

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова праця
На правах рукопису

МАЛЕНЧИК ТАРАС ВОЛОДИМИРОВИЧ

УДК 621.396.96

ДИСЕРТАЦІЯ
МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ТРАЄКТОРІЇ І СУПРОВОДЖЕННЯ
МАЛОРОЗМІРНОГО БПЛА FMCW РАДАРНОМ З ВИКОРИСТАННЯМ
ВИРІШАЛЬНИХ СТАТИСТИК ВІДМІТОК

17 - Електроніка та телекомунікації
172 - Телекомунікації та радіотехніка

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії
Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ Т.В. Маленчик

Науковий керівник

Жук Сергій Якович, доктор технічних наук, професор.

Київ - 2025

АНОТАЦІЯ

Маленчик Т. В. Методи виявлення траєкторії і супроводження малорозмірного БПЛА FMCW радаром з використанням вирішальних статистик відміток. - Кваліфікаційна праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 17 Електроніка та телекомунікації 172 Телекомунікації та радіотехніка. – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, 2025.

Метою роботи є підвищення ефективності виявлення траєкторії і супроводження малорозмірного БПЛА (МБПЛА) FMCW радаром при малих відношеннях сигнал шум (ВСШ), шляхом розробки методів траєкторної обробки, що використовують вирішальні статистики відміток і не вимагають значних обчислювальних витрат.

Розвиток технологій побудови МБПЛА, їх доступність і масове використання, призвели до появи нового класу загроз, що вимагає розробки відповідних систем захисту. Сучасним засобом виявлення рухомих цілей на малих відстанях є FMCW радар, який забезпечує: високоточне вимірювання дальності, а також радіальної швидкості, кращу безпеку через відсутність імпульсного випромінювання з великою потужністю; низьке енергоспоживання.

Особливістю МБПЛА як об'єктів радіолокаційного спостереження є екстремально низькі значення ефективної поверхні розсіювання, що призводить до зменшення дальності його виявлення і появи значної кількості хибних відміток. Крім того, МБПЛА можуть рухатись з різними видами маневру, які апріорі невідомі. Це обумовлює необхідність вдосконалення існуючого алгоритмічного забезпечення для вирішення задачі обробки траєкторної інформації.

У традиційних алгоритмах виявлення траєкторії і супроводження цілей використовується тільки координатна інформація. Для підвищення ефективності вирішення таких задач в якості додаткової інформації запропоновано [1-3] використовувати вирішальні статистики відміток з виходу оптимального приймача первинної обробки сигналів. Однак відомі методи супроводження до виявлення та деревовидні послідовні методи виявлення траєкторії цілі вимагають великих обчислювальних витрат. Відомий псевдобайєсівський алгоритм супроводження цілі з ймовірнісним об'єднанням даних, який вважається найкращим щодо співвідношення якості і обчислювальних витрат, не враховує різні типи руху цілі.

Тому актуальною *науковою задачею* є розробка методів виявлення траєкторії і адаптивного супроводження МБПЛА FMCW радаром з використанням вирішальних статистик відміток, для підвищення ефективності траєкторної обробки при малих ВСШ, які не вимагають значних обчислювальних витрат.

В *першому розділі* розглянуто особливості МБПЛА, клас потенційних загроз, які вони становлять, та обґрунтовано актуальність задачі радіолокаційного виявлення та супроводження МБПЛА. Проведено аналіз характеристик та особливостей застосування FMCW радара для виявлення рухомих цілей. Розглянути переваги і недоліки існуючих методів радіолокаційного виявлення траєкторії, супроводження та зриву супроводження рухомих цілей. Показано, що застосування відомих алгоритмів, є неефективним при малих ВСШ. Зроблено висновок про доцільність використання для підвищення ефективності вирішення задач вторинної обробки радіолокаційної інформації при малих ВСШ вирішальних статистик відміток. Сформульовано мету і наукові завдання дисертаційного дослідження.

Другий розділ присвячено розробленню методів виявлення МБПЛА та його траєкторії FMCW радаром. Розглянуто задачу виявлення гармонійного сигналу з невідомими параметрами при відомій потужності шуму. Пристрій

виявлення сигналу FMCW радару на інтервалі когерентного накопичення побудовано за періодограмною схемою. Отримано закони розподілу щільності ймовірності вирішальної статистики відмітки за умови наявності і відсутності цілі. Синтезовано алгоритм оцінювання невідомої потужності шуму з використанням довірчих інтервалів та проведено його аналіз. На основі критерію Вальда розроблено метод послідовного виявлення траєкторії малорозмірного БПЛА з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження. Проведено його аналіз і порівняння з методом виявлення, в якому вирішальні статистики не враховуються шляхом статистичного моделювання.

В *третьому розділі* розроблено метод адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток, в якому враховуються різні типи його руху. При цьому використано модель руху маневруючої цілі у вигляді дискретної стохастичної динамічної системи з випадковою структурою по дальності. Шляхом статистичного моделювання проведено аналіз розробленого методу і його порівняння з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами «найсильніший сусід» і «найближчий сусід». Удосконалено метод виявлення зриву супроводження малорозмірного БПЛА FMCW радаром на основі критерію l/n , в якому додатково виконується перевірка основної гіпотези щодо закону розподілу накопичених вирішальних статистик найсильніших відміток, отриманих в стробах супроводження. Проведено його аналіз на прикладі алгоритму виявлення зриву супроводження за критерієм $3/4$.

В *четвертому розділі* синтезовано алгоритм адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток трикоординатним FMCW радаром. Особливістю алгоритма є спільне оцінювання параметрів руху цілі та змінної перемикання, що характеризує вид її руху, у декартовій системі координат, а ототожнення відміток в стробі супроводження виконується у сферичній системі координат на основі методу ймовірнісного об'єднання даних з використанням

вирішальних статистик відміток. Шляхом статистичного моделювання проведено аналіз ефективності розробленого алгоритму. Розроблено рекомендації щодо побудови FMCW радару в надвисокочастотному діапазоні радіохвиль з використанням гібридно-інтегральних технологій. Проведено аналіз можливостей практичної реалізації розроблених алгоритмів виявлення і супроводження МБПЛА FMCW радаром та обґрунтовано цифрову платформу для їх реалізацій.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у наступному:

