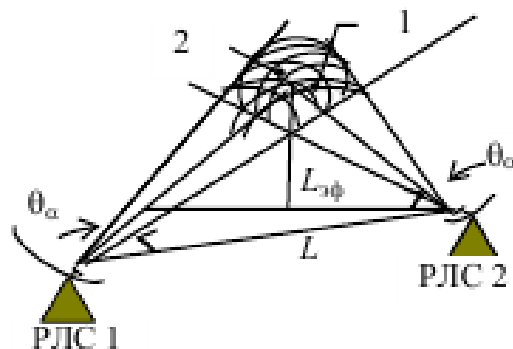


Рис. 2.3. Ілюстрація підвищення роздільної здатності БП РЛС.

На рис. 2.3 показані дві цілі, що не розділяються однопозиційною РЛС 1. Вони знаходяться в одному елементі розділення по кутових координатах і дальності. Якщо роздільна здатність по дальності вище роздільної здатності РЛС, то відмінність кутових координат цілей щодо РЛС 1 може виявитися достатньою для того, щоб РЛС 2 розділила їх по дальності. Це можна трактувати як здатність БП РЛС розділяти по кутових координатах цілі в головних променях прийомних ДН антен.

До недоліків БП РЛС відносяться:

1. Складність і більш висока вартість в порівнянні з однопозиційними РЛС.
2. Необхідність спільного управління різними позиціями.
3. Необхідність передачі даних по лініях зв'язку.
4. Додаткові вимоги по синхронізації, передачі опорних коливань і сигналів, фазування рознесених позицій.
5. Підвищення вимог до пристроїв обробки сигналів і продуктивності обчислювальних засобів.
6. Необхідність геофізичної або навігаційної прив'язки позицій.

Таким чином, представлена класифікація БП РЛС дозволяє виділити основні типи БП РЛС, відповідні характерним рівням реалізації схем просторово-часової обробки сигналів і РЛІ. БП РЛС мають більш високі ТТХ, ніж однопозиційні РЛС, однак складніше в реалізації.

2.2 Третинна обробка радіолокаційної інформації.

Системи керування ТПвО вирішують задачу, яка пов'язана з об'єднанням інформації про цілі, отримані від декількох РЛС або первинних постів обробки РЛІ, і створенням загальної картини повітряної обстановки.

Обробку РЛІ, що надходить від декількох джерел, умовилися називати третинною обробкою інформації (ТОІ).

З огляду на те, що зони огляду РЛС або зони відповідальності постів зазвичай перекриваються, відомості про одну й ту ж ціль можуть надходити одночасно від декількох станцій. В ідеальному випадку такі позначки повинні накладатися одна на іншу. Однак на практиці цього не спостерігається через систематичні і випадкові помилки у вимірі координат, різного часу локації, а також через помилки перерахунку координат між точками стояння джерела і приймача інформації.

Головним завданням третинної обробки є вирішення питання, скільки цілей знаходиться в зоні відповідальності. Для вирішення цього завдання необхідно виконати наступні операції:

- провести збір донесень від джерел;
- привести відмітки до єдиної системи координат і єдиного часу відліку;
- встановити приналежність відміток до цілей, тобто вирішити задачу ототожнення відміток;
- виконати укрупнення інформації.

Для вирішення цих завдань використовуються всі характеристики цілей.

Пристрої третинної обробки реалізуються на спеціалізованих ЕОМ з повною автоматизацією всіх виконуваних операцій. Однак іноді для спрощення автоматичних пристроїв деякі операції ТОІ можуть проводитися по командам і за участю оператора. Зокрема, таким чином виконуються операції ототожнення і укрупнення.

Третинна обробка є завершальним етапом отримання інформації про повітряну обстановку.

Донесенням про цілі прийнято називати інформацію, що містить відомості про місцезнаходження цілей, про їхні характеристики, що видається від джерел по каналах зв'язку для її подальшої обробки та використання.

Завдання збору донесень полягає в тому, щоб прийняти якнайбільше інформації при мінімальних втратах.

Кожне надходження донесення на вхід повинно бути оброблено, на що потрібен якийсь час. Нехай в момент надходження донесення проводиться обробка попереднього донесення. В цьому випадку, донесення яке надійшло може або залишити систему необробленим, або чекати своєї черги на обслуговування, поки система не звільниться, або чекати обробки строго

обмежений час. Відповідно до цього всі системи масового обслуговування поділяються на системи з відмовами, системи з очікуванням і системи з обмеженим очікуванням (змішаного типу). На практиці набули поширення системи змішаного типу з часом очікування, обраним з умови найкращої обробки.

Координати цілей вимірюються в системі координат РЛС, що виявила їх, тому при передачі даних на пункт ТОІ необхідно перерахувати їх до точки стояння приймача інформації. У якості єдиної системи координат можуть використовуватися геодезична, полярна або прямокутна системи координат. Найбільш точною є геодезична, проте розрахунки в ній складні. Тому вона використовується лише тоді, коли джерела і приймачі інформації знаходяться на великих відстанях один від одного і є великий фактор кривизни Землі. В інших випадках користуються полярною або прямокутною системами координат з поправкою по висоті.

Розрахунки в цих системах досить прості і прийнятні для вирішення цілої низки практичних завдань.

В АСК передача координат цілей зазвичай здійснюється в прямокутній системі координат. На пункті обробки також використовується прямокутна система. Отже, завдання зводиться до перетворення прямокутних координат цілей щодо точки стояння джерела в прямокутні координати щодо точки стояння пункту обробки.

До єдиного часу відліку наводяться позначки, отримані на пункті ТОІ від різних джерел. Єдиний час необхідний для того, щоб визначити положення оброблюваних відміток станом на якийсь один момент часу. Ця операція значно полегшує завдання ототожнення відміток.

Координати відміток приводяться до єдиного часу шляхом визначення для кожної позначки часу екстраполяції щодо заданого моменту порівняння. З

огляду на порівняно високий темп оновлення інформації, доцільно при екстраполяції приймати гіпотезу рівномірної і прямолінійної зміни координат.

Всі джерела РЛІ обробляють інформацію автономно і незалежно один від одного. За рахунок перекриття зон відповідальності в складі донесень можуть бути дублюючі донесення, отримані від декількох джерел по одній і тій же цілі.

В процесі ототожнення відміток цілей виробляється рішення, яке встановлює:

- скільки цілей є насправді, якщо донесення про них надходять від декількох джерел;
- як розподіляються отримані донесення по цілям.

Зазвичай ототожнення виконується в два етапи. Спочатку проводиться грубе ототожнення або порівняння відміток, а потім проводиться розподіл оцінок, що дозволяє прийняти більш точне рішення на ототожнення.

В основі етапу порівняння лежить припущення, що донесення про одну й ту ж ціль повинні містити однакові характеристики. В силу цього, рішення про тотожність відміток приймають на підставі порівняння характеристик. Однак в дійсності через різні помилки повного збігу характеристик не буває. В результаті виникає невизначеність, що виражається двома конкуруючими гіпотезами:

1. Гіпотеза Н1 передбачає, що позначки від однієї і тієї ж цілі, хоча відбулася розбіжність.
2. Гіпотеза Н2 передбачає, що позначки від різних цілей, тому відбулася розбіжність.

Рішення на вибір тієї чи іншої гіпотези приймається на підставі оцінки величини розбіжності і використання критерію мінімуму помилки прийняття рішення.

На етапі розподілу для групування відміток по окремим цілям використовуються ознаки їх приналежності до джерел інформації і нумерації цілей в системі цих джерел. Правила логічного групування відміток відповідно до приналежності донесень про цілі до джерел інформації формулюються наступним чином.

1. Якщо в області допустимих відхилень отримані позначки від одного і того ж джерела, то число цілей дорівнює числу відміток, так як одна станція в один і той же момент часу не може видавати від однієї цілі кілька позначок.

2. Якщо в області допустимих відхилень від кожного джерела отримано по одній позначці, то вважається, що ці позначки відносяться до однієї і тієї ж цілі.

3. Якщо від кожної станції отримано по рівному числу відміток, то очевидно, що число цілей дорівнює числу відміток, отриманих від однієї станції, бо малоймовірно, щоб у межах невеликої області станція виявляла тільки свої цілі і не виявляла ціль, яку спостерігає сусідня станція.

4. Якщо від декількох джерел надійшла неоднакова кількість відміток, приймається, що джерело, від якого отримано найбільшу кількість позначок, дає найбільш ймовірну обстановку. При цьому загальна кількість цілей визначається числом відміток, прийнятих від зазначеного джерела.

Таким чином, обробка повідомлень в групі полягає в групуванні відміток від декількох джерел до однієї цілі. Це завдання вирішується порівняно просто при використанні першого і другого правила і значно важче при застосуванні третього і четвертого.

За гіпотезою третього правила маємо дві цілі, до кожної з яких відноситься по одному повідомленню від кожного джерела. Необхідно визначити, які пари відміток відносяться до кожної цілі. Найбільш вірогідний варіант вибирається в результаті порівняння сум квадратів відстаней між відмітками. Приймається та комбінація, для якої ця сума є мінімальною.

Наведені правила порівняння і розподілу відміток не єдині, і в залежності від необхідної точності можуть бути ускладнені або спрощені.

Після ототожнення відомості про ціль виражаються групою відміток, отриманих від декількох джерел. Для формування однієї позначки з більш точними характеристиками координати і параметри траєкторії усереднюються.

Найпростіший спосіб усереднення полягає в тому, що обчислюється середнє арифметичне координат. Цей спосіб досить простий, але він не враховує точносних характеристик джерел інформації. Більш правильним є усереднення відміток цілей з урахуванням коефіцієнта ваги відміток, а коефіцієнт вибирається залежно від точності джерела. І нарешті, в якості усереднених можна взяти ординати позначки, отримані від одного джерела, якщо є дані, що це джерело видає найбільш точну інформацію.

Укрупнення (групування) відміток цілей проводиться в тих пунктах обробки, де не потрібна інформація по кожній цілі або ж щільність надходження відміток від цілей буде вищою розрахованої пропускнуої здатності. Зазвичай групування проводиться на вищих інстанціях системи управління.

Групування здійснюється тими ж способами, що і ототожнення, і ведеться за ознакою близькості координатних описів об'єктів, що групуються. Для цього формується строб за тими координатами, які призначаються як характерні для групи цілей. Координати центру стробу поширюються на всю групу. Зазвичай робиться так, що центр стробу збігається з відміткою головної цілі в групі. Розміри стробу визначаються, виходячи з навігаційних і тактичних вимог. Зазвичай використовується напівавтоматичний метод укрупнення, який включає в себе наступні основні етапи:

1. Виділення компактних груп цілей на основі близькості координат x , y , H . Оператор візуально визначає компактну групу цілей за координатами,

виділяє головну ціль, призначає один зі стробів укрупнення і вводить в ЕОМ номер стробу і головної цілі. На основі цієї інформації ЕОМ завершує процес виділення компактної групи.

2. Селекція в межах виділених груп по швидкості. Ціль залишається в складі масштабованої цілі, якщо:

$$|v_x - v_{xг}| \leq \Delta v;$$

$$|v_y - v_{yг}| \leq \Delta v,$$

де $v_{xг}$, $v_{yг}$ – складові швидкості головної цілі; Δv – поріг селекції по швидкості.

3. Визначення характеристик масштабованої цілі. Масштабованій цілі присвоюється кількісний склад, і формується узагальнена ознака дії.

4. Коригування рішення оператора. З огляду на те, що обстановка в повітрі змінюється, є можливість скорегувати дані масштабованої цілі шляхом її укрупнення, розукрупнення.

5. Супровід укрупненої цілі. Ця операція здійснюється ЕОМ автоматично. При цьому проводиться коригування координат, забезпечується вибір головної цілі при зникненні інформації про стару головну ціль.

Таким чином, в процесі ТОІ проводиться збір повідомлень від джерел, приведення відміток до єдиної системи координат і єдиного часу відліку, встановлення приналежності відміток до цілей (ототожнення відміток) і виконання укрупнення інформації.

2.3 Сучасні вимоги до третинної обробки радіолокаційної інформації

1. Кількість об'єктів спостереження, отриманих від датчиків інформації для ототожнення до 1000 об'єктів; кількість ототожнених об'єктів в єдиному інформаційному просторі – до 1000 об'єктів.

2. Обробка повинна виконуватись в реальному масштабі часу. Дані по 1000 об'єктів повинні оброблятись не більш, ніж за 5 секунд. Обробка особливо небезпечних цілей – не більше 1 секунди.

3. Точність після ототожнення інформації про положення, швидкість і курс об'єкту повинна бути не нижче найвищої точності про об'єкти, отримані від датчиків інформації.

4. Імовірність покращення розпізнавання об'єктів після ототожнення:

- імовірність покращення визначення приналежності об'єктів повинна бути не менше 70%;
- імовірність покращення визначення типу об'єктів (надводних, повітряних) повинна бути не менше 80%;
- імовірність покращення визначення виду об'єктів повинна бути не менше 80%;

Примітка: імовірність покращення “ $P_{\text{покp}}$ ” визначається наступним виразом:

$$P_{\text{покp}} = (P_{\text{кон}} - P_{\text{поч}}) / (1 - P_{\text{поч}})$$

де $P_{\text{кон}}$ – імовірність розпізнавання об'єктів після ототожнення,

$P_{\text{поч}}$ – максимальна імовірність розпізнавання об'єктів до початку ототожнення.

2.4 Методи третинної обробки

Найбільш широко використовувані методи третинної обробки даних походять з полів статистики, оцінки та контролю. Проте застосування цих методів у має ряд унікальних особливостей і викликів. Зокрема, найбільш часто головною метою є автономія і тому результати повинні бути представлені та інтерпретовані у формі, з якої можуть бути прийняті автономні рішення для розпізнавання або навігації, наприклад.

У цьому розділі ми розглядаємо основні методи обробки даних. Вони дуже часто ґрунтуються на імовірнісних методах, і дійсно імовірнісні методи зараз розглядаються як стандартний підхід до обробки даних у всіх радіолокаційних системах. Ймовірнісні методи обробки даних зазвичай базуються на правилі Байєса для об'єднання попередньої та спостережної інформації. Практично це може бути реалізовано кількома способами: за допомогою використання фільтра Калмана та розширеного фільтра Калмана, за допомогою послідовних методів Монте-Карло або за допомогою оцінок функціональної щільності. Існує ряд альтернатив імовірнісних методів. До них відносяться теорія доказів та інтервальні методи. Такі альтернативні методи зараз не настільки широко використовуються як колись, однак вони мають деякі особливості, які можуть бути вигідними для конкретних проблем.