1. Розроблено метод адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА FMCW радаром з ймовірнісною ідентифікацією даних, в якому на відміну від відомих відбувається спільне оцінювання параметрів і розпізнавання різних видів його руху і враховуються в якості вимірювань вирішальні статистики всіх відміток в стробі супроводження.
2. Удосконалено метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда, шляхом використання при розрахунку часткового відношення правдоподібності вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження.
3. Удосконалено метод виявлення зриву супроводження МБПЛА FMCW радаром на основі критерію l/n , шляхом додаткової перевірки основної гіпотези щодо закону розподілу накопичених вирішальних статистик найсильніших відміток, отриманих в стробах супроводження, проти альтернативи із заданим рівнем значущості.
4. Удосконалено метод виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму, в якому в якості максимально правдоподібною оцінки потужності шуму використовується середнє значення навчаючої вибірки, отриманої з далекомірно-доплерівського портрету, об'єм якої визначається з використанням заданої ймовірності хибної тривоги і довірчої ймовірності її виходу за межі довірчого інтервалу.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що:

1. Удосконалений метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда у порівнянні з методом, що не використовує вирішальні статистики відміток, забезпечує збільшення ймовірності виявлення траєкторії цілі при хибної тривоги $\alpha = 10^{-2}$ і $\alpha = 5 \times 10^{-3}$ до 50% і 34% і зменшення число оглядів в 4 та 2.5 рази відповідно. Ймовірність хибного виявлення траєкторії цілі для розробленого алгоритму менше ніж на порядок.

2. Розроблений метод адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток, дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження у порівнянні з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами «найсильніший сусід» і «найближчий сусід» при ВСШ 4 дБ до 2.5 і 5.5 разів відповідно і збільшити середній час супроводження цілі до 18% і 38% відповідно в діапазоні ймовірності хибної тривоги $10^{-3} \leq \alpha \leq 10^{-2}$.

3. Удосконалений метод виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм $3/4$ з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки дозволяє підвищити ймовірність правильного виявлення зриву супроводження в 2–8 разів при ймовірності хибної тривоги $2.5 \times 10^{-3} \leq \alpha \leq 7.5 \times 10^{-2}$, у порівнянні з алгоритмом, який не використовує вирішальні статистики. Середній час виявлення зриву траєкторії цілі зменшується в 2.4 - 3.3 рази.

4. Розроблений алгоритм адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром забезпечує розпізнавання різних видів руху МБПЛА з імовірностями вище 0.9, що дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації. При прямолінійному русі і зависанні МБПЛА, адаптивний фільтр забезпечує СКВ похибок прогнозу і оцінки координат до 4.3 і 1.8 разів менше, ніж на ділянках руху з маневром.

5. При реалізації радара в надвисокочастотному діапазоні частот з використанням гібридно–інтегральних технологій і потужності випромінювання 1 Вт, забезпечується виявлення і супроводження цілі з ЕПР 0.01 м^2 розробленими алгоритмами з відстані 1000 м.

6. Використання 1% обчислювальної потужності система на кристалі (СнК) SX2800 для реалізації розробленого адаптивного алгоритму супроводження маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром забезпечує супроводження 2.5 тис. траєкторій.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат, БПЛА, траєкторія руху, радіолокаційна станція, лінійно-частотна модуляція, виявлення повітряних цілей, поріг, вторинна обробка радіолокаційної інформації, стохастична модель, спостереження, оцінка координат, строб супроводження, адаптивний алгоритм, періодограма, статистичне моделювання.

ABSTRACT

Malenchyk T. V. Methods for Detecting Trajectories and Tracking Small-Sized UAVs with FMCW Radar Using Decision Statistics of Detections. – Qualification Thesis as a Manuscript.

PhD thesis in the field of knowledge 17: Electronics and Telecommunications, Specialty 172: Telecommunications and Radio Engineering. – National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute," Kyiv, 2025.

The aim of this work is to improve the efficiency of trajectory detection and tracking of small-sized UAVs (SUAVs) using FMCW radar under low signal-to-noise ratios (SNR) by developing trajectory processing methods that utilize decision statistics of detections without requiring significant computational resources.

The development and widespread use of SUAV technology have introduced a new class of threats, necessitating the creation of appropriate protection systems. One of the modern means for detecting moving targets at short distances is FMCW radar, which provides high-precision range and radial velocity measurements, enhanced safety due to the absence of high-power pulse radiation, and low power consumption.

A distinguishing feature of SUAVs as radar observation targets is their extremely low radar cross-section (RCS), which reduces detection range and increases the number of false detections. Additionally, SUAVs can maneuver unpredictably, necessitating the enhancement of existing algorithms for trajectory data processing.

Traditional trajectory detection and target tracking algorithms rely solely on coordinate information. To improve their efficiency, the use of decision statistics of detections from the output of an optimal primary signal processing receiver has been proposed [1-3]. However, known tracking-before-detection methods and tree-based sequential trajectory detection methods require substantial computational resources. The well-known pseudo-Bayesian target tracking algorithm with probabilistic data

association, which is considered optimal in terms of quality-to-computational-cost ratio, does not account for different types of target motion.

Therefore, an urgent scientific task is to develop trajectory detection and adaptive tracking methods for UAVs using FMCW radar and decision statistics of detections to enhance trajectory processing efficiency under low SNR while maintaining low computational costs.

Chapter 1 discusses the characteristics of UAVs, the class of potential threats they pose, and justifies the relevance of radar detection and tracking of UAVs. It analyzes the capabilities and features of FMCW radar for detecting moving targets, evaluates the advantages and disadvantages of existing radar-based trajectory detection, tracking, and tracking loss prevention methods, and highlights the inefficiency of known algorithms under low SNRs. The chapter also substantiates the use of decision statistics of detections to enhance secondary radar information processing and formulates the research objectives.

Chapter 2 focuses on developing methods for UAV detection and trajectory estimation using FMCW radar. It examines the problem of detecting a harmonic signal with unknown parameters under known noise power conditions. A signal detection device for FMCW radar during the coherent accumulation interval is designed based on a periodogram scheme. Probability density function distributions of decision statistics under target presence and absence conditions are derived. A method for estimating unknown noise power using confidence intervals is developed and analyzed. Based on Wald's criterion, a sequential trajectory detection method for small UAVs using the strongest detection decision statistic within the tracking gate is proposed and evaluated through statistical modeling.

Chapter 3 presents an adaptive UAV tracking method with probabilistic data association, incorporating decision statistics of detections and accounting for different motion types. A maneuvering target motion model is introduced as a discrete stochastic dynamic system with a random structure in range. The proposed method is compared through statistical modeling with tracking algorithms based on "strongest neighbor" and "nearest neighbor" data association. Additionally, a refined

method for detecting tracking loss in SUAVs using FMCW radar is developed, incorporating hypothesis testing on the distribution law of accumulated decision statistics of the strongest detections.