2.4.1 Правило Байєса

Правило Байєса лежить в основі більшості методів обробки даних. Загалом, правило Байєса дає можливість зробити висновки про об'єкт або середовище інтересу, описані станом x , враховуючи спостереження z .

2.4.1.1 Байєсівський висновок

Правило Байєса вимагає, щоб співвідношення між x та z кодувалися як спільна ймовірність або спільний розподіл імовірностей $P(x, z)$ для дискретних та неперервних змінних, відповідно. Ланцюгове правило умовних вірогідностей може бути використане для розширення спільної імовірності двома способами

$$P(x,z) = P(x | z)P(z) = P(z | x)P(x). \quad (2.4.1)$$

Рearанжуючи з точки зору одного зі станів, отримано правило Байєса

$$P(x | z) = \frac{P(z | x)P(x)}{P(z)} \quad (2.4.2)$$

Значення цього результату полягає в інтерпретації імовірностей $P(x/z)$, $P(z/x)$ і $P(x)$. Припустимо, що необхідно визначити різні варіанти різних значень невідомого стану x . Можуть бути попередні припущення щодо того, які значення x можуть бути очікуваними, закодовані у формі відносної ймовірності за попередньої імовірністю $P(x)$. Для отримання додаткової інформації про стан x спостерігається z . Ці спостереження моделюються у формі умовної ймовірності $P(z/x)$, яка описує для кожного фіксованого стану x вірогідність того, що спостереження z буде зроблено; тобто ймовірність z , задана x . Нові ймовірності, пов'язані зі станом x , обчислюються з суми оригінальної попередньої інформації та інформації, отриманої шляхом спостереження. Ці спостереження моделюються в постеріорній ймовірності $P(x/z)$, яка описує ймовірності, пов'язані з x , що дають спостереження z . У цьому процесі злиття гранична ймовірність $P(z)$ просто служить для нормалізації постеріорної і не обчислюється. Маржинальний знак $P(z)$ відіграє важливу роль у перевірці моделей або об'єднанні даних, оскільки він дає оцінку того, наскільки добре виконано прогнозування. Це відбувається тому що $P(z) = \int P(z|x)P(x)dx$. Значення правила Байєса полягає в тому, що воно забезпечує принциповий спосіб поєднання спостережуваної інформації з попередніми спостереженнями.

2.4.1.2 Моделі сенсорів та мультисенсорна Байєсівська інтерференція

Умовна ймовірність $P(z/x)$ виконує роль моделі датчика і може розглядатися двома способами. По-перше, при побудові моделі датчика ймовірність побудована шляхом фіксації значення $x=x$, з подальшим обчисленням щільності ймовірності $P(z/x=x)$. Коли ця модель датчика використовується і спостереження виконуються, фіксується $z = z$ і впливає функція правдоподібності $P(z=z/x)$ на x . Функція правдоподібності, але не суто щільності ймовірності, моделює відносну вірогідність того, що різні значення x призвели до спостережуваного значення z . Продукт цієї

ймовірності з попередньою, обидва визначається на x , дає постеріорне оновлення $P(x/z)$. У практичній реалізації $P(z/x)$ побудовано як функцію обох змінних (або матриці в дискретній формі). Для кожного фіксованого значення x визначається щільність імовірності z . Тому, коли x змінюється, створюється сімейство правдоподібностей на z .

Мультисенсорна форма правила Байєса вимагає умовної незалежності

$$P(z_1, \dots, z_n | x) = P(z_1 | x) \cdots P(z_n | x) = \prod_{i=1}^n P(z_i | x). \quad (2.4.3)$$

так що

$$P(x | Z^n) = CP(x) \prod_{i=1}^n P(z_i | x), \quad (2.4.4)$$

де C – нормалізаційна константа. Рівняння (2.4) відоме як незалежний пул правдоподібності [2.4.2]. Це стверджує, що постеріорна вірогідність на x , що надається всіма спостереженнями Z_n , просто пропорційна добутку попередньої ймовірності та індивідуальних правдоподібностей від кожного інформаційного джерела.

Рекурсивна форма правила Байєса

$$P(x | Z^k) = \frac{P(z_k | x) P(x | Z^{k-1})}{P(z_k | Z^{k-1})}. \quad (2.4.5)$$

Перевага (2.4.5) полягає в тому, що нам потрібно обчислити і зберігати тільки постеріорну щільність $P(x | Z^{k-1})$, яка містить повне узагальнення всієї попередньої інформації. Коли з'являється наступний шматочок інформації $P(z_k | x)$, попередній постеріор приймає на себе роль поточного пріору, а їхня сума стає новим постеріором.

2.4.1.3 Байєсівська фільтрація

Фільтрація стосується послідовного процесу підтримки імовірнісної моделі для стану, який змінюється з часом і який періодично спостерігається датчиком. Фільтрування є основою для багатьох проблем у процесі стеження та навігації. Загальна проблема фільтрації може бути сформульована в

байєсівській формі. Це важливо, тому що вона забезпечує загальне уявлення про цілий ряд дискретних і постійних проблем обробки даних без використання спеціальних моделей цілей або спостережень.

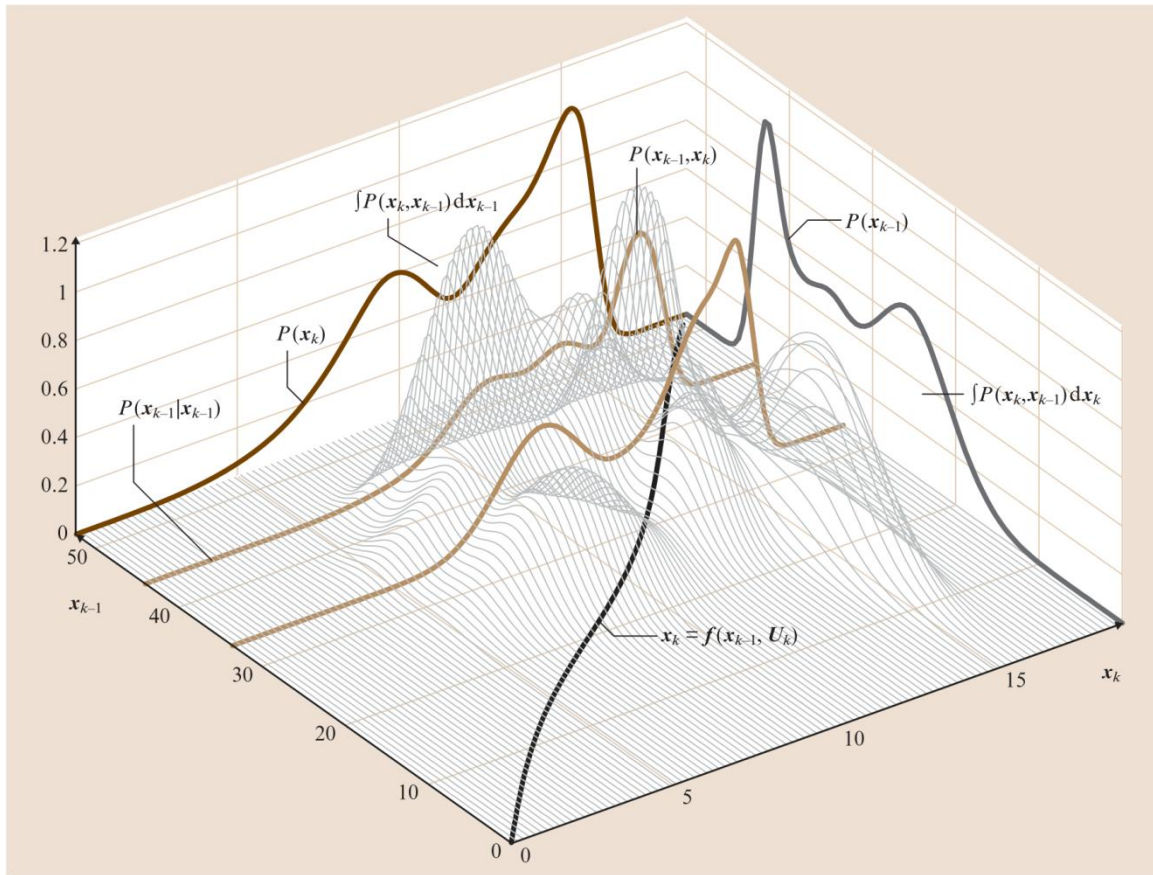


Рис. 2.4 Крок оновлення для повного фільтра Байєса. У момент $k-1$ відомості про стан x_{k-1} узагальнені в розподілі імовірності $P(x_{k-1})$. Модель транспортного засобу у вигляді умовної щільності імовірності $P(x_k / x_{k-1})$ описує тоді стохастичний перехід транспортного засобу з стану x_{k-1} за час $k-1$ до стану x_k за час k . Функціонально цей перехід стану може бути пов'язаний з основною моделлю кінематичного стану у вигляді $x_k = f(x_{k-1}, u_k)$. На малюнку показано два типових умовних розподілів імовірності $P(x_k / x_{k-1})$ на стані x_k , задані фіксованими значеннями x_{k-1} . Продукт цього умовного розподілу з крайнім розподілом $P(x_{k-1})$, що описує попередню вірогідність значень x_k , дає спільний розподіл $P(x_k, x_{k-1})$, що відображається як поверхня на малюнку. Загальна крайня щільність $P(x_k)$ описує знання x_k після переходу до стану. Гранична щільність $P(x_k)$ отримується шляхом інтегрування (проектування) спільного розподілу $P(x_k, x_{k-1})$ по всім x_{k-1} . Аналогічно, використовуючи загальну теорему про вірогідність, граничну щільність можна отримати шляхом інтегрування (підсумовування) всіх умовних щільностей $P(x_k / x_{k-1})$, зважених попередньою імовірністю $P(x_{k-1})$ кожного x_{k-1} . Процес може однаково працювати в зворотному порядку (модель зворотного руху), щоб отримати $P(x_{k-1})$ з $P(x_k)$, отримавши модель $P(x_{k-1} / x_k)$

Визначається x_t як значення стану інтересу в момент t . Це може, наприклад, описати відстежувану функцію, стан процесу, який відстежується, або розташування платформи, для якої потрібні навігаційні дані. Для зручності і без втрати спільності час визначається в дискретному (асинхронному) часі $t_k \triangleq k$. В момент часу k визначаються наступні величини:

- x_k : Вектор стану, імірбний в момент часу k ,
- u_k : Контрольний вектор, прийнятий як відомий, і застосований в момент часу $k-1$, щоб керувати станом від x_{k-1} до x_k в момент часу k ,
- z_k : Спостереження, отримане зі стану x_k в момент часу k .

Крім того, визначаються також наступні набори.

Історія станів:

$$X_k = \{x_0, x_1, \dots, x_k\} = \{X_{k-1}, x_k\}.$$

Історія контрольних вхідних:

$$U_k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\} = \{U_{k-1}, u_k\}.$$

Історія спостережень станів:

$$Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\} = \{Z_{k-1}, z_k\}.$$

У імовірнісному вигляді загальна задача обробки даних полягає в тому, щоб знайти постеріорну щільність

$$P(x_k | Z^k, U^k, x_0) \quad (2.4.6)$$

для всіх моментів часу k , враховувати записані спостереження та керуючі вхідні до часу включення k разом (можливо) зі знанням початкового стану x_0 . Правило Байєса може бути використано для запису (2.4.6) з точки зору моделі датчиків $P(z_k/x_k)$ та прогнозованої щільності імовірності $P(x_k/Z_{k-1}, U_k, x_0)$ на основі спостережень до часу $k-1$, як

$$P(x_k | Z^k, U^k, x_0) = \frac{P(z_k|x_k)P(x_k|Z^{k-1}, U^k, x_0)}{P(z_k|Z^{k-1}, U^k)}. \quad (2.4.7)$$

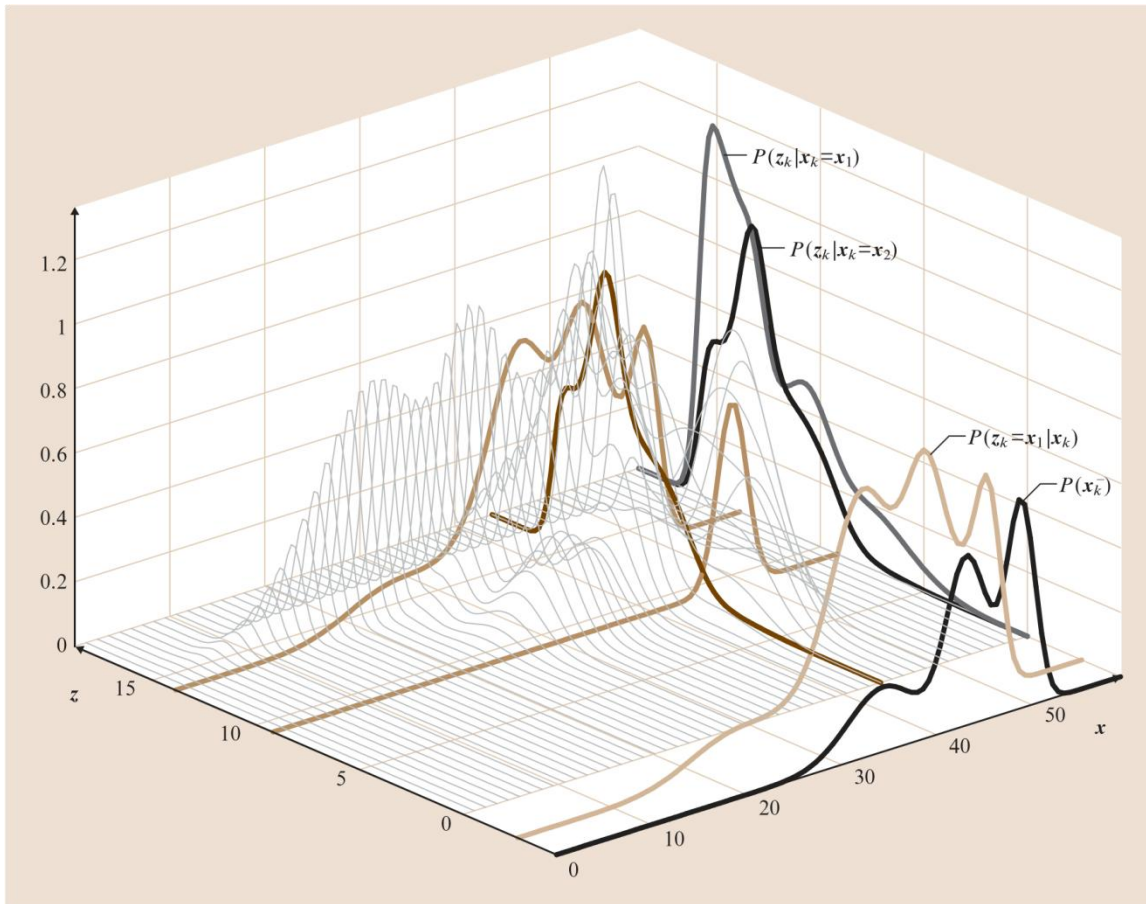


Рис. 2.5 Оновлення спостереження для повного фільтра Байєса. До спостереження встановлено модель спостереження у вигляді умовної щільності $P(z_k / x_k)$. Наприклад, для фіксованого значення x_k , що дорівнює x_1 або x_2 , визначається функція щільності $P(z_k / x_k = x_1)$ або $P(z_k / x_k = x_2)$, яка описує ймовірність здійснення спостереження z_k . Щільність $P(z_k / x_k)$ є тоді функцією як z_k , так і x_k .