Chapter 4 synthesizes an adaptive SUAV tracking algorithm with probabilistic data association using a three-coordinate FMCW radar. The algorithm jointly estimates target motion parameters and a switching variable characterizing its motion type in a Cartesian coordinate system, while detection association within the tracking gate is performed in a spherical coordinate system. Probabilistic data association with decision statistics is applied. The effectiveness of the proposed algorithm is analyzed through statistical modeling. The chapter also provides recommendations for designing FMCW radar in the millimeter-wave frequency range using hybrid-integrated technologies and evaluates the feasibility of implementing the developed detection and tracking algorithms on a digital processing platform.

The scientific novelty of the obtained results is as follows:

1. A novel adaptive tracking method for maneuvering SUAVs using FMCW radar and probabilistic data association is developed. Unlike existing methods, it jointly estimates motion parameters, recognizes different motion types, and incorporates decision statistics of all detections within the tracking gate.
2. The sequential SUAV trajectory detection method based on Wald's criterion is improved by integrating the decision statistic of the strongest detection within the tracking gate into the likelihood ratio computation.
3. A refined method for detecting tracking loss of SUAVs using FMCW radar is introduced, incorporating hypothesis testing on the accumulated decision statistics of the strongest detections against an alternative hypothesis with a predefined significance level.
4. An improved SUAV detection method under unknown noise power conditions is developed, where the maximum likelihood noise power estimate is obtained from a training sample derived from the range-Doppler profile. The sample

size is determined based on the false alarm probability and the confidence probability of remaining within the confidence interval.

The practical significance of the obtained results is that:

1. The improved sequential trajectory detection method for UAVs using FMCW radar and Wald's criterion increases trajectory detection probability by up to 50% and 34% while reducing the number of scans by 4 and 2.5 times, respectively, compared to methods that do not utilize decision statistics. The false trajectory detection probability of the proposed algorithm is an order of magnitude lower.

2. The developed adaptive UAV tracking method with probabilistic data association reduces the probability of tracking loss by 2.5 and 5.5 times compared to "strongest neighbor" and "nearest neighbor" algorithms at an SNR of 4 dB and increases the average tracking duration by 18% and 38%, respectively.

3. The improved tracking loss detection method, based on accumulating decision statistics of the strongest detections, increases the correct tracking loss detection probability by 2–8 times while reducing the average trajectory loss detection time by 2.4–3.3 times compared to algorithms that do not utilize decision statistics.

4. The proposed adaptive UAV tracking algorithm for three-coordinate FMCW radar achieves motion type recognition probabilities above 0.9, allowing tracking gates to be dynamically adjusted. The adaptive filter reduces position estimation errors by factors of 4.3 and 1.8 for straight-line motion and hovering, respectively, compared to maneuvering segments.

5. With an FMCW radar operating in the millimeter-wave frequency range using hybrid-integrated technologies and 1 W transmission power, the proposed algorithms enable target detection and tracking at a range of 1000 meters for an UAV with a given RCS.

6. The developed adaptive tracking algorithm, implemented on an SX2800 SoC utilizing only 1% of its computational power, supports the simultaneous tracking of 2500 trajectories.

Keywords: unmanned aerial vehicle, UAV, movement trajectory, radar station, linear-frequency modulation, air target detection, threshold, secondary processing of radar information, stochastic model, observation, coordinate estimation, tracking gate, adaptive algorithm, periodogram, statistical modeling.

Список публікацій здобувача

1. Zhuk S.Y., Malenchyk, T.V., Neuimin, O.S. et al. Adaptive Radar Tracking Algorithm for Maneuverable UAV with Probabilistic Identification of Data Using Coordinate and Amplitude Characteristics. *Radioelectronics and Communications Systems*. 2023. № 65. С. 503–516. URL: <https://doi.org/10.3103/S073527272212007X>. (*Scopus (Q3)*).

Здобувачем розроблено алгоритм адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток.

2. Маленчик Т.В., Жук, С.Я. Адаптивне виявлення сигналу рухомої цілі в FMCW радарі при невідомій потужності шуму. *Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування*. 2024. № 96. С. 32–41. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2024.96.32-41>. (*WoS*).

Здобувачем розроблено адаптивний алгоритм виявлення сигналу рухомої цілі в FMCW радарі при невідомій потужності шуму.

3. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Алгоритм послідовного виявлення траєкторії малорозмірного БпЛА FMCW радаром за критерієм «найсильніший сусід». *Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування*. 2024. № 98. С. 23–29. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2024.96.32-41>. (*WoS*).

Здобувачем розроблено алгоритм послідовного виявлення траєкторії малорозмірного БпЛА FMCW радаром за критерієм «найсильніший сусід».

4. Т.В. Маленчик, О.Ю. Мирончук, О.С. Неуймін. Аналіз алгоритмів виявлення та супроводження точкових об'єктів у відеопотоці. *Вісник ВПІ*. 2022. № 6. С. 48–56. URL: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-165-6-48-56>. (фахове, категорія Б).

Здобувачем проведено аналіз алгоритмів виявлення та супроводження точкових об'єктів у відеопотоці.

5. Неуймін О.С., Соколов К.А., Маленчик Т.В. Аналіз методу виявлення точкових цілей на основі моделі інфрачервоного патч-зображення // XV Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2021"» - 12-16 квітня 2021 р.: матеріали конференції - Київ, 2021. – С. 271-273.

Здобувачем проведено моделювання траєкторії руху цілі.

6. Неуймін О.С. Маленчик Т.В. Розрахунок дальності виявлення БПЛА FMCW радіолокатором на базі програмно визначеного радіо BLADERF 2.0.// X Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2021) - 09-11 листопада 2021 р.: матеріали конференції - Київ, 2021. – С.72 -74.

Здобувачем проведено розрахунок дальності виявлення БПЛА FMCW радіолокатором на базі програмно визначеного радіо BLADERF 2.0.

7. Маленчик Т.В., Неуймін О.С., Жук С.Я. Алгоритм супроводження точкової цілі з використанням моделі виявлення на основі патч-зображення.// X Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2021) - 09-11 листопада 2021 р.: матеріали конференції - Київ, 2021. – С.69 -71.

Здобувачем проведено моделювання алгоритму супроводження точкової цілі з використанням моделі виявлення на основі патч-зображення.

8. O.S. Neuimin, S.Y. Zhuk, I.O. Tovkach, T.V. Malenchyk. Analysis Of The Small UAV Trajectory Detection Algorithm Based On The “1/n-d” Criterion Using

Kalman Filtering Due To FMCW Radar Data.// *IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering " (TCSET -2022)* - 22-26 лютого 2022 р.: матеріали конференції – Львів-Славське, 2022. – С.741 -745. URL: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766929>. . (Scopus)

Здобувачем проведено аналіз траєкторії для алгоритму послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром за критерієм $l/n-d$ ”.