Ця умовна щільність визначає модель спостереження. Тепер виконується специфічне спостереження $z_k = x_1$, і результуючий розподіл $P(z_k = x_1 / x_k)$ визначає функцію щільності (функцію правдоподібності) на x_k . Ця густина потім множиться на пріорну щільність $P(x_k^-)$ і нормалізується для отримання постеріорного розподілу $P(x_k / z_k)$, що описує знання в стані після спостереження

Знаменник в (2.4.7) не залежить від стану, а (2.4.4) можна домножити на деяку нормувальну константу C . Модель датчика використовує умовну незалежність від (2.4.3).

Загальна теорема про вірогідність може бути використана для перепису другого члену в чисельнику (2.4.7) з точки зору моделі переходу стану та спільного постеріору з часового кроку $k-1$, як

$$P(x_k | Z^{k-1}, U^k, x_0) = \int P(x_k, x_{k-1} | Z^{k-1}, U^k, x_0) dx_{k-1} = \int P(x_k | x_{k-1}, Z^{k-1}, U^k, x_0) \times$$

$$P(x_{k-1}|Z^{k-1}, U^k, x_0)dx_{k-1} = \int P(x_k|x_{k-1}, u_k) \times P(x_{k-1}|Z^{k-1}, U^{k-1}, x_0)dx_{k-1},$$

(2.4.8)

де остання рівність означає, що майбутній стан залежить лише від поточного стану. Модель переходу стану описується в термінах розподілу ймовірності у вигляді $P(x_k | x_{k-1}, u_k)$. Тобто, перехід стану може вважатися марковським процесом, в якому наступна стадія x_k залежить тільки від негайного проходження стану x_{k-1} і застосованого контролю u_k і не залежить як від спостережень, так і від попередніх станів.

Рівняння (2.4.7) та (2.4.8) визначають рекурсивне рішення для (2.4.6). Рівняння (2.4.8) - це етап оновлення або прогнозування для повного алгоритму обробки даних за Байєсом. Графічний опис цього рівняння показано на рис. 2.4. Рівняння (2.4.7) - це етап оновлення спостереження для повного алгоритму обробки даних за Байєсом. Графічний опис цього рівняння показано на рис.2.5. Фільтр Калмана, методи сітки та послідовні методи Монте-Карло є конкретними реалізаціями цих загальних рівнянь.

2.4.2 Імовірнісні сітки

Імовірнісні сітки є концептуально найпростішим способом реалізації методів обробки даних за Байєсом. Вони можуть бути застосовані як до проблем з відображенням [2.4.3, 4] так і відстеженням [2.4.5].

У картографічних програмах середовище, що представляє інтерес, поділяється на сітку рівних просторових клітин. Кожна клітина індексується та маркується властивістю, тому стан x_{ij} може описувати двовимірний світ, який індексуваний по ij та має властивість x . Інтерес спрямований на підтримку розподілу ймовірності щодо можливих значень стану $P(x_{ij})$ у кожній комірці сітки. Як правило, у задачах навігації та картографії цікавить лише два значення O і E , зайняті та порожні, відповідно, і тоді прийнято вважати, що $P(x_{ij} = O) = 1 - P(x_{ij} = E)$.

Проте не існує особливого обмеження на властивість, кодовану станом x_{ij} , яка може містити багато значень (зелений, червоний, синій колір, наприклад), і дійсно бути безперервним (наприклад, температура в клітині).

Як тільки стан визначено, за допомогою методів Байєса потрібно встановити модель датчика або функцію ймовірності для датчика. У теорії це вимагає уточнення розподілу ймовірностей $P(z | x_{ij} = x_{ij})$, що відображає вплив кожного можливого стану x_{ij} на розподіл за спостереженнями. Проте практично це реалізується просто як інша спостережна сітка, так що для конкретного спостереження $z = z$ (взятого з певного місця) виробляється сітка ймовірностей на станах x_{ij} у вигляді $P(z = z | x_{ij}) = \Lambda(x_{ij})$. Потім, тривіальним є застосування правила Байєса, щоб оновити значення властивостей в кожній комірці сітки як

$$P^+(x_{ij}) = C\Lambda(x_{ij})P(x_{ij}), \forall i, j, \quad (2.4.9)$$

де C - нормалізуюча константа, отримана шляхом підсумовування постеріорних ймовірностей до однієї лише у вузлі ij . З точки зору обчислень це просте точне розмноження двох сіток. Необхідно дбати про те, щоб обидві сітки належним чином перекривалися та прилягали одна до одної у правильному масштабі. У деяких випадках також важливо враховувати той факт, що просторово прилягаючі клітини впливатимуть одна на одну. Тобто, якщо б ми знали значення властивості (заселеність, температура, наприклад) в ij , то ми будемо мати деяке переконання також про значення цієї властивості в сусідніх вузлах $i+1, j, i, j+1$ та ін. Різні датчики та з'єднання різних виходів сенсора розміщуються просто шляхом створення відповідних моделей датчиків $\Lambda(x_{ij})$.

Сітки також можуть використовуватися для відстеження та самовідстеження (локалізації). Стан x_{ij} у цьому випадку є місцем відстеження об'єкта. Це якісно інше визначення стану від того, яке використовується для відображення. Імовірність $P(x_{ij})$ тепер повинна тлумачитися як ймовірність

того, що об'єкт, який відстежується, займає комірку сітки ij . У випадку відображення, сума ймовірностей властивостей в кожній комірці є однією, тоді як у випадку відстеження сума ймовірностей розташування по всій сітці повинна сходитись в одну. В іншому випадку процедура оновлення дуже схожа. Будується спостережувальна сітка, яка при випадках з оцінкою спостереження забезпечує сітку правдоподібності місця $P(z = z | x_{ij}) = \Lambda(x_{ij})$. Потім застосовується правило Байєса для оновлення вірогідності місцезнаходження в кожній комірці сітки у тому ж вигляді, що і в (2.4.9), за винятком того, що тепер константа нормування C отримується підсумовуванням постеріорних ймовірностей по всіх ij комірках сітки. Це може стати складним для обчислення, особливо якщо сітка має три або більше вимірів. Однією з основних переваг відстеження на основі сітки є те, що легко інтегрувати попередню інформацію. Наприклад, якщо відомо, що об'єкт, який відстежується, знаходиться на дорозі, то значення вірогідності розташування для всіх позашляхових комірок можна просто встановити на нуль.

Сітка на основі злиття підходить до ситуації, коли розмір домена і розміри вимірів невеликі. У таких випадках методи на основі сітки забезпечують прості та ефективні алгоритми третинної обробки. Методи сітки можуть бути розширені кількома способами до ієрархічних (чотирикутникових) сіток або нерегулярних (трикутних, п'ятикутних) сіток. Це може допомогти зменшити кількість обчислень в більших просторах. Методи Монте Карло та часткової фільтрації можуть розглядатися як сіткові методи, де самі сіткові клітини є зразком базової щільності ймовірності для стану.

2.4.3. Фільтр Калмана

Фільтр Калмана - це рекурсивний лінійний вимірювач, який послідовно обчислює оцінку для безперервного значення, яке з часом розвивається на основі періодичних спостережень. Фільтр Калмана використовує явну

статистичну модель того, як параметр $x(t)$ змінюється з часом та явну статистичну модель того, як пов'язані з цим параметром спостереження $z(t)$. Значення, застосовані в фільтрі Калмана, вибираються таким чином, щоб забезпечити, що за певних припущень щодо використовуваних моделей спостережень та процесів отримана оцінка $x(t)$ мінімізує середньоквадратичну помилку і, отже, умовний середній $\hat{x}(t) = E[x(t)|Z^t]$.

Фільтр Калмана має ряд функцій, які роблять його ідеально підходящим для вирішення складних багатозначних оцінок та проблем обробки даних. Зокрема, явний опис процесу та спостережень дозволяє врахувати широкий спектр різних моделей сенсорів у рамках базового алгоритму. Крім того, послідовне використання статистичних вимірювань невизначеності дає змогу кількісно оцінювати будь-які втрати або недоліки системної ефективності. Крім того, лінійна рекурсивна природа алгоритму гарантує ефективність застосування. З цих причин фільтр Калмана знайшов широке поширення при багатьох різних задачах обробки даних [2.4.6-9].

У радіолокації фільтр Калмана найбільш підходить для проблем з відстеженням, локалізацією та навігацією. Це пояснюється тим, що алгоритм найкраще працює з чітко визначеними описами стану (позиціями, швидкостями, наприклад), а також для станів, де також добре розуміються моделі спостереження та поширення в часі.

2.4.3.1 Моделі спостереження та переходу

Фільтр Калмана можна вважати конкретним прикладом рекурсивного байєсівського фільтра (2.4.7, 2.4.8) для випадку, коли густина ймовірностей станів є гаусівською. Початком роботи для алгоритму фільтра Калмана є визначення моделі для станів, що оцінюються в стандартній просторовій формі:

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + B(t)u(t) + G(t)v(t), \quad (2.4.10)$$

де $x(t)$ – вектор стану, $u(t)$ – відомі керуючі вхідні, $v(t)$ – випадкова величина, що описує невизначеність в зміні стану, і де $F(t)$, $B(t)$ та $G(t)$ – матриці, що описують внесок станів, керуючих вхідних та шумів в стан переходу [2.4.7]. Модель спостереження (виведення) також визначається в стандартній просторовій формі:

$$z(t) = H(t)x(t) + D(t)w(t), \quad (2.4.11)$$

де $z(t)$ – вектор спостереження, $w(t)$ – випадкова величина, що описує невизначеність спостереження, і де $H(t)$ і $D(t)$ є матрицями, що описують внесок станів і шуму у спостереження.

Ці рівняння визначають зміну безперервної системи у часі з постійними спостереженнями. Проте фільтр Калмана майже завжди реалізується в дискретному часі $t_k = k$. Цілком просто [2.4.8] отримати дискретну версію (2.4.10) та (2.4.11) у вигляді

$$x(k) = F(k)x(k-1) + B(k)u(k) + G(k)v(k), \quad (2.4.12)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + D(k)w(k). \quad (2.4.13)$$

Основним припущенням при виведенні фільтра Калмана є те, що випадкові послідовності $v(k)$ і $w(k)$, що описують шуми та спостереження, є гаусівськими, тимчасово некорельованими і нульовими

$$E[v(k)] = E[w(k)] = 0, \quad \forall k, \quad (2.4.14)$$

з відомою коваріацією

$$E[v(i)v^T(j)] = \delta_{ij} Q(i), \quad E[w(i)w^T(j)] = \delta_{ij} R(i). \quad (2.4.15)$$

Також прийнято вважати, що шуми процесу та спостереження також не корелюються

$$E[v(i)w^T(j)] = 0, \quad \forall i, j. \quad (2.4.16)$$

Це еквівалентно до властивості Маркова, яка потребує, щоб спостереження і послідовність станів повинні бути умовно незалежними.

Якщо послідовності $v(k)$ і $w(k)$ тимчасово співвідносяться, фільтр формування може бути використаний для відбілювання спостережень, знову роблячи припущення, необхідні для дійсного фільтра Калмана [2.4.8]. Якщо послідовності шуму та спостереження співвідносяться, то така кореляція також може враховуватися в алгоритмі фільтра Калмана [2.4.10]. Якщо послідовність не гаусівська, але симетрична з кінцевими моментами, то фільтр Калмана все одно дасть хороші оцінки. Проте, якщо послідовність має розподіл, який є перекошеним або інакше патологічним, результати, отримані фільтром Калмана, будуть вводити в оману, і буде хороший випадок для використання більш складного байєсівського фільтра [2.4.5].

2.4.3.2 Алгоритм фільтрації

Алгоритм фільтра Калмана дає оцінку, що мінімізує середньоквадратичну похибку.

$$\hat{x}(i|j)E[x(i)|z(1), \dots, z(j)]E[x(i)|Z^j]. \quad (2.4.17)$$

Розрахункова дисперсія визначається як середньоквадратична помилка в цій оцінці

$$P(i|j)E\{[x(i) - \hat{x}(i|j)][x(i) - \hat{x}(i|j)]^T | Z^j\}. \quad (2.4.18)$$

Оцінка стану в момент часу k , що надає всю інформацію до часу k , записується як $\hat{x}(k|k)$. Оцінка стану, що надається лише до часу $k-1$, називається прогнозом (або просто прогнозуванням), що є однокроковим, і записується як $\hat{x}(k|k-1)$.

Припускається, що стан змінюється в часі відповідно до (2.4.12). Спостереження за цим станом здійснюються за регулярними проміжками часу відповідно до (2.4.13). Шумові процеси, що надходять в систему, вважаються підпорядкованими (2.4.14), (2.4.15) та (2.4.16). Також передбачається, що доступна оцінка $\hat{x}(k-1|k-1)$ стану $x(k-1)$ в момент часу $k-1$ на основі всіх спостережень, виконаних до часу включення $k-1$, і що

ця оцінка дорівнює умовному середньому істинному стану $x(k-1)$, обумовленому цими спостереженнями. Також передбачається, що умовна дисперсія $P(k-1 | k-1)$ в цій оцінці відома. Фільтр Калмана потім працює рекурсивно в два етапи (рис.2.3).

Передбачення:

Прогноз $\hat{x}(k|k-1)$ стану в момент часу k та його коваріація $P(k | k-1)$ обчислюється відповідно до

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k) \hat{x}(k-1|k-1) + B(k)u(k), \quad (2.4.19)$$

$$P(k | k-1) = F(k)P(k-1 | k-1)F^T(k) + G(k)Q(k)G^T(k). \quad (2.4.20)$$

Оновлення:

У час k зроблено спостереження $z(k)$ і оновлена оцінка $\hat{x}(k|k)$ стану $x(k)$ разом з оновленням коваріації $P(k | k)$ обчислюється з прогнозуванням стану та спостереженням за формулою

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + W(k)[z(k) - H(k) \hat{x}(k|k-1)], \quad (2.4.21)$$

$$P(k | k) = P(k | k-1) - W(k)S(k)W^T(k), \quad (2.4.22)$$

де матриця приросту $W(k)$

$$W(k) = P(k | k-1)H(k)S^{-1}(k), \quad (2.4.23)$$

де

$$S(k) = R(k) + H(k)P(k | k-1)H(k) \quad (2.4.24)$$

це інноваційна коваріація. Різниця між спостереженням $z(k)$ та прогнозованим спостереженням $H(k) \hat{x}(k|k-1)$ називається інновацією або залишковим $v(k)$:

$$v(k) = z(k) - H(k) \hat{x}(k|k-1). \quad (2.4.25)$$

Інновація є важливою мірою відхилення між оцінками фільтра та послідовністю спостережень. Справді, тому, що справжні стани, як правило, не доступні для порівняння з оціночними станами, інновація часто є єдиною

мірою того, наскільки ефективно виконується оцінка. Інновація особливо важлива для об'єднання даних.

2.4.4 Розширений фільтр Калмана

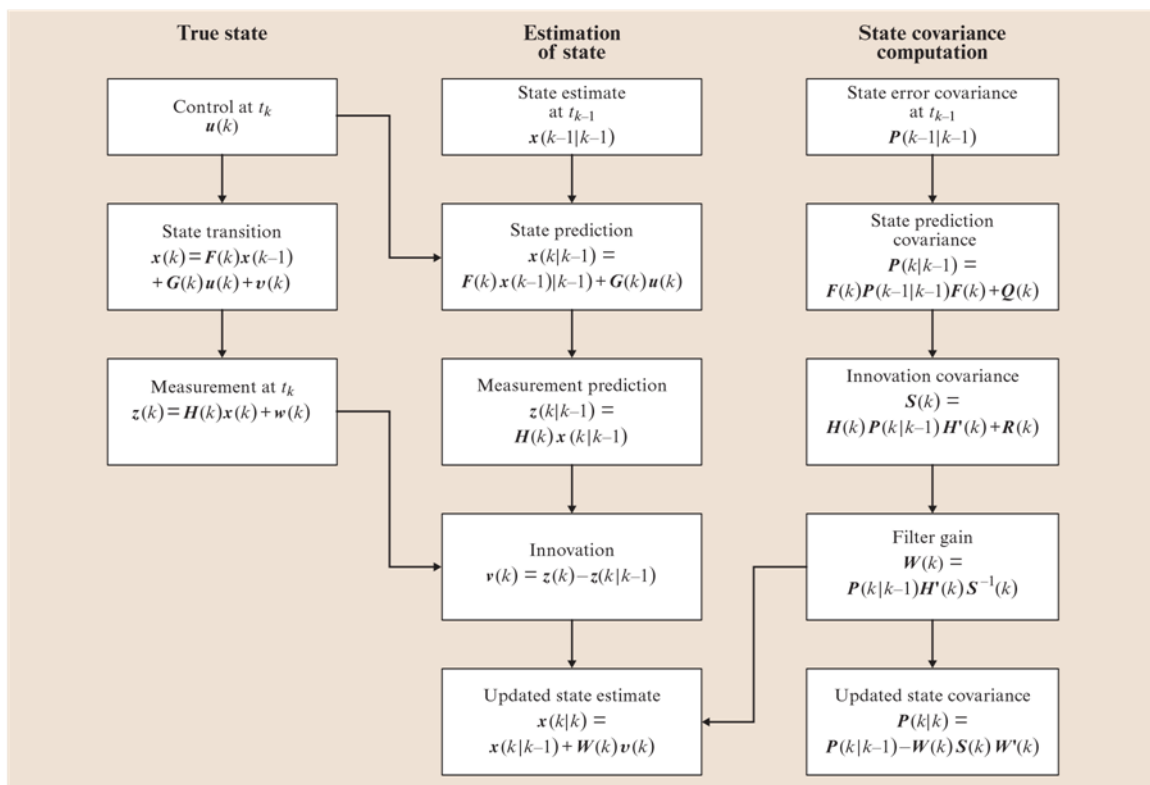


Рис. 2.6 Блок-схема циклу фільтра Калмана

Розширений фільтр Калмана (РФК) - це форма фільтра Калмана, яку можна використовувати, коли модель спостереження є нелінійною.

Моделі станів, розглянуті РФК, описуються в за допомогою нелінійного векторного диференціального рівняння першого порядку або модельної форми

$$\dot{x}(t) = f[x(t), u(t), v(t), t], \quad (2.4.26)$$

де $f[\cdot, \cdot, \cdot, \cdot]$ - це загальне нелінійне відображення стану та керуючого входу до переходу до стану. Моделі спостережень, розглянуті РФК, описуються просторі за допомогою нелінійної векторної функції у формі

$$z(t) = h[x(t), u(t), w(t), t], \quad (2.4.27)$$

де $h[\cdot, \cdot, \cdot, \cdot]$ - це загальне нелінійне відображення стану та керуючого входу до спостережень.

РФК, як і фільтр Калмана, майже завжди виконується в дискретному часі. За інтеграцією та з відповідною ідентифікацією дискретних часових станів та спостережень, модель станів записується як

$$x(k) = f[x(k-1), u(k), v(k), k], \quad (2.4.28)$$

і модель спостережень як

$$z(k) = h[x(k), w(k)]. \quad (2.4.29)$$

Як і фільтр Калмана, передбачається, що шуми $v(k)$ і $w(k)$ є гаусівськими, тимчасово некорельованими та нульовими значеннями з відомою дисперсією, як визначено в (2.4.14 - 2.4.16). РФК має на меті мінімізувати середньоквадратичну помилку і, таким чином, обчислити апроксимацію умовного середнього значення. Отже, вважається, що оцінка цієї інформації, яка доступна, приблизно рівномірна умовному значенню, $\hat{x}(k|k-1) \approx E[x(k-1)|Z^{k-1}]$. Принципові етапи виведення РФК прямують від тих, що виконуються лінійним фільтром Калмана, з додатковим кроком, відповідно до якого процес та моделі спостережень лінеалізуються як ряд Тейлора. Алгоритм має два етапи:

- Передбачення:

Передбачення $\hat{x}(k|k-1)$ стану в момент часу k і його коваріація $P(k|k-1)$ обчислюються відповідно до

$$\hat{x}(k|k-1) = f[\hat{x}(k-1|k-1), u(k)], \quad (2.4.30)$$

$$P(k|k-1) = \nabla f_x(k)P(k-1|k-1)\nabla^T f_x(k) + \nabla f_v(k)Q(k)\nabla^T f_v(k). \quad (2.4.31)$$

- Оновлення:

В момент часу k зроблено спостереження $z(k)$ і оновлена оцінка $\hat{x}(k|k-1)$ стану $x(k)$ разом з оновленою оцінкою коваріації $P(k|k)$ обчислюється з прогнозуванням стану та спостереження відповідно до

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + W(k)\{z(k) - h[\hat{x}(k|k-1)]\}, \quad (2.4.32)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - W(k)S(k)W^T(k), \quad (2.4.33)$$

де

$$W(k) = P(k|k-1)\nabla^T h_x(k)S^{-1}(k) \quad (2.4.34)$$

і

$$S(k) = \nabla h_w(k)R(k)\nabla^T h_w(k) + \nabla h_x(k)P(k|k-1)\nabla^T h_x(k) \quad (2.4.35)$$

де Якобіан $\nabla f(k)$ обчислюється як $x(k-1) = \hat{x}(k-1|k-1)$ і $\nabla h(k)$ обчислюється як $x(k) = \hat{x}(k|k-1)$.

Порівняння (2.4.19-2.4.24) з (2.4.30-2.4.35) дає зрозуміти, що алгоритм РФК дуже схожий на лінійний алгоритм фільтра Калмана з підстановками $F(k) \rightarrow \nabla f_x(k)$ і $H(k) \rightarrow \nabla h_x(k)$ зробленими в рівняннях для розподілу та поширення посилення.

РФК працює подібно до лінійного фільтра Калмана з деякими відмінностями.

- Якобіани $\nabla f_x(k)$ та $\nabla h_x(k)$, як правило, не постійні. Це означає, що на відміну від лінійного фільтра, коваріації та матриця посилення повинні бути обчислені в режимі онлайн, як тільки оцінки та прогнози стають доступними, і вони загалом не

матимуть постійних значень. Це значно збільшує обсяг обчислень, який повинен виконуватися в режимі онлайн за алгоритмом.

- Оскільки лінеаризована модель виводиться шляхом зміни реального стану та моделей спостережень навколо передбачуваної або номінальної траєкторії, необхідно приділяти велику увагу, щоб ці прогнози завжди були достатньо близькими до справжнього стану. Якщо номінальна траєкторія знаходиться занадто далеко від істинної траєкторії, то справжня коваріація буде набагато більшою, ніж прогнозована коваріація, і фільтр стане погано узгодженим. У крайніх випадках фільтр також може стати нестабільним.
- РФК використовує лінеаризовану модель, яка повинна бути обчислена з приблизних знань про стан. На відміну від лінійного алгоритму це означає, що фільтр повинен бути точно ініціалізований на початку операції, щоб забезпечити дійсність отриманих лінійних моделей. Якщо це не буде зроблено, оцінки, що обчислюються фільтром, просто не матимуть сенсу.

Висновок

З розглянутого матеріалу видно, що сучасні методи обробки масивів даних є дуже різноманітними. Під кожен конкретну задачу можна обрати методи та алгоритми, які задовольнятимуть споживача як за точністю так і за швидкістю обробки даних. При цьому є можливість використання обчислювальних потужностей різного рівня.

3. Кластерний метод аналізу

Розвиток методів запису і зберігання даних привів до бурхливого зростання обсягів збираної та аналізованої інформації. Обсяги даних настільки великі, що людина просто не в змоззі проаналізувати їх самостійно, хоча необхідність проведення такого аналізу цілком очевидна, адже в цих “сирих даних” є знання, які можуть бути використані для прийняття рішень [14]. Традиційна математична статистика, як було сказано, ще довгий час претендувала на роль основного інструменту аналізу даних, не відповідаючи проблемам, що виникали. Тому виникла необхідність у розвитку нових сучасних методологій обробки та аналізу даних. Такою новою методологією і став інтелектуальний аналіз даних ІАД. Причини популярності ІАД такі:

- стрімке накопичення даних (рахунок йде вже на екзабайти);
- загальна комп'ютеризація бізнес-процесів;
- проникнення Інтернет в усі сфери діяльності;
- прогрес в області інформаційних технологій: вдосконалення СУБД і сховищ даних; прогрес в області виробничих технологій: стрімке зростання продуктивності комп'ютерів, обсягів накопичувачів, впровадження Grid систем.

Алгоритми, що використовуються в ІАД, вимагають великої кількості обчислень. Раніше це було стримувальним чинником широкого практичного застосування ІАД, проте сьогоднішнє зростання продуктивності сучасних процесорів зняло гостроту цієї проблеми. Тепер за прийнятний час можна провести якісний аналіз сотень тисяч і мільйонів записів. ІАД – міждисциплінарна галузь, що виникла і розвивалася на основі таких наук, як

прикладна статистика, розпізнавання образів, штучний інтелект, теорія баз даних тощо [15].

До методів і алгоритмів ІАД належать такі: штучні нейроуні мережі, дерева рішень, символні правила, методи найближчого сусіда і k -найближчого сусіда, метод опорних векторів, байєсові мережі, лінійна регресія, кореляційно-регресійний аналіз; ієрархічні методи кластерного аналізу, неієрархічні методи кластерного аналізу, зокрема і алгоритми k -середніх і k -медіани; методи пошуку асоціативних правил, зокрема алгоритм Apriori; метод обмеженого перебору, еволюційне програмування і генетичні алгоритми, різноманітні методи візуалізації даних і безліч інших методів. Варто зазначити, що більшість методів ІАД була розроблена у межах теорії штучного інтелекту. Єдиної думки щодо того, які задачі необхідно зараховувати до ІАД, немає. Більшість авторитетних джерел перераховує такі: класифікація, кластеризація, прогнозування, асоціація, візуалізація, аналіз виявлення відхилень, оцінювання, аналіз зв'язків, підведення підсумків. Розглянемо деякі з них [16].

Класифікація (Classification). Це найпростіша і найпоширеніша задача ІАД. В результаті розв'язання задачі класифікації виявляються ознаки, які характеризують групи об'єктів досліджуваного набору даних – класи; за цими ознаками новий об'єкт можна зарахувати до того чи іншого класу. Для розв'язання задачі класифікації можуть використовуватися методи: найближчого сусіда (Nearest Neighbor); k -ближнього сусіда (k -Nearest Neighbor); байєсових мереж (Bayesian Networks); індукції дерев рішень; нейронних мереж (neural networks).

Кластеризація (Clustering). Кластеризація є логічним продовженням ідеї класифікації. Це є складніша задача. Особливість кластеризації полягає у тому, що класи об'єктів спочатку не визначені. Результатом кластеризації є розбиття об'єктів на групи. Прикладом методу задачі кластеризації є

особливий вид нейронних мереж (карти Кохонена), що самоорганізуються без вчителя.

Асоціація (Associations). У процесі розв'язання задачі пошуку асоціативних правил відшуковуються закономірності між зв'язаними подіями в наборі даних. Відмінність асоціації від двох попередніх задач ІАД: пошук закономірностей здійснюється не на основі властивостей об'єкта, що аналізується, а між кількома подіями, які відбуваються одночасно. Найвідоміший алгоритм розв'язку задачі пошуку асоціативних правил – алгоритм Apriori.

Послідовність (Sequence), або послідовна асоціація (sequential association). Послідовність дає змогу знайти тимчасові закономірності між транзакціями. Задача послідовності подібна до асоціації, але її метою є встановлення закономірностей не міжодночасно наступаючими подіями, а між подіями, пов'язаними в часі (тобто, що відбуваються з деяким певним інтервалом у часі. Цю задачу ІАД також називають задачею знаходження послідовних шаблонів (sequential pattern). Правило послідовності: після події X через певний час відбудеться подія Y.