9. Махно К.М., Романенко Т.В., Саратов Є.М., Маленчик Т.В., Неуймін О.С. Експериментальне дослідження FMCW радара EHF // *XI Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2022)* - 22-24 листопада 2022 р.: матеріали конференції - Київ, 2022. – С. 36-38.

Здобувачем проведено експериментальне дослідження FMCW радара.

10. Маленчик Т.В. Аналіз енергетичних характеристик FMCW радару міліметрового діапазону на базі FPGA // *XVII Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2023"»* - 18-21 квітня 2023 р.: матеріали конференції - Київ, 2023. – С. 341-343.

Здобувачем проведено аналіз енергетичних характеристик FMCW радару міліметрового діапазону на базі FPGA.

11. Маленчик Т.В., Бендак В.Р., Олійник М.В., Деружко Б.М., Жук С.Я. Аналіз алгоритму виявлення сигналу в FMCW радарі // *XII Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2023)* - 13-15 грудня 2023 р.: матеріали конференції - Київ, 2023. – С. 27-29.

Здобувачем проведено аналіз алгоритму виявлення сигналу в FMCW радарі.

12. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Адаптивний алгоритм супроводження рухомої цілі за даними FMCW радару // *Міжнародна науково-технічна конференція "Сучасні проблеми в радіоелектроніці, телекомунікаціях присвячена 85-річчю кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань 2024" (СПРТ'2024) - 22-23 травня 2024 р.: матеріали конференції - Львів, 2024.* – С. 115-118.

Здобувачем проведено аналіз адаптивного алгоритму супроводження рухомої цілі за даними FMCW радару.

13. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Виявлення сигналу рухомої цілі FMCW радаром при відомій потужності завади // *XVIII Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2024"» - 15-19 квітня 2024 р.: матеріали конференції - Київ, 2024.* – С. 277-279.

Здобувачем проведено аналіз алгоритму виявлення сигналу рухомої цілі FMCW радаром при відомій потужності завади.

14. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм $3/4$ з використання вибіркової статистики найсильнішої відмітки // *XIII Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2024) - 28 листопада 2024 р.: матеріали конференції - Київ, 2024.* – С. 80-82.

Здобувачем проведено аналіз алгоритму виявлення сигналу рухомої цілі FMCW радаром при відомій потужності завади.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	18
ВСТУП	19
РОЗДІЛ 1 АКТУАЛЬНІСТЬ ЗАДАЧІ ВИЯВЛЕННЯ ТРАЄКТОРІЇ І СУПРОВОДЖЕННЯ МБПЛА FMCW РАДАРом ТА АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ЇЇ ВИРІШЕННЯ.....	26
1.1 Актуальність задачі радіолокаційного виявлення та супроводження МБПЛА.....	26
1.2 Аналіз характеристик та особливостей застосування FMCW радара для виявлення рухомих цілей	35
1.3 Аналіз методів радіолокаційного виявлення траєкторій і супроводження рухомих цілей	43
1.4 Постановка задачі дослідження.....	55
Висновки до розділу 1	56
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ МБПЛА ТА ЙОГО ТРАЄКТОРІЇ FMCW РАДАРом.....	59
2.1 Розробка методу виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму	59
2.1.1 Виявлення сигналу FMCW радаром на інтервалі когерентного накопичення при відомій потужності шуму	61
2.1.2 Оцінювання невідомої потужності шуму з використанням довірчих інтервалів	69
2.2 Аналіз розробленого методу виявлення МБПЛА FMCW радаром шляхом статистичного моделювання	73
2.3 Розробка методу послідовного виявлення траєкторії МБПЛА з використання вирішальної статистики найсильнішої відмітки	78
2.4 Аналіз розробленого методу послідовного виявлення траєкторії МБПЛА з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки	84
Висновки до розділу 2	90

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО СУПРОВОДЖЕННЯ МБПЛА З ЙМОВІРНІСНОЮ ІДЕНТИФІКАЦІЄЮ ДАНИХ ТА ВИЯВЛЕННЯ ЗРИВУ СУПРОВОДЖЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ВИРІШАЛЬНИХ СТАТИСТИК ВІДМІТОК	93
3.1. Розробка методу адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток ..	93
3.2 Аналіз розробленого методу адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток шляхом статистичного моделювання	103
3.3 Розробка методу виявлення зриву супроводження МБПЛА за критерієм l/n з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки	110
3.4. Аналіз вдосконаленого методу виявлення зриву супроводження МБПЛА за критерієм l/n з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки шляхом статистичного моделювання	118
Висновки до розділу 3	124
4. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ І МОЖЛИВОСТЕЙ ПРАКТИЧНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ	126
4.1 Синтез алгоритму адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток трикоординатним FMCW радаром	126
4.2 Оцінка ефективності алгоритму адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток трикоординатним FMCW радаром	136
4.3 Розробка рекомендацій щодо побудови FMCW радара в надвисокочастотному діапазоні радіохвиль	148
4.4 Аналіз можливостей практичної реалізації розроблених алгоритмів виявлення і супроводження МБПЛА FMCW радаром	154
Висновки до розділу 4	163
Основні результати і висновки	165
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	168

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АЦП – аналогово цифровий перетворювач

БПЛА – безпілотний літальний апарат

ВСШ – відношення сигнал шум

ДПФ – дискретне перетворення Фур'є

ЕОМ – електронно обчислювальна машина

ЕПР – ефективна площа розсіювання

ЛЧМ – лінійно частотна модуляція

МБПЛА – малорозмірний безпілотний літальний апарат

ОЗП – оперативний запам'ятовуючий пристрій

ОРІ – обробка радіолокаційної інформації

РЛС – радіолокаційна станція

СК – система координат

СКВ – середнє квадратичне відхилення

СнК – система на кристалі

ЦАП – цифро аналоговий перетворювач

FMCW – Frequency Modulated Continuous Wave

ВСТУП

Актуальність роботи. Розвиток технологій побудови МБПЛА, їх доступність і масове використання, призвели до появи нового класу загроз, що вимагає розробки відповідних систем протидії. Ключове місце у складі таких систем займають РЛС. Порівняно з оптико-електронними, акустичними або засобами радіотехнічної розвідки, РЛС забезпечують більшу дальність виявлення та точність видачі координат цілі за різних умов. Сучасним засобом виявлення рухомих цілей на малих відстанях є FMCW радар, який забезпечує: високоточне вимірювання дальності, а також радіальної швидкості, кращу безпеку через відсутність імпульсного випромінювання з великою потужністю; низьке енергоспоживання.

Особливістю МБПЛА як об'єктів радіолокаційного спостереження є екстремально низькі значення ЕПР порядку $0,01 \dots 0,5 \text{ м}^2$, що зменшує дальність його виявлення. Крім того, МБПЛА можуть рухатись з різними видами маневру, які апіорі невідомі. Це обумовлює необхідність розробки адаптивного алгоритмічного забезпечення для вирішення задачі обробки траєкторної інформації за даними FMCW радара.

Напрямок збільшення ймовірності правильного виявлення цілі, який не вимагає внесення змін в конструкцію радара, є зниження порога виявлення, що однак призводить до зростання ймовірності хибної тривоги і супроводжується появою значної кількості хибних відміток.

У традиційних алгоритмах виявлення траєкторії і зриву супроводження цілі використовується тільки координатна інформація і вони є неефективними при значній кількості хибних відміток. Відомі методи супроводження до виявлення та деревовидні послідовні методи виявлення траєкторії цілі за розглянутих умов вимагають великих обчислювальних витрат.

Оптимальні алгоритми супроводження цілі, що базуються на байєсівському і небайєсівському підходах мають деревовидний характер, що

призводить до величезних обчислювальних витрат при значній кількості хибних відміток, що вимагає синтезу квазіоптимальних алгоритмів. Квазіоптимальний псевдобайєсівський алгоритм супроводження цілі з ймовірнісним об'єднанням даних є найкращим щодо співвідношення якості і обчислювальних витрат і отримав широке застосування в системах траєкторного супроводження при наявності завад.. Але ж недоліком алгоритму супроводження цілі PDA є те, що він не враховує різні типи руху цілі.

Тому актуальною **науковою задачею** є розробка методів виявлення траєкторії і адаптивного супроводження МБПЛА FMCW радаром з використанням вирішальних статистик відміток, для підвищення ефективності траєкторної обробки при малих ВСШ, які не вимагають значних обчислювальних витрат.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дослідження даної роботи проводились згідно з планами науково-дослідних робіт кафедри радіотехнічних систем радіотехнічного факультету Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» в рамках держбюджетної теми: № 2317п «Програмний комплекс моделювання процесів обробки траєкторної інформації в системі захисту від малорозмірних безпілотних літальних апаратів» (номер державної реєстрації — 0120U102321).

Мета та завдання дослідження. Метою дослідження є підвищення ефективності виявлення траєкторії і супроводження МБПЛА FMCW радаром при малих ВСШ, шляхом розробки методів траєкторної обробки, що використовують вирішальні статистики відміток і не вимагають значних обчислювальних витрат.

У відповідності до мети, основними завданнями роботи є:

1. Проаналізувати методи радіолокаційного виявлення і супроводження траєкторії цілі при наявності хибних відміток.

2. Вдосконалити метод виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму.
3. Вдосконалити метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда, шляхом використання вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження.
4. Розробити метод адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток
5. Вдосконалити метод виявлення зриву супроводження траєкторії МБПЛА за критерієм l/n з накопиченням вирішальних статистик найсильніших відміток.
6. Оцінити ефективність отриманих алгоритмів шляхом статистичного моделювання на ЕОМ.
7. Розробити рекомендації щодо побудови FMCW радара в надвисокочастотному діапазоні радіохвиль та практичної реалізації розроблених алгоритмів.

Об'єктом дослідження є виявлення траєкторії і супроводження МБПЛА FMCW радаром.

Предметом дослідження є методи виявлення траєкторії і супроводження малорозмірної цілі з використанням вирішальних статистик відміток при наявності хибних відміток.

Методи дослідження. У роботі використовувались математичний апарат теорії ймовірностей та математичної статистики, марківських випадкових процесів, методи статистичної теорії прийняття рішень, оптимальної та адаптивної фільтрації випадкових процесів, статистичне (імітаційне) моделювання на ЕОМ, а також теоретичні основи радіолокації та траєкторної обробки радіолокаційної інформації.

Наукова новизна отриманих результатів. Наукова новизна одержаних результатів полягає у наступному:

1. Розроблено метод адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА FMCW радаром з ймовірнісною ідентифікацією даних, в якому на відміну від відомих відбувається спільне оцінювання параметрів і розпізнавання різних видів його руху і враховуються в якості вимірювань вирішальні статистики всіх відміток в стробі супроводження.

2. Удосконалено метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда, шляхом використання при розрахунку часткового відношення правдоподібності вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження.

3. Удосконалено метод виявлення зриву супроводження МБПЛА FMCW радаром на основі критерію l/n , шляхом додаткової перевірки основної гіпотези щодо закону розподілу накопичених вирішальних статистик найсильніших відміток, отриманих в стробах супроводження, проти альтернативи із заданим рівнем значущості.

4. Удосконалено метод виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму, в якому в якості максимально правдоподібною оцінки потужності шуму використовується середнє значення навчаючої вибірки, отриманої з далекомірно-доплерівського портрету, об'єм якої визначається з використанням заданої ймовірності хибної тривоги і довірчої ймовірності її виходу за межі довірчого інтервалу.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що:

1. Удосконалений метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда у порівнянні з методом, що не використовує вирішальні статистики відміток, забезпечує збільшення ймовірності виявлення траєкторії цілі при хибної тривоги $\alpha = 10^{-2}$ і $\alpha = 5 \times 10^{-3}$ до 50% і 34% і зменшення число оглядів в 4 та 2.5 рази відповідно. Ймовірність хибного виявлення траєкторії цілі для розробленого алгоритму менше ніж на порядок.

2. Розроблений метод адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження у порівнянні з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами «найсильніший сусід» і «найближчий сусід»: при ВСШ 4 дБ до 2.5 і 5.5 разів відповідно і збільшити середній час супроводження цілі до 18% і 38% відповідно, в діапазоні ймовірності хибної тривоги $10^{-3} \leq \alpha \leq 10^{-2}$.

3. Удосконалений метод виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм 3/4 з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки дозволяє підвищити ймовірність правильного виявлення зриву супроводження в 2–8 разів при ймовірності хибної тривоги $2.5 \times 10^{-3} \leq \alpha \leq 7.5 \times 10^{-2}$, у порівнянні з алгоритмом, який не використовує вирішальні статистики. Середній час виявлення зриву траєкторії цілі зменшується в 2.4 - 3.3 рази.