Прогнозування (Forecasting). В результаті розв'язання задачі прогнозування на основі особливостей існуючих даних оцінюються пропущені або ж майбутні значення цільових числових показників. Для розв'язання таких задач широко застосовуються методи математичної статистики, нейронні мережі тощо.

Візуалізація (Visualization, Graph Mining). В результаті візуалізації створюється графічний образ аналізованих даних. Для розв'язання задачі візуалізації використовуються графічні методи, що показують наявність закономірностей у даних. Приклад методів візуалізації – представлення даних в 2D- і 3D-вимірюваннях.

Підведення підсумків (Summarization) – задача, мета якої – опис конкретних груп об'єктів з аналізованого набору даних тощо [17].

Задачі ІАД, залежно від моделей, що використовуються, можуть бути дескриптивними і прогнозуючими. В результаті розв'язання описових (descriptive) задач аналітик одержує шаблони, що описують дані, які піддаються інтерпретації. Ці задачі описують загальну концепцію аналізованих даних, визначають інформативні, підсумкові, відмітні особливості даних.

Прогнозуючі (predictive) задачі ґрунтуються на аналізі даних, створенні моделі, прогнозі тенденцій або властивостей нових або невідомих даних.

ІАД може складатися з двох або трьох стадій [17]:

Стадія 1. Виявлення закономірностей (вільний пошук).

Стадія 2. Використовування виявлених закономірностей для прогнозу невідомих значень (прогностичне моделювання). На додаток до цих стадій інколи вводять стадію оцінювання (валідації), наступну за стадією вільного пошуку [18]. Мета валідації – перевірка достовірності знайдених закономірностей. Проте вважається, що валідація здебільшого є частиною першої стадії, оскільки в реалізації багатьох методів, зокрема нейронних мереж і дерев рішень, передбачений розподіл загальної множини даних на навчальні і перевіркові, і останні уможливають перевіряти достовірність отриманих результатів.

Стадія 3. Аналіз виключень – стадія, призначена для виявлення і пояснення аномалій, знайдених у закономірностях.

Вільний пошук (Discovery). На стадії вільного пошуку здійснюється дослідження набору даних з метою пошуку прихованих закономірностей. Попередні гіпотези щодо виду закономірностей тут не визначаються. Закономірність (law) – істотний і такий, що постійно повторюється взаємозв'язок, що визначає етапи і форми процесу становлення, розвитку

різних явищ або процесів. Система ІАД на цій стадії визначає шаблони, для отримання яких у системах OLAP, наприклад, аналітику необхідно обдумувати і створювати множину запитів. Тут же аналітик звільняється від такої роботи – шаблони шукає за нього система. Особливо корисне застосування цього підходу в надвеликих базах даних, де вловити закономірність за допомогою створення запитів доволі складно, для цього вимагається перепробувати безліч різноманітних варіантів. Вільний пошук подано такими діями [19]:

- виявлення закономірностей умовної логіки (conditional logic);
- виявлення закономірностей асоціативної логіки (associations and affinities);
- виявлення трендів і коливань (trends and variations). Описані дії у межах стадії вільного пошуку виконуються за допомогою:
 - індукції правил умовної логіки (задачі класифікації і кластеризації, опис в компактній формі близьких або подібних груп об'єктів);
 - індукції правил асоціативної логіки (задачі асоціації і послідовності і витягування за їх допомогою інформації);
 - визначення трендів і коливань (початковий етап задачі прогнозування).

На стадії вільного пошуку також повинна здійснюватись валідація закономірностей, тобто перевірка їх достовірності на частини даних, які не брали участі у формуванні закономірностей.

Прогностичне моделювання (Predictive Modeling). Друга стадія ІАД – прогностичне моделювання – використовує результати роботи першої стадії. Тут знайдені закономірності використовуються безпосередньо для прогнозування. Прогностичне моделювання охоплює такі дії:

- прогнозування невідомих значень (outcome prediction);
- прогнозування розвитку процесів (forecasting).

У процесі прогностичного моделювання розв'язуються задачі класифікації і прогнозування.

Під час розв'язування задачі класифікації результати роботи першої стадії (індукції правил) використовуються для зарахування нового об'єкта з певною упевненістю до одного з відомих, наперед визначених класів на підставі відомих значень.

Під час розв'язування задачі прогнозування результати першої стадії (визначення тренду або коливань) використовуються для прогнозу невідомих (пропущених або ж майбутніх) значень цільової змінної (змінних).

Закономірності, отримані на цій стадії, формуються від часткового до загального. У результаті ми одержуємо деяке загальне знання про деякий клас об'єктів на підставі дослідження окремих представників цього класу.

Прогностичне моделювання, навпаки, дедуктивне. Закономірності, отримані на цій стадії, формуються від загального до часткового. Тут ми одержуємо нове знання про деякий об'єкт або ж групу об'єктів на підставі:

- знання класу, до якого належать досліджувані об'єкти;
- знання загального правила, що діє в межах цього класу об'єктів.

Аналіз виключень (forensic analysis). На третій стадії ІАД аналізуються виключення або аномалії, виявлені у знайдених закономірностях. Дія, що виконується на цій стадії, – виявлення відхилень (deviation detection). Для виявлення відхилень необхідно визначити норму, яка розраховується на стадії вільного пошуку. Стадія аналізу виключень може бути використана як очищення даних [17].

Одним із сучасних методів інтелектуального аналізу є кластерний метод. Його можна використати для підвищення ефективності та точності обробки радіолокаційної інформації.

Суттєве підвищення ефективності обробки радіолокаційної інформації кластерним методом досягається при створенні груп РЛС для паралельної обробки потоку даних в багатопозиційних радіолокаційних системах .

Реалізація спільної обробки радіолокаційної інформації від РЛС потребує використання пункту збору та обробки радіолокаційної інформації (ПЗОПІ). При цьому висуваються високі вимоги до обчислювальної потужності ПЗОПІ.

Розпаралелювання мультирадарної обробки радіолокаційної інформації полегшує вирішення задачі і створює ряд переваг: незалежну обробку даних в кожному потоці, скорочення об'ємів масивів даних.

Метод розділення даних між потоками полягає у створенні масиву вхідних даних $I=(i_1, \dots, i_k)$ від множини джерел радіолокаційної інформації $S=(s_1, \dots, s_p)$. При цьому потік даних розділяється на групи від кожного джерела радіолокаційної інформації, а масив джерел розділяється на незалежні підмасиви $F=(f_1, \dots, f_z)$.

Розділення даних можливе по просторовій ознаці, тобто по місцезнаходженню. Повітряний простір розбивається на зони, в яких відбувається обробка радіолокаційної інформації методом кластерного аналізу, оснований на критерії мінімуму відстані між об'єктами. Процедура розбивання на кластери виглядає наступним чином.

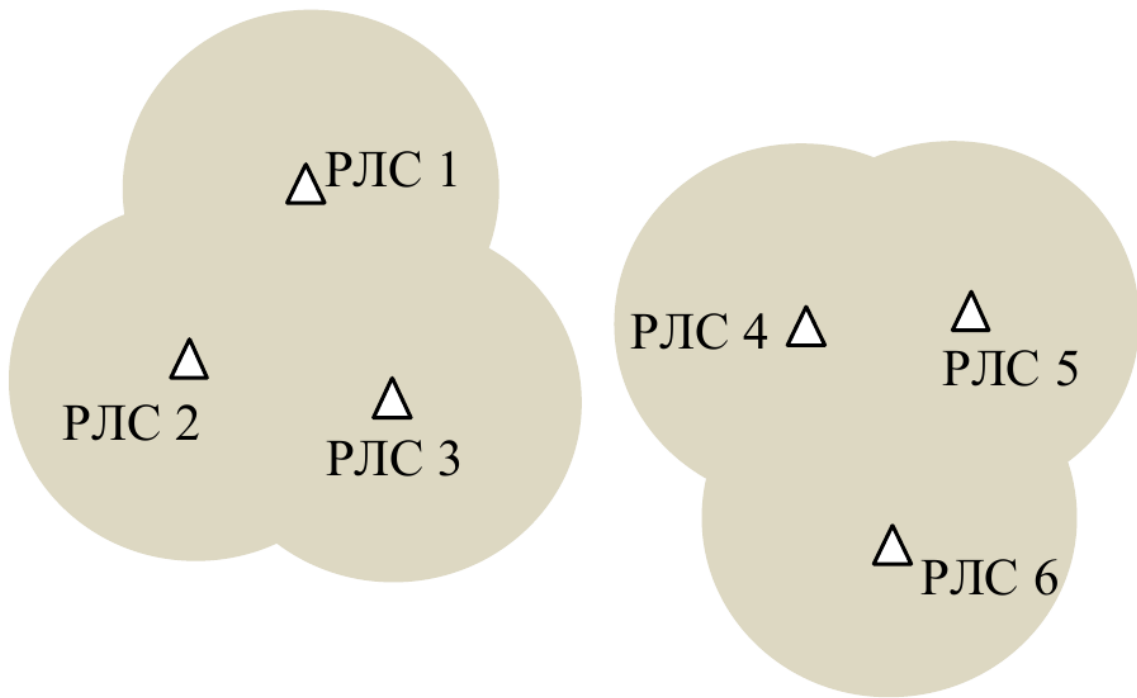


Рис. 3.1 Розбиття повітряного простору на зони шляхом групування джерел радіолокаційної інформації

Нехай задані координати (x,y) і максимальна дальність виявлення D_{max} для кожного джерела з множини S .

Тоді відстань L між парою джерел S_i та S_j буде дорівнювати

$$L_{ij} = (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2. \quad (3.1)$$

Формування груп джерел F виконується по правилу

$$L_{ij} < D_{max,i} + D_{max,j} - R, S_i \in F_z, S_j \in F_z, \quad (3.2)$$

де F_z – z -а група джерел радіолокаційної інформації; R – заздалегідь встановлене значення стробу, що характеризує ступінь перетинання областей виявлення джерел.

Таким чином ми можемо знизити навантаження на обчислювальні потужності та збільшити кількість джерел радіолокаційної інформації без надмірної втрати потужності.

Також кластерний метод аналізу можна використати на етапі відбракування аномальних вимірювань, замінивши ним класичний алгоритм відбракування аномальних вимірювань.

В даному алгоритмі виконується відбракування грубих помилок вимірювання по припущенню, що швидкість літального апарату не може перевищувати його максимальну швидкість V_{max} , тобто вимірювання не може сильно відрізнятись від попереднього.

Порівняємо класичний алгоритм відбракування аномальних вимірювань та алгоритм з використанням кластерного методу аналізу.

Розглянемо роботу класичного алгоритму відбракування на прикладі даних, що надходять від трьохкоординатної РЛС. \mathbf{N} – вектор вхідної вимірної інформації з параметрами цілі: T, D, A, E , де T – час проведення вимірювань, D – дальність до ЛА, A і E – азимут і кут місця ЛА. Вектор вимірної інформації \mathbf{N} характеризує прямокутні координати $Q(X, Y, Z)$ положення ЛА.

Таким чином, для відбракування аномального вимірюваного параметру потрібно:

- в прямокутній системі координат розрахувати швидкість руху ЛА між останньою точкою в вибірці даних і отриманим вимірюванням

$$V_{N+1} = \frac{\sqrt{(X_{N+1}-X_N)^2+(Y_{N+1}-Y_N)^2+(Z_{N+1}-Z_N)^2}}{T_{N+1}-T_N} \quad (3.3)$$

- перевірити значення розрахованої швидкості на допустимість:

$$V_{N+1} \leq V_{max} \quad (3.4)$$

якщо умова не виконується, то параметри цієї точки вважаються аномальними і повний вектор виключається з обробки.

В даних умовах у алгоритму відбракування аномальних вимірювань по максимально допустимій швидкості виявляються наступні недоліки:

1. Алгоритм не здатен працювати в умовах появи регулярних аномальних викидів.
2. Для визначення швидкості ЛА алгоритм потребує повного вектору вимірюваної інформації (T , D , A , E) для визначення прямокутних координат $Q(X, Y, Z)$ положення ЛА.
3. При переведенні полярних координат в прямокутні втрачається інформація про параметр, що дає збій.
4. Через один аномальний параметр виключаються з обробки два інших достовірних параметра.

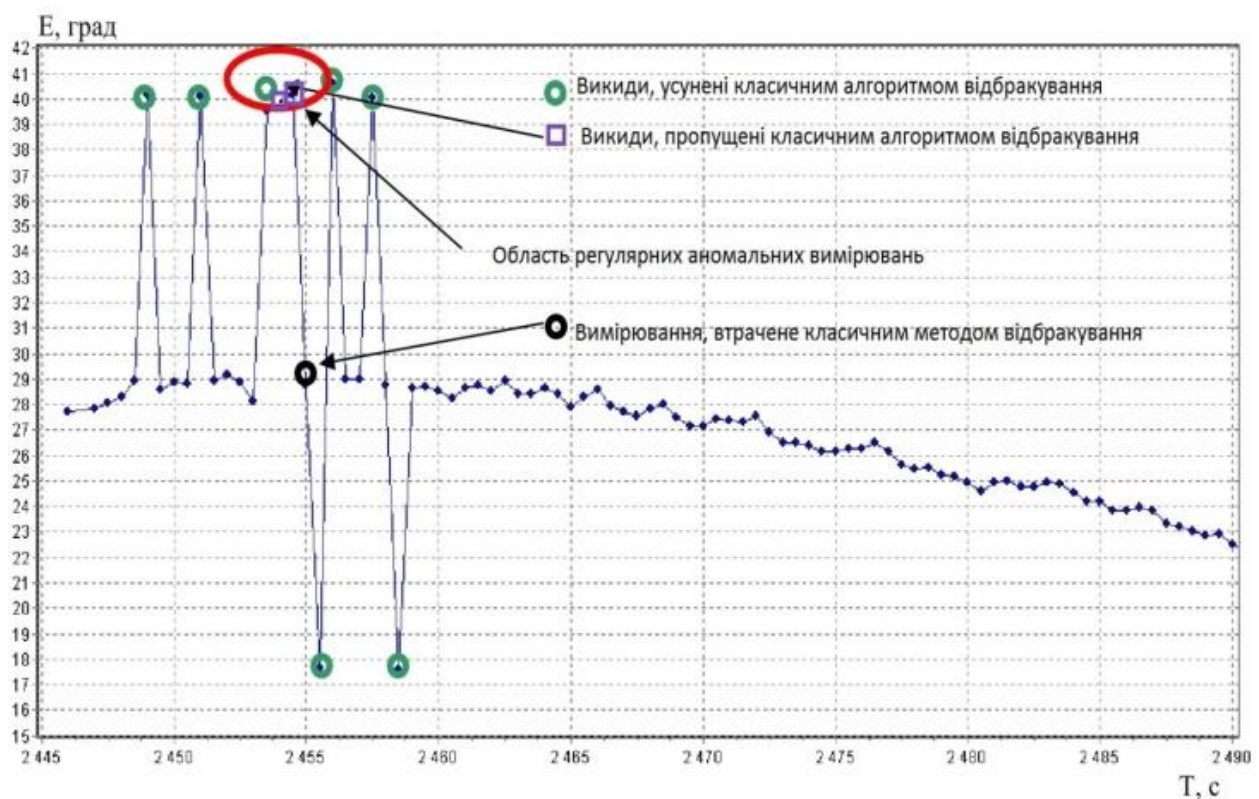


рис.3.2 Результат роботи класичного алгоритму відбракування відміток

Метод кластерного аналізу усуває ці недоліки.