4. Розроблений алгоритм адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром забезпечує розпізнавання різних видів руху МБПЛА з ймовірностями вище 0.9, що дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації. При прямолінійному русі і зависанні МБПЛА, адаптивний фільтр забезпечує СКВ похибок прогнозу і оцінки координат до 4.3 і 1.8 разів менше, ніж на ділянках руху з маневром.

5. При реалізації радара в надвисокочастотному діапазоні частот з використанням гібридно–інтегральних технологій і потужності випромінювання 1 Вт, забезпечується виявлення і супроводження цілі з ЕПР 0.01 м^2 розробленими алгоритмами з відстані 1000 м.

6. Використання 1% обчислювальної потужності СнК SX2800 для реалізації розробленого адаптивного алгоритму супроводження маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром забезпечує супроводження 2.5 тис. траєкторій.

Особистий внесок здобувача. Усі основні результати дисертаційного дослідження, представлені до захисту, одержані автором особисто. У публікаціях у співавторстві, здобувачеві належать такі результати: в [4] розроблено метод адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА FMCW радаром з ймовірнісною ідентифікацією даних та проведено його аналіз шляхом статистичного моделювання; в [5] удосконалено метод виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму, в якому в якості максимально правдоподібної оцінки потужності шуму використовується середнє значення навчаючої вибірки, отриманої з далекомірно-доплерівського портрету; в [6] удосконалено метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда, шляхом використання при розрахунку часткового відношення правдоподібності вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження; в [7] проведено аналіз алгоритмів виявлення та супроводження точкових об'єктів у відеопотоці.

Апробація результатів дисертації. Результати та основні положення роботи подавалися та обговорювалися на таких конференціях:

- Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» (2021), м. Київ, Україна [8-9];

- XV Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2021», м. Київ, Україна [10];

- 2022 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, (доповідь на цій конференції проіндексована в наукометричній базі Scopus) [11];

- Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» (2022), м. Київ, Україна [12];

- XVII Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2023», м. Київ, Україна [13];

- Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» (2023), м. Київ, Україна [14];

-

- Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні проблеми в радіоелектроніці, телекомунікаціях присвячена 85-річчю кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань 2024», м. Львів, Україна [15].

- «XVIII Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2024», м. Київ, Україна [16];

- Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» (2024), м. Київ, Україна [17];

Публікації. За результатами досліджень опубліковано 14 наукових робіт, в тому числі 4 статті у наукових фахових виданнях України, зокрема 1 стаття опублікована у виданні, що включено до списку міжнародної наукометричної бази Scopus, 2 статті опубліковано у виданні, що включено до списку міжнародної наукометричної бази Web of Science.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел із 80 найменувань. Загальний обсяг роботи складає 176 сторінок, з яких 167 сторінок основного тексту та 9 сторінок використаних джерел. Робота містить 51 рисунка, 10 таблиць.

РОЗДІЛ 1 АКТУАЛЬНІСТЬ ЗАДАЧІ ВИЯВЛЕННЯ ТРАЄКТОРІЇ І СУПРОВОДЖЕННЯ МБПЛА FMSW РАДАРНОМ ТА АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ЇЇ ВИРІШЕННЯ

1.1 Актуальність задачі радіолокаційного виявлення та супроводження МБПЛА

Останнім часом стрімкий розвиток отримує безпілотна авіація. Розробка безпілотних авіаційних комплексів на основі БПЛА проводиться практично всіма індустріально розвиненими країнами світу. За сучасним визначенням, БПЛА є апарат, який знаходиться під постійним дистанційним контролем пілота або групи пілотів [18].

Спершу БПЛА використовувалися виключно у воєнних цілях [19-22]. Поява першого дрону Phantom від компанії Dà-Jiāng Innovations Science and Technology Co.Ltd у 2013 визначила революційні зміни у розвитку цієї технології [23].

БПЛА поділяються за такими параметрами, як вага, час, дальність та висота польоту [21, 24]. Їх *класифікація* наведена на рис.1.2. Відповідно до наведеної класифікації, БПЛА поділяються на дві основні групи:

- МБПЛА - маса яких становить від декількох грамів до 50 кг (рис.1.1), що відносяться до масового виробництва (відповідно використання) і низьку вразливість до існуючих засобів боротьби з повітряними цілями;
- БПЛА - маса яких від 50 кг і вище, що мають велику вартість виробництва і вразливість на рівні з літаками до існуючих засобів боротьби з ними.

Розглянуті класи БПЛА використовують різні технології та мають різні можливості, але в рамках даної роботи основна увага приділяється МБПЛА. На рис.1.2 наведено категорії МБПЛА залежно від максимальної злітної ваги і основних характеристик, властивих усім типам платформ [21, 24].



Рисунок 1.1 — БПЛА роторного типу

Внаслідок зменшення масогабаритних характеристик навігаційного і оптико-електронних приладів, велика кількість завдань вирішується МБПЛА злітною масою до 5 кг (клас «мікро» (μ) відповідно до міжнародної класифікації UVS International). МБПЛА цього класу мають такі характерні риси: дальність дії до 10 км, максимальна злітна маса до 5 кг, переважна більшість МБПЛА даного класу не піднімається більш ніж на 150 м над землею [21].