З допомогою розробленої програми, отримано результати роботи класичного алгоритму відбракування (Рис.3.2) та алгоритму відбракування з використанням методу кластерного аналізу (Рис.3.3).

Визначено кількість викидів в залежності від значення кута місця протягом вибраного часу аналізу.

На основі того, що в РЛС кожен параметр визначається своїм вимірювальним каналом застосовуємо кластерний аналіз окремо для кожного параметру.

Для вибору метрик покладено принцип використання апріорних даних про фізичні можливості ЛА, про те, що зміна швидкості ЛА за відомий час обмежена, отже, обмежена зміна вимірюваних параметрів. Зміна параметрів повинна відбуватись плавно і регулярно без різких стрибків.

Для кожного поточного значення параметра розглядається можливість його включення до одного з поточних кластерів з використанням запропонованого механізму поповнення і видалення кластерів. При виявленні стрибків вимірюваних параметрів, для яких не виконується умова включення ні в один з кластерів, виконується формування рішень по створенню нового кластера, в який включається поточний параметр.

Так як в обробку передається лише самий заповнений кластер, з обробки виключаються випадкові стрибки параметрів.

Максимальна швидкість вимірювання азимута і кута місця залежить від максимально можливої радіальної швидкості ЛА на вимірній дальності.

$$V_{Amax} = V_{Emax} = \arcsin\left(\frac{V_{max}}{D}\right) \quad (3.5)$$

Кластери перевіряються послідовно по порядку зменшення часу запису у кластер при виконанні вимоги:

$$T_{пот} - T \frac{K}{N} \leq T_{пор}, \quad (3.6)$$

де $T_{пор}$ – максимальні різниця у часі між параметром, що записаний останнім і поточним параметром. Значення даного часу визначається в залежності від тактико-технічних характеристик ЛА, темпу проведення вимірювань і задається на етапі планування; $T_{пот}$ – час поточного параметра ЛА; $T \frac{K}{N}$ – час

параметра, що записаний останнім в K -ий кластер; K – номер кластеру; N – кількість параметрів, що записані в кластер K .

В залежності від кількості параметрів, записаних в кластер, проводиться апроксимація параметра багаточленом $P(t)$ на поточний час - $t_{\text{пот}}$:

$$P(t_{\text{пот}}) = \begin{cases} at^2 + bt + c, & \text{при } N \geq 4 \\ at + b, & \text{при } 2 \leq N < 4, \\ P(t_1), & \text{при } N = 1 \end{cases} \quad (3.7)$$

Визначається нев'язка по швидкості зміни параметра по формулі:

$$\Delta V_{\text{ЛА}} = \frac{W \cdot |P_{\text{ЛА}} - P(t_{\text{пот}})|}{(T_{\text{пот}} - T_{\frac{K}{N}})}, \quad (3.8)$$

Де W – ваговий коефіцієнт, що визначається в залежності від кількості записаних в кластер параметрів.

$$W = \begin{cases} 10, & \text{при } N \geq 10, \\ N, & \text{при } 1 \leq N < 10. \end{cases} \quad (3.9)$$

Знайдена нев'язка по швидкості зрівнюється з максимальною швидкістю для даного параметра

$$\Delta V_{\text{ЛА}} \leq V_{P_{\text{max}}} \quad (3.10)$$

При виконанні цієї умови вимірний параметр включається в поточний кластер. При невиконанні умови перевіряється наступний кластер. Якщо не знайдено підходящого кластера, то створюється новий кластер для даного параметра.

Вимірювання з кластеру з найбільшою кількістю параметрів беруться в обробку.

Такий метод буде мати більшу стійкість перед появою випадкових регулярних стрибків.

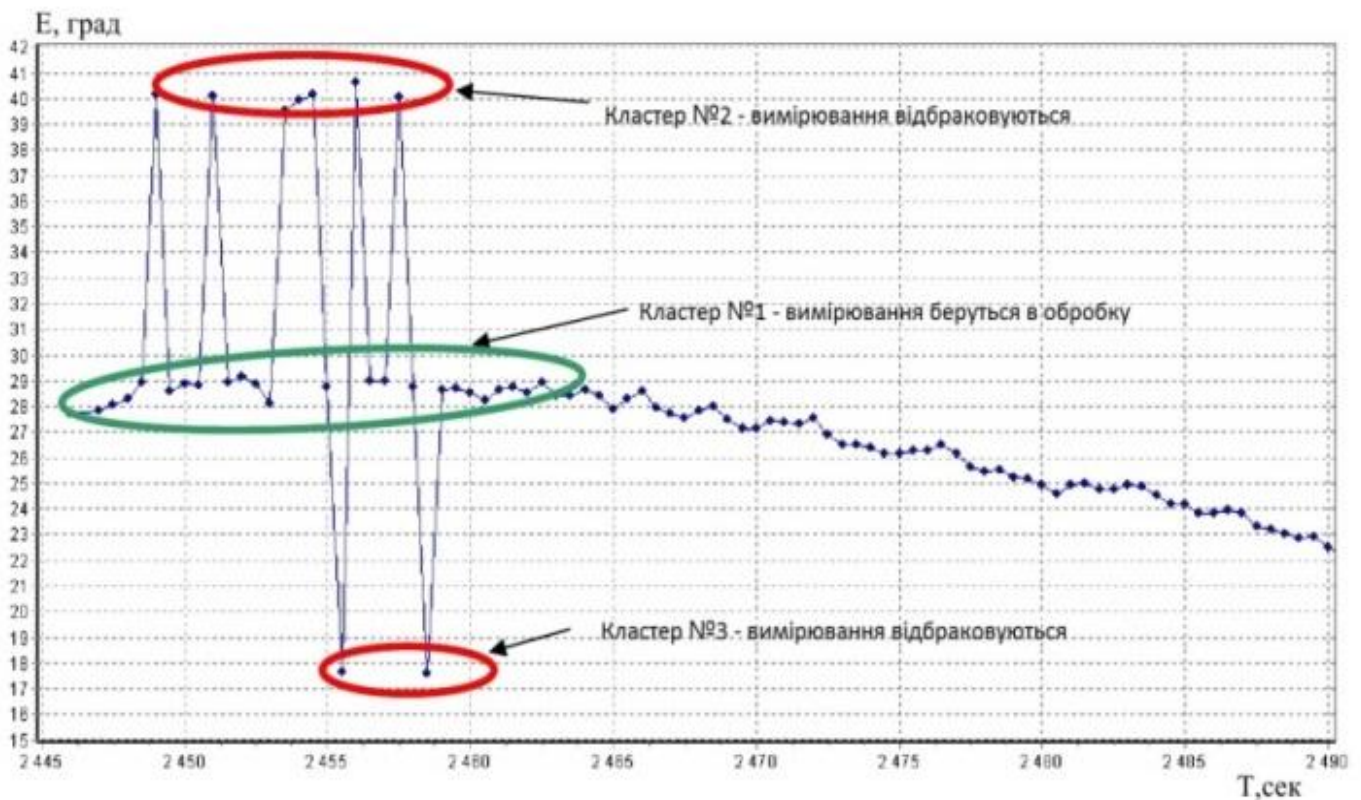


Рис.3.3 Результат роботи алгоритму відбракування відміток на основі кластерного методу інтелектуального аналізу

Для розглянутого випадку алгоритм з використанням кластерного аналізу виявився ефективнішим на величину біля 10%. Програма забезпечила обробку даних від 64 РЛС по 200 цілям за 10 секунд. Подальше підвищення ефективності можливе за рахунок удосконалення алгоритму обробки інформації.

Висновок

Кластерний метод інтелектуального аналізу значно підвищує ефективність роботи алгоритму відбракування аномальних вимірювань, при цьому не впливаючи на швидкодію, що безумовно є вигідним при виконанні задачі третинної обробки радіолокаційної інформації.

4. Перерахунок координат

4.1 Огляд існуючих систем координат

Для визначення положення будь-якого об'єкта в просторі потрібно задати систему координат, в якій положення об'єкта можна було б однозначно описати певним набором числових значень. В загальному випадку система координат задається положенням її центру, розташуванням координатних осей та одиницею (або кількома одиницями), за допомогою яких подаються числові значення, що описують положення об'єкта. Систему небесних координат визначають залежно від задачі, що вирішується. Але по суті всі системи небесних координат, що з давніх часів і до сьогоднішнього дня використовуються в астрономії, є сферичними полярними.

4.1.1 Геодезична система координат

Геодезична референсна система (ГРС) — сукупність параметрів, що використовуються для перетворення референц-еліпсоїда у локальні географічні координати.

Розташування будь-якого географічного об'єкту на планеті може бути визначене за допомогою географічних координат. Однак вони мають однозначність лише коли повністю визначена ГРС, до якої ці координати відносять. ГРС складається з двох основних компонентів:

- поверхня відносності (*datum*);
- система координат (*coordinate system*).

Існує велика різноманітність ГРС і у кожній з них географічні координати одного об'єкта будуть відрізнятися. Для точного визначення координат потрібно знати до якої саме ГРС вони відносяться і, за необхідності, мати також параметри зв'язку між різними ГРС.

Поверхня відносності включає в себе параметри референц-еліпсоїда, його положення щодо центру маси Землі та його орієнтацію у тілі планети. За звичай для кожної країни існує свій референц-еліпсоїд та окрема картографічна проекція, яку обирають заради зменшення спотворень території.

Визначення вертикальної поверхні відносності залежить від початку відліку висот, для встановлення якого використовують збіг середнього рівня моря із поверхнею геоїда. В основному використовуються 3 типи висот:

- ортометричний;
- нормальний;
- геодезичний.

Іноді горизонтальні та вертикальні компоненти визначення розташування географічного об'єкта відносяться до різних ГРС — так утворюється комбінована ГРС. Вона включає в себе компоненти ГРС та вертикальної референцної системи.

ГРС координат та регіональні гравітаційні моделі широко застосовуються на практиці ведення топографо-геодезичних робіт. Ще у 1950-их роках для створюваних систем просторової інформації, спільних навігаційних систем та реалізації глобальних проектів необхідним кроком стало об'єднання класичних ГРС. Першою об'єднаною системою координат у Європі стала квазігеоцентрична система ED50 (European Datum 50). 1987 року було завершено створення нової єдиної геодезичної мережі, параметри якої було визначено на основі класичних наземних та супутникових спостережень. Нову ED87 систему так і не вдалося реалізувати, оскільки того ж року була узгоджена вже зовсім інша концепція об'єднаної системи координат, яка отримала назву EUREF. Було прийнято, що вона має опиратися на вибрані супутникові станції міжнародної земної референцної системи ITRF. Загальноєвропейську систему було названо ETRS, а практичну

реалізацію системи, яка отримала пізніше назву ETRF, розпочато 1989 року, через що вона була перейменована у ETRS89.

У наступні роки, особливо після розпаду СРСР та переорієнтації східноєвропейських країн на структури Євросоюзу, на території Європи були організовані чисельні кампанії EUREF зі згущення мережі. Основною їх метою було адаптування національних ГРС у відповідність з вимогами загальноєвропейської ETRS89, що стало фактичною реалізацією цієї системи у національних масштабах. У той же час загальноземна ГРС, яка була реалізована сучасними супутниковими технологіями, не може замінити існуючі ГРС, наприклад, відомої у нас системи координат 1942 року (СК42), оскільки вона є геоцентричною, а, отже, координати цієї системи будуть відрізнятися від координат ГРС до сотні і більше метрів.

Проблеми створення та розвитку систем відліку, в тому числі систем координат, вирішували і учені астрономи і геодезисти України: Ф.М.Красовський, О.Ізотов, Л.Пеллінен, С.Судаков, В.Морозов, М.Машімов, Г.Єфімов, К.Насретдінов, Я.Яцків, А.Островський, І.Тревого, Ю. Карпінський, А.Бондар, П.Романишин, І.Заєць, Б.Лепетюк, О.Кучер та інші.

1997 року вперше була запропонована концепція Європейської вертикальної системи, а 2000 року затверджено основні її принципи. На сьогоднішній час вона представляє собою добре узгоджену геометрично-фізичну референцну систему висот, зв'язаних з гравітаційним полем Землі. Як наслідок була створена Європейська вертикальна референцна система EVRF2000. Європейська модель гравіметричного квазігеоїда EGG97, яка була розроблена 1997 року, знайшла пряме практичне використання при перетворенні геодезичних висот, отриманих із GPS-спостережень, до висот, пов'язаних з гравітаційним полем Землі для застосування в задачах геодезії, геофізики тощо.

Чималий внесок до теорії та практики побудови вертикальної системи відліку та висотної складової референцної системи координат внесли вітчизняні учені: П.Павлів, О.Марченко, П.Двуліт, К.Третяк, М.Юркіна, В.Бровар, В.Єрмеєв, І.Мещерський, Г.Дем'янов.

ГРС, що створювалися класичними геодезичними технологіями, не можуть забезпечити на належному рівні точності переходу до загальноземних референцних систем, чи навпаки, через різні технології їх отримання. Традиційна задача визначення параметрів трансформування між різними ГРС за заданими в кожній системі положеннями однойменних фізичних точок стосовно території України не може бути безпосередньо розв'язана з належною для геодезії точністю. Проблемами для такого розв'язання є:

- недостатня кількість спільних пунктів, координати яких відомі у двох ГРС;
- точне визначення висотної складової вектора положення для існуючої системи координат.