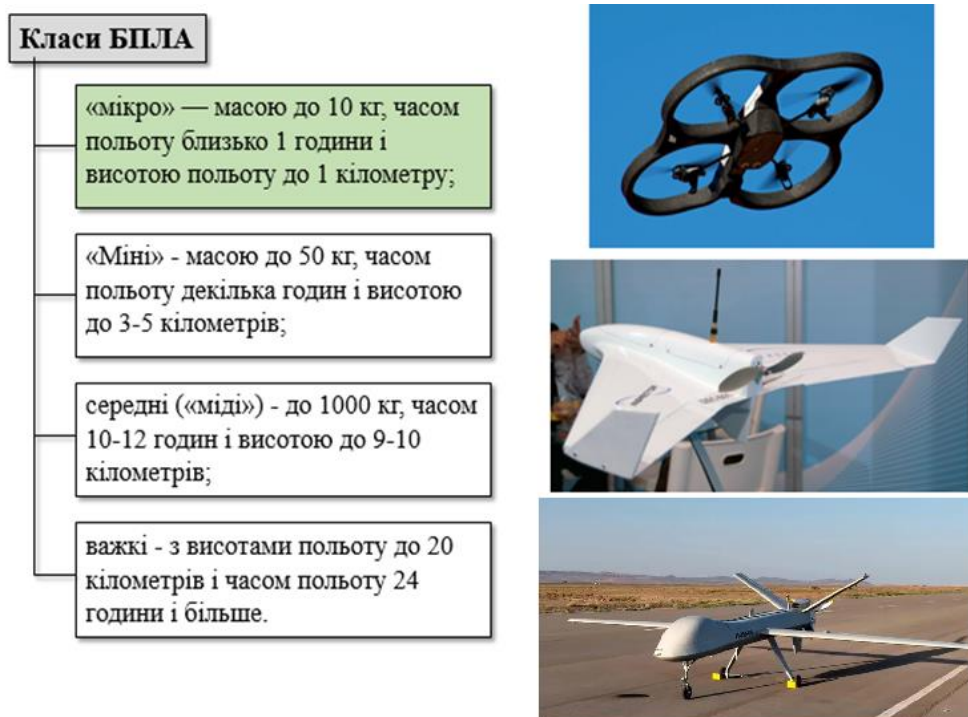


Рисунок 1.2 - Класифікація БПЛА

Основними аргументами поширення МБПЛА класу (μ) є мала вартість, висока мобільність і здатність до передачі медіаконтенту в режимі реального часу. Висока мобільність забезпечується малими геометричними розмірами і масою, що дозволяє транспортувати МБПЛА до місця запуску в невеликих транспортних контейнерах і виконувати швидкий старт протягом десяти – двадцяти п'яти хвилин після збору БПЛА в льотну конфігурацію.

У військовій сфері БПЛА призначені для вирішення широкого спектра завдань [21, 25]: спостереження (розвідки), нанесення ударів, транспортування вантажів, цілевказівки іншим засобам ураження, ретрансляції даних і т. д. при їх дистанційному управлінні оператором, або шляхом автономних дій за заздалегідь закладеною програмою.

У більшості випадків МБПЛА вирішують такі основні завдання :

- ведення спостереження і розвідки, в тому числі і в режимі реального часу;
- нанесення ударів по наземним/надводним цілям, самотійно або носійними засобами ураження;
- постановка радіоелектронних перешкод;
- цілевказівки для інших засобів ураження, а також коригування їх застосування;
- транспортування і доставка вантажів і засобів в заданий район;
- ретрансляція даних між віддаленими абонентами мереж зв'язку;
- відволікання уваги або використання їх в якості хибних повітряних цілей.

Також технології МБПЛА все частіше знаходять застосування у цивільних галузях, а саме [21,25-27]:

- автономне спостереження та моніторинг;
- автоматизований збір даних, пов'язаних з мережами зв'язку;
- аварійно-рятувальні операції;
- моніторинг надзвичайних ситуацій;

- пошук постраждалих
- доставка вантажу;
- дистанційний контроль критичної інфраструктури;
- патрулювання сухопутних і морських кордонів;
- геологорозвідка;
- цифрова картографія;
- охорона об'єктів і районів;
- виявлення замаскованих об'єктів і спостереження за їх діями;
- огляду місцевості та спостереження за обстановкою на ній.

МБПЛА можуть проникати у недоступні та небезпечні зони, досліджувати важкодоступні місця. Збільшується дальність та час їх роботи. Одночасно з цим, знання та вміння для керування МБПЛА невпинно зменшуються, через постійне вдосконалення їхніх систем керування.

Розвиток технологій побудови МБПЛА та їх поширення призвели до появи нового класу загроз [21, 28-33], (рис.1.3). Передумовою для цього є мініатюризація і здешевлення електронних компонентів, таких як мікропроцесори, сенсори, елементи живлення, системи безпроводного зв'язку та навігаційні системи. Комерційний ринок БПЛА відкриває широкий доступ до даної технології для приватних споживачів, урядових і неурядових організацій, здешевлює їх виробництво при одночасному розширенні можливостей і поліпшенні характеристик.

Терористичні угруповання і особи, які ведуть протизаконну діяльність, застосовують малі БПЛА для вирішення наступних завдань:

- доступу за периметр об'єктів, що охороняються, і ведення там спостереження;
- точкове знищення окремих важливих осіб;
- скидання саморобних засобів ураження;
- нанесення ушкоджень будівлям, об'єктам інфраструктури, тощо;

- транспортування заборонених засобів або їх закидання на територію, що охороняється;
- перешкоджання повітряному руху в аеропортах.

Тому питання про відстеження МБПЛА і контроль за дозволеною для них діяльністю стає все більш актуальним.



Рисунок 1.3 - Загрози внаслідок поширення МБПЛА

Основними перевагами МБПЛА, що ускладнюють їх виявлення і можливість протидії, є [18, 20-22, 29, 34]:

1. Можливість віддаленого виконання завдань на безпечній відстані для оператора та надання оператору інформації про хід виконуваного завдання практично в реальному часі.
2. Застосування широкого спектра малогабаритних цільових навантажень на сучасній елементній базі (РЛС, засобів радіоелектронної розвідки, бойових частин зі спрямованим ураженням та ін.).

3. Можливість тривалого перебування над зоною бойових дій, а також можливість самостійного подавлення або ураження засобів протиповітряної оборони.

4. **Низька помітність МБПЛА в радіолокаційному та оптичному діапазонах** за рахунок низьких масогабаритних характеристик у порівнянні з пілотованими літальними апаратами і широкого застосування в конструкції МБПЛА пластикових і композитних матеріалів.

5. **Можливість здійснювати маневри з високими перевантаженнями** і використовувати режими польоту, що призводять до зниження ефективності існуючих і перспективних засобів протиповітряної оборони, можливість польоту на гранично малих висотах (до 50 м) з використанням захисних властивостей рельєфу місцевості, а також на низьких швидкостях польоту (10-30 м/с). Крім того, при прийомі відбитих сигналів РЛС від малошвидкісних МБПЛА можливо їх потрапляння в строб захисту РЛС від пасивних перешкод і стаціонарних предметів.

6. Малі розміри, що зумовлюють низькі значення ймовірностей ураження снарядами зенітної артилерії, а також призводять до неспрацьовування радіодетонаторів зенітних керованих ракет при їх підльоті в район малорозмірної цілі.

7. Скритність застосування МБПЛА, що забезпечується відносною безшумністю їх двигунів, а також за рахунок польоту в режимі «радіомовчання» до виходу їх в зону безпосереднього застосування.

Специфіка льотно-технічних характеристик МБПЛА обумовлює ряд додаткових, вкрай важливих, переваг їх побудови і експлуатації:

1. Можливість оснащення МБПЛА електричними двигунами, що відрізняються простотою в експлуатації.

2. Значне зниження загального рівня витрат, пов'язаних з перекиданням і тимчасовим базуванням досить компактних підрозділів МБПЛА в райони бойового призначення, ремонтом та обслуговуванням МБПЛА і забезпеченням апаратури в польових умовах.