Проте основна причина безпосередньо пов'язана із невідповідністю систем координат, що використовуються у супутникових визначеннях і тих, що традиційно склалися за попередні десятиліття, та різними параметрами двох технологій визначення розташування пунктів геодезичної мережі.

4.1.2 Топоцентрична система координат

Горизонтальна система координат - небесна система координат, яка використовує місцевий горизонт спостерігача як фундаментальну площину. Це виражається в термінах висоти і азимуту.

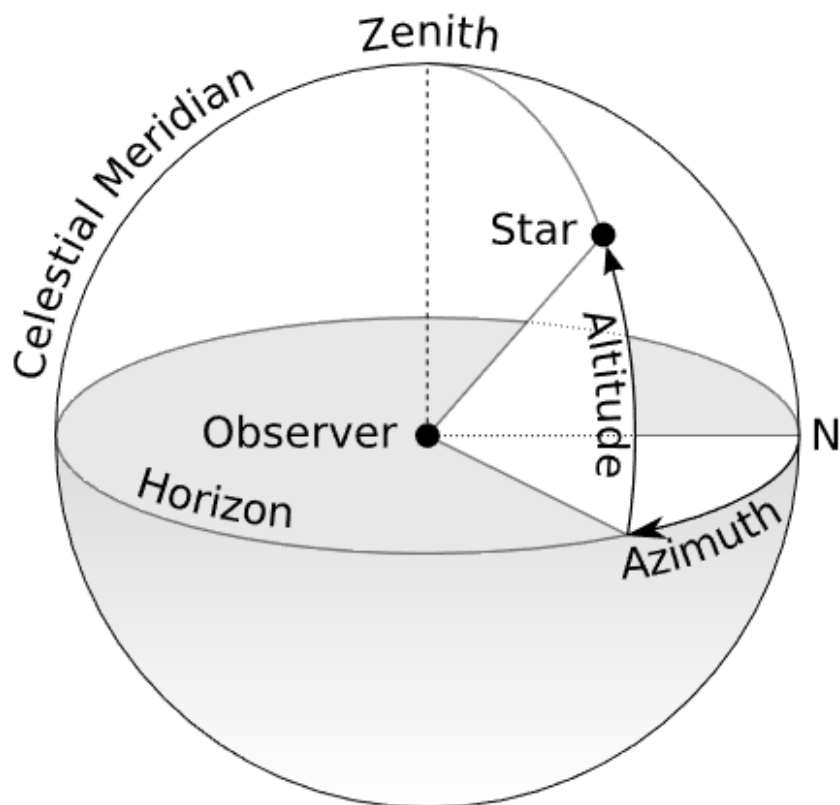


Рис. 4.1 Візуальне представлення горизонтальної (топоцентричної) системи координат

Ця система координат поділяє небо на верхню півкулю, де об'єкти є видимими, та нижню півкулю, де об'єкти не видно, оскільки Земля перешкоджає зору. Велике коло, що розділяє півсфери, називається небесним горизонтом. Небесний горизонт визначається як велике коло на небесній сфері, площина якої є нормальною до локального гравітаційного вектора. На практиці, горизонт можна визначити як площину дотичної до нерухомої рідини, такої як балон ртуті. Поліс верхньої півсфери називається зенітом. Поліс нижньої півсфери називається надир.

В цій системі існують дві незалежні горизонтальні кутові координати:

Висота (Altitude) - це кут між об'єктом і локальним горизонтом спостерігача. Для видимих об'єктів цей кут може мати величину від 0 градусів до 90 градусів.

Як альтернатива, замість висоти можна використовувати зенітну відстань. Зенітна відстань є доповненням до висоти, так що сума висоти та зенітної відстані становить 90 градусів.

Азимут (Azimuth), тобто кут об'єкта відносно горизонту, зазвичай вимірюється з півночі, збільшуючись на схід. Винятком є, наприклад, конвенція ESO ESC, де він вимірюється з півдня та збільшується на захід, або конвенція FITS Sloan Digital Sky, де він вимірюється з півдня, збільшуючись у напрямку на схід.

Горизонтальну систему координат іноді називають системою az / el , системою Alt / Az або системою альтазимута з назви альтазимутного кріплення для телескопів, дві осі яких йдуть по висоті та азимуту.

4.1.3 Геоцентрична система координат

Геоцентрична система координат являє собою географічну декартову систему координат, а іноді її називають "звичайною земною" системою. Вона представляє положення об'єкта у просторі як координати X , Y та Z . Точка $(0,0,0)$ визначається як центр маси Землі. Її осі узгоджуються з міжнародним довідковим полюсом (IRP) та міжнародним довідковим меридіаном (IRM), які фіксуються відносно поверхні Землі.

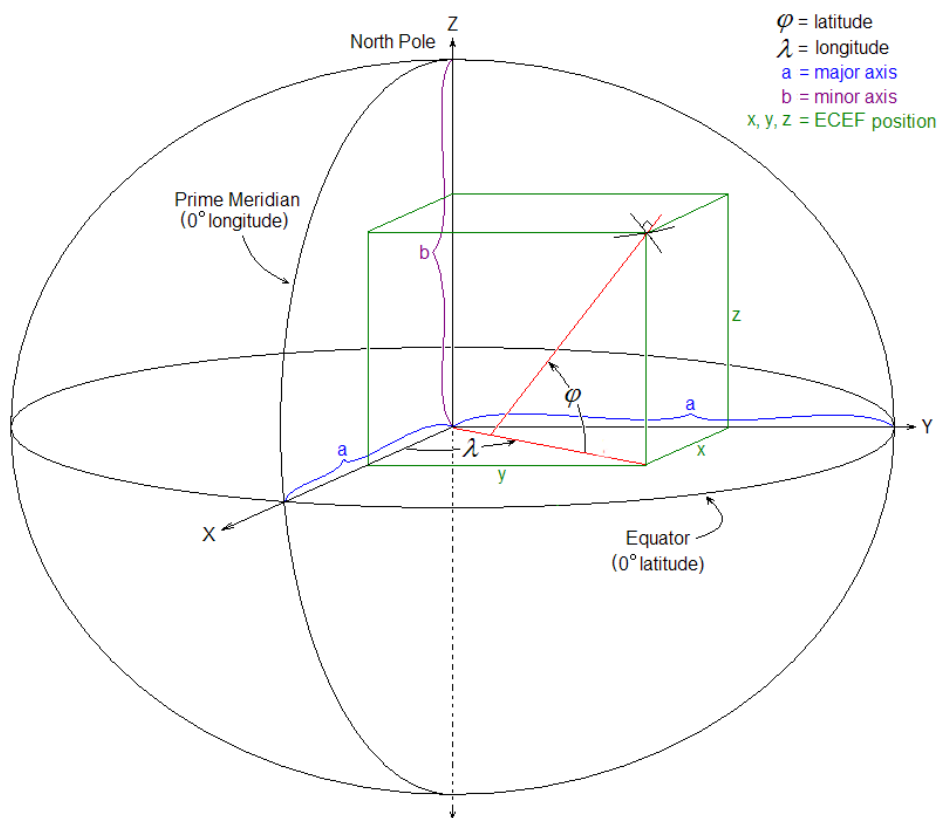


Рис. 4.2 Графічне представлення геоцентричної системи координат

Вісь z простягається через істинну Північ, що не збігається з віссю обертання Землі. Незначне «коливання» осі обертання називається полярним рухом. Вісь x перетинає сферу Землі на широті 0° (екватор) та 0° довготи (головний меридіан в Грінвічі). Це означає, що геоцентрична система координат обертається з Землею, тому координати точки, закріпленої на поверхні землі, не змінюються.

Переходи між ECEF та геодезичними координатами (широта і довгота) обговорюються при перетворенні географічних координат.

4.2 Перерахунок координат при третинній обробці радіолокаційної інформації

Для рішення задач третинної обробки необхідно перераховувати координати об'єктів в топоцентричну систему координат (ТПСК) з початком у точці стояння пункту керування з точністю не нижче тої, яку забезпечують джерела інформації і вимагають споживачі інформації. У деяких випадках є

необхідність виконання перерахунку з геодезичної системи координат (ГСК) або в неї.

При перерахунку координат можливі похибки, що можуть призвести до хибних рішень на рівні об'єднання радіолокаційної інформації від декількох джерел. В роботі досліджується максимально можливий рівень похибки в можливих ситуаціях, при якій зберігається вірне рішення щодо об'єднання пари відміток від цілей в одну.

В якості методу перерахунку координат використовується рішення, описане у статті [12], а саме перший етап методу, в якому координати в геодезичній системі координат від джерела інформації спочатку перераховуються в координати в геоцентричній прямокутній системі координат, а потім в координати в топоцентричній прямокутній системі координат.

Розглянемо випадки впливу похибок при перерахунку координат для задач третинної обробки радіолокаційної інформації на результат роботи алгоритму асоціації двох відміток у радіолокаційній системі, що складається з двох радіолокаторів та командного пункту.

Перерахунок координат виконується при таких вхідних даних:

1. Параметри земного еліпсоїда (референц-еліпсоїда) – велика піввісь a і полярне стиснення f , що прийняті у системі WGS84.
2. Координати цілей у геодезичній системі координат: широта – $B_{Ц}$, довгота – $L_{Ц}$, висота над земним еліпсоїдом – $h_{Ц}$.
3. Геодезичні координати точки стояння ПК: широта – $B_{ПК}$, довгота – $L_{ПК}$, висота над земним еліпсоїдом – $H_{ПК}$.

Референц-еліпсоїд — земний еліпсоїд обертання визначених розмірів і форми, орієнтований у тілі Землі, що слугує допоміжною математичною поверхнею при вирішенні різних геодезичних задач.

Для України характерне використання еліпсоїду Красовського, хоча останнім часом існує тенденція переходу на використання еліпсоїда WGS84.

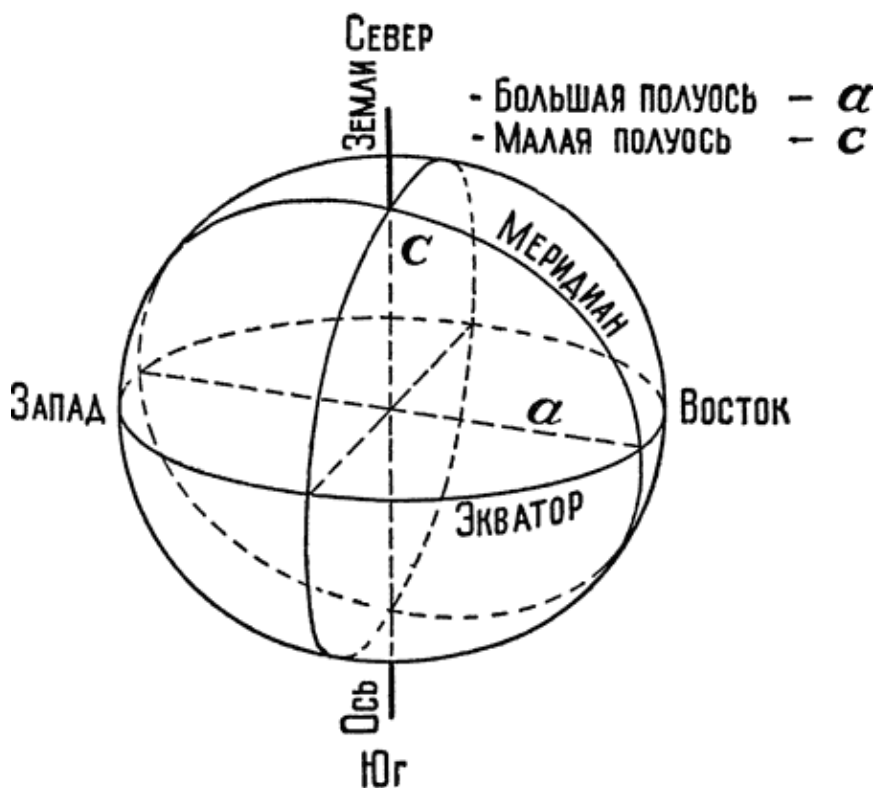


Рис. 4.3 Референц-еліпсоїд

Таблиця 4.1 Порівняння референц-еліпсоїдів Красовського та WGS84

Параметр	Еліпсоїд Красовського	Еліпсоїд WGS84
Велика піввісь	6378245,0 м	6378137,0 м
Мала піввісь	6356863,019 м	6356752,3142 м
Полярне стиснення	298,3	298,257223563
Ексцентриситет	0,081813	0,081819190842622
Квадрат ексцентриситета	0,006693366969	0,00669437999014

Вихідними даними є координати цілей в топоцентричній системі координат з центром в точці стояння ПК з подальшою перевіркою на можливість об'єднання за допомогою алгоритму, що описаний у [13]. Умовно розділимо процес на два етапи:

1. Перерахунок координат.
2. Перевірка на можливість об'єднання.

1 етап.

Координати вектору точки стояння пункту керування (ПК) визначаються по відомим формулам переходу від геодезичних до геоцентричних координат

$$X_{ПК} = (N + H_{ПК}) \cdot \cos B_{ПК} \cdot \cos L_{ПК} \quad (4.1)$$

$$Y_{ПК} = (N + H_{ПК}) \cdot \cos B_{ПК} \cdot \sin L_{ПК} \quad (4.2)$$

$$Z_{ПК} = (N \cdot (1 - e^2) + H_{ПК}) \cdot \sin B_{ПК}, \quad (4.3)$$

де N – радіус кривизни першого вертикалу в точці стояння ПК; e^2 – квадрат першого ексцентриситету земного еліпсоїда, $e^2 = 2f - f^2$; a – велика піввісь земного еліпсоїда; $H_{ПК}$ – висота ПК над земним еліпсоїдом, яка враховує перевищення геоїду над еліпсоїдом H_G в точці стояння ПК і висоту ПК над рівнем моря H_M .

Координати вектору повітряного об'єкту (ПО) в ГПСК можна отримати таким же чином.

Координати ПО в ТПСК отримують наступним чином.

Для початку визначимо матрицю переходу M в ТПСК з центром у точці стояння ПК.

$$M = \begin{pmatrix} \sin B \cdot \cos L & \sin L & \cos B \cdot \cos L \\ \sin B \cdot \sin L & \cos L & \cos B \cdot \sin L \\ \cos B & 0 & \sin B \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

Далі запишемо вектор різниці між координатами ПК і ПО в ГЦСК.

$$\begin{pmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_{\text{ПО}} - X_{\text{ПК}} \\ Y_{\text{ПО}} - Y_{\text{ПК}} \\ Z_{\text{ПО}} - Z_{\text{ПК}} \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

Для знаходження координат ПО в ТПСК з центром в точці стояння ПК потрібно транспонувати матрицю М і помножити її на вектор різниці між координатами ПК і ПО. Для кожного ПО така процедура проводиться окремо.

2 етап.

Знаходимо різницю між координатами.

$$P = (x1, y1, z1) - (x2, y2, z2); \quad (4.6)$$

Далі записуємо коваріаційні матриці $P1$ і $P2$, що надійшли від джерела інформації.

Знаходимо їх суму.

$$T = P1 + P2; \quad (4.7)$$

Останнім пунктом виконується χ^2 асоціація з завідомо відомим рівнем χ^2 . Якщо результат перевищить задане значення – асоціація неможлива, що говорить, що відмітки належать різним цілям. Якщо результат нижче заданого рівня, відбувається асоціація відміток (об'єднання двох відміток в одну).

$$\chi^2 = p^T \cdot T^T \cdot p \quad (4.8)$$

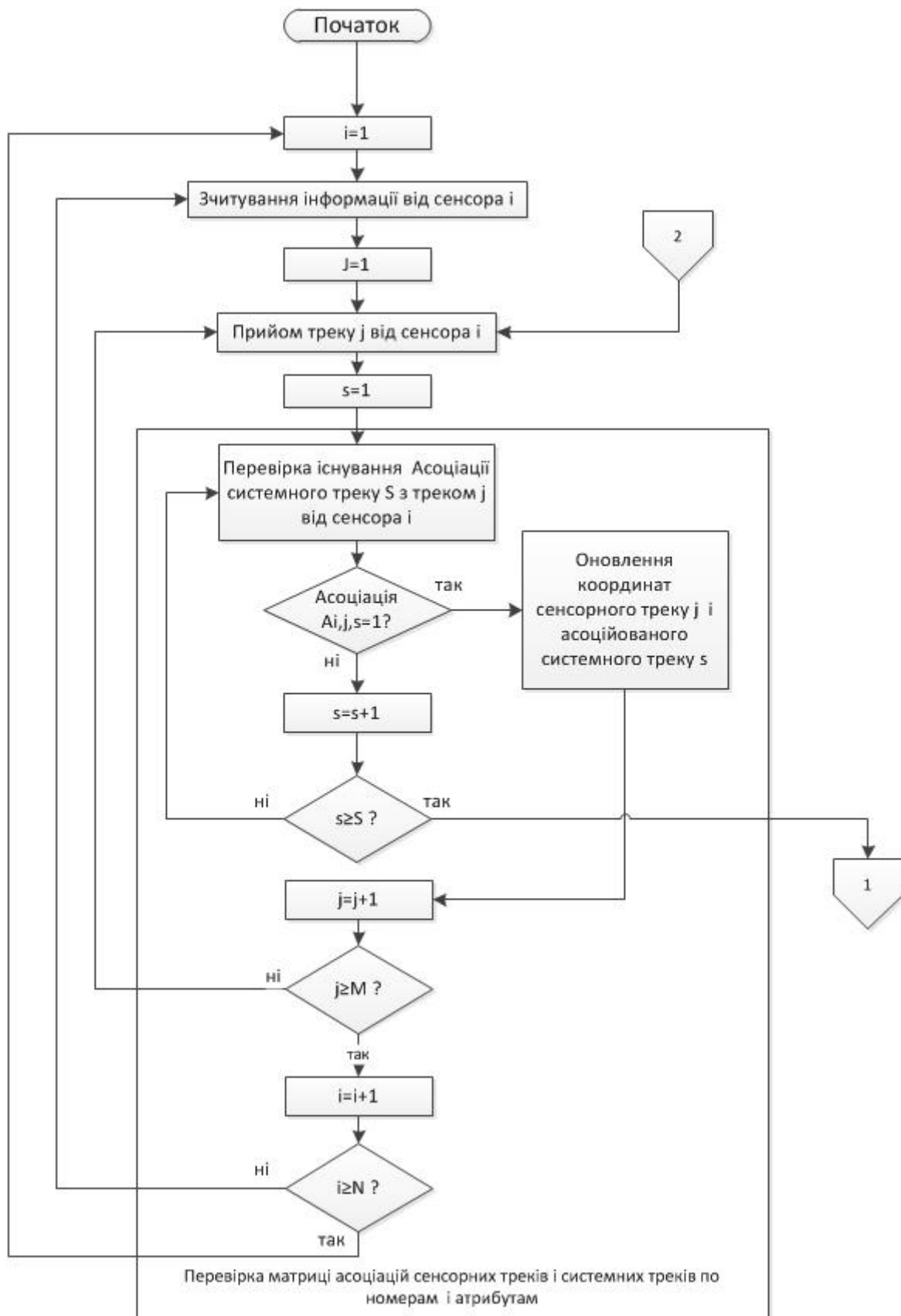
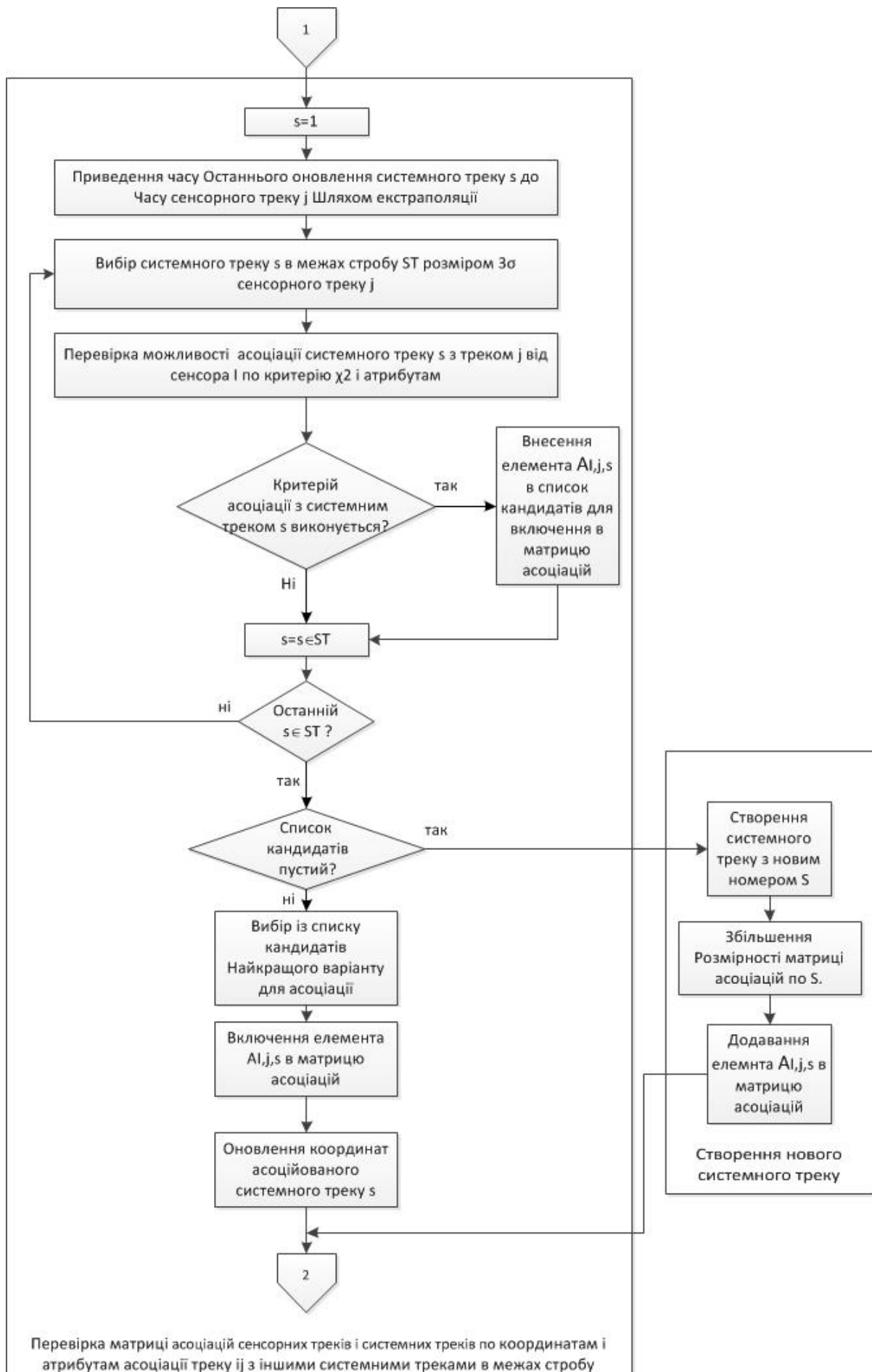


Рисунок 4.4 Збільшений алгоритм третинної обробки



Продовження рисунка 4.4

Degrees of Freedom	Values of P									
	0.005	0.010	0.025	0.050	0.100	0.900	0.950	0.975	0.990	0.995
1	---	---	0.001	0.004	0.016	2.706	3.841	5.024	6.635	7.879
2	0.01	0.020	0.051	0.103	0.211	4.605	5.991	7.378	9.210	10.597
3	0.072	0.115	0.216	0.352	0.584	6.251	7.815	9.348	11.345	12.838
4	0.207	0.297	0.484	0.711	1.064	7.779	9.488	11.143	13.277	14.860
5	0.412	0.554	0.831	1.145	1.610	9.236	11.070	12.833	15.086	16.750
6	0.676	0.872	1.237	1.635	2.204	10.645	12.592	14.449	16.812	18.548
7	0.989	1.239	1.690	2.167	2.833	12.017	14.067	16.013	18.475	20.278
8	1.344	1.646	2.180	2.733	3.490	13.362	15.507	17.535	20.090	21.955
9	1.735	2.088	2.700	3.325	4.168	14.684	16.919	19.023	21.666	23.589
10	2.156	2.558	3.247	3.940	4.865	15.987	18.307	20.483	23.209	25.188
11	2.603	3.053	3.816	4.575	5.578	17.275	19.675	21.920	24.725	26.757
12	3.074	3.571	4.404	5.226	6.304	18.549	21.026	23.337	26.217	28.300

Рис. 4.5 Значення χ^2

Результати дослідження по знаходженню критично можливої похибки для двох відміток від цілей, що завідомо належать одній цілі будуть наведені у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 Результати дослідження по знаходженню критично можливої похибки

Кількість цілей	Кількість координат з похибкою	Напрямок перетворення	Критична величина похибки	Результат впливу похибки
1	1	З геодезичної в геоцентричну	0.0033%(X) 0.0064%(Y) 0.0025%(Z)	Хибне рішення Н-А для завідомо однієї цілі.
1	1	З геоцентричної в топоцентричну	0.29%(X) 1%(Y) 12%(Z)	Хибне рішення Н-А для завідомо однієї цілі.

1	2	3 геодезичної в геоцентричну	0.0031%(X та Y) 0.0016%(X та Z) 0.0024%(Y та Z)	Хибне рішення Н-А для завідомо однієї цілі.
1	2	3 геоцентричної в топоцентричну	0.28%(X та Y) 0.28%(X та Z) 1%(Y та Z)	Хибне рішення Н-А для завідомо однієї цілі.
1	3	3 геодезичної в геоцентричну	0.0016%	Хибне рішення Н-А для завідомо однієї цілі.
1	3	3 геоцентричної в топоцентричну	0.0028%	Хибне рішення Н-А для завідомо однієї цілі.

Висновок

Як ми бачимо, не зважаючи на те, що у процентному вираженні величина похибки здається надзвичайно малою, похибка може сягати сотень метрів. Тому для правильності рішень про об'єднання відміток від цілей важливо мати точні алгоритми як третинної обробки (асоціації), так і підготовчі алгоритми – перерахунку координат і т.п.

Висновки

В магістерській дисертації виконано дослідження, спрямовані на покращення точності та ефективності третинної обробки радіолокаційної інформації. Запропоновані рішення для досягнення поставлених задач. Проведена експериментальна робота, щодо дослідження роботи алгоритмів відбракування аномальних вимірювань та впливу похибок при перерахунку координат на точність третинної обробки радіолокаційної інформації. Підтвердилась ефективність розроблених рішень і алгоритмів.

Літературні джерела

1. Белоцерковский Г.Б. «Основы радиолокации и радиолокационные устройства». М.: Советское радио, 1975. – 336с.
2. Бакулев П.А. «Радиолокационные системы: Учебник для вузов». М.: Радиотехника, 2004. – 376с.
3. Yaakov Bar-Shalom, Peter K. Willet, Xin Tian Tracking and Data Fusion: A Handbook of Algorithms – 1995, ISBN 0-9648312-0-1. – 615p.
4. Бердышев В.П. «Радиолокационные системы - Электрон. версия печатной публикации», 2011. – 402с.
5. Кузьмин С.З. Основы теории цифровой обработки радиолокационной информации. М., «Советское радио», 1974. – 432 с.
6. Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні ре-комендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с.
7. Y. Bar-Shalom, T.E. Fortmann: *Tracking and Data Association* (Academic, New York 1988)
8. Y. Bar-Shalom: *Multi-Target Multi-Sensor Tracking* (Artec House, Norwood 1990)
9. A. Elfes: Sonar-based real-world mapping and navigation, IEEE Trans. Robot. Autom. 3(3), 249-265 (1987)
10. J.O. Berger: *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis* (Springer, Berlin, Heidelberg 1985)
11. Грачев В.М. и др. Методы пересчета координат ВО из ТСК в ГСК. – СОИ – 2003 – в4 – с. 114-119
12. Ristic, Hernandez (2008) Tracking Systems, Radar Conference
13. James R Clynych Eath Coordinates - 2006

14. Чубукова И.А. Data Mining: учебн. пособ. – М.: Интернет-университет информационных технологий БИНОМ: Лаборатория знаний, 2006. – 382 с.
15. Дюк В. Data Mining: учеб. курс (+CD)/.Дюк В., Самойленко А. – СПб.: Изд-во Питер, 2001. – 368 с.
16. Knowledge Discovery Through Data Mining: What Is Knowledge Discovery? – Tandem Computers Inc., 1996 – 253 s
17. Кречетов Н. Продукты для интеллектуального анализа данных // Рынок программных средств, N14-15_97. – 1997. – С. 32–39
18. Киселев М. Средства добычи знаний в бизнесе и финансах / М. Киселев, Е. Соломатин // Открытые системы. – 1997. – № 4. – С. 41–44.
19. Data Mining and Image Processing Toolkits. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа <http://datamining.itsc.uah.edu/adam/>.