3. Низька вартість розробки і експлуатації МБПЛА, яка менша за вартість сучасних пілотованих літальних апаратів, що виконують багато аналогічних бойових завдань. При цьому зберігаються дорогий льотний склад, літаки, вертольоти та ін.

Перспективним напрямком підвищення ефективності МБПЛА є групове застосування малих дешевих МБПЛА у вигляді «рою», коли вони об'єднуються в групи за умови чіткого розподілу ролей. Такі групи МБПЛА за рахунок своєї масовості можуть долати засоби радіоелектронної і протиповітряної протидії і виконувати різні бойові завдання.

Поряд з перевагами МБПЛА притаманні і деякі недоліки, а саме [21]:

1. Обмеження щодо застосування в залежності від часу доби і погодних умов для окремих категорій МБПЛА.

2. Низька живучість конструкції.

3. Схильність каналів радіокерування і каналу супутникової навігації МБПЛА до впливу радіоелектронних завад.

4. Порівняно невелика дальність дії дистанційного керування МБПЛА з пунктів управління при відсутності додаткових засобів ретрансляції.

5. Обмеження по масі і складу корисного навантаження.

На сьогодні, в провідних країнах світу вирішення задачі нейтралізації загроз від використання малорозмірних БПЛА і створення відповідних систем захисту виведено на рівень національної безпеки.

Боротьба з МБПЛА являє собою комплекс заходів по їх виявленню, розпізнаванню, супроводженню і нейтралізації [34-40]. У зв'язку з малою помітністю МБПЛА задачі їх виявлення і супроводження значно ускладнюються. У зв'язку з чим, виявлення і супровід малорозмірних МБПЛА є пріоритетним завданням при створенні систем протидії.

Інформація для виявлення та вимірювання координат МБПЛА може бути отримана шляхом прийому спеціальними засобами відбитої та випромінюваної енергії у всіх діапазонах спектра електромагнітних хвиль.

Такими засобами, які використовують відповідні демаскуючі ознаки МБПЛА, можуть бути:

- РЛС;
- засоби радіомоніторингу;
- оптико-електронні засоби в оптичному і інфрачервоному діапазоні електромагнітних хвиль;
- акустичні засоби виявлення.

Найбільш ефективним рішенням є комбінування основних типів засобів шляхом створення інтегрованих систем. Даний варіант є дорогим, але кожен з методів доповнює інший, і, таким чином, збільшує загальну ефективність системи.

У таблиці 1.1 наведені порівняльні можливості РЛС, засобів радіомоніторингу, СВ, акустичних та інфрачервоних засобів виявлення БПЛА [19, 21, 24-26, 41-44].

РЛС можна вважати основним засобом виявлення МБПЛА, оскільки вони можуть виявляти цілі за будь-яких умов і на більшій дальності в порівнянні з іншими засобами, в тому числі, в умовах пасивних та шумових завад, а також одночасно визначати дальність, швидкість та кутові координати цілей [41, 45-48].

МБПЛА характеризуються значенням ЕПР порядку 0,01-0,5 м². При цьому, у більшості робіт для таких МБПЛА приймається значення ЕПР, що дорівнює 0,01 м² [22].

До факторів, що знижують складність супроводження МБПЛА, потрібно віднести можливості швидкої зміни швидкісного режиму, аж до «зависання», що призводить до зриву супроводу МБПЛА у зв'язку з виходом значення швидкості за межі стробування за доплерівським зсувом в алгоритмах селекції рухомих цілей РЛС.

Таблиця 1.1 – Можливості засобів виявлення МБПЛА в електромагнітному спектрі

Характеристика	РЛС	Засоби радіомоніторингу	СВ	Акустичні засоби виявлення	Інфрачервоні засоби виявлення
Виявлення у денний час	+	+	+	+	+
Виявлення в нічний час	+	+	–	+	+
Виявлення в умовах природніх завад	+	+	+	±	–
Виявлення БПЛА серед природніх об'єктів (перш за все птахів)	–	+	–	±	+
Виявлення за складних погодних умов	±	+	–	–	±
Ідентифікація МБПЛА	–	+	±	–	+
Селекція поодиноких та групових цілей	+	+ (по різних каналам)	+	-(по різних каналам)	+
Супроводження та формування траєкторії	+	+ (для багатопозиційної системи)	+	–	+
Дальність дії	висока	висока	середня	мала	середня

Крім того, на малих висотах МБПЛА потрапляє в межі ширини діаграми направленості антени разом з підстилаючою поверхнею, потужні відбиття від якої маскують сигнал від МБПЛА. Навіть РЛС з вузьким променем діаграми спрямованості в вертикальній площині (наприклад, міліметрового діапазону)

не вирішує повною мірою зазначену проблему, особливо на територіях з нерівним рельєфом місцевості та за умов міської забудови.

Ще одна складність полягає у необхідності обмеження пікової потужності відповідно до вимог з безпеки випромінювання для людини та електромагнітної сумісності з існуючими приймально-передавальними системами, що масово функціонують у міському середовищі.

Таким чином, незважаючи на те, що РЛС є досить надійним засобом контролю повітряного простору, завдання виявлення та супроводження МБПЛА з малими ЕПР знає значних складнощів і є актуальним. Для надійного виявлення МБПЛА доцільно створювати спеціалізовані високоефективні наземні рухомі та переносні РЛС. За допомогою таких РЛС необхідно перекривати досить велику зону простору, наприклад, лінію розмежування у зоні бойових дій. Оскільки вони матимуть відносно невелику дальність дії, то їхня кількість має бути значною, і, отже, вартість таких РЛС має бути відносно невеликою.

1.2 Аналіз характеристик та особливостей застосування FMCW радару для виявлення рухомих цілей

Одним з найперспективніших засобів виявлення рухомих об'єктів на малих відстанях є FMCW (Frequency modulated continuous wave) радар [44, 45]. Він забезпечує: високоточне вимірювати дальності, а також радіальної швидкості, кращу безпеку через відсутність імпульсного випромінювання з великою потужністю; низьке енергоспоживання [46]. Радіолокаційні FMCW системи, що використовуються в компактних, недорогих системах малого радіусу дії, часто виготовляються з використанням твердотільних технологій.

FMCW радары також використовуються в широкому спектрі застосувань, таких як вимірювання рівнів рідин у промислових резервуарах для визначення швидкості транспортних засобів, в навігації малої дальності, ракетних

голівках наведення, радіопідбивачах, спостереженні за полем бою, виявленні літальних апаратів та в автомобільних системах адаптивного круїз контролю.

На рисунку 1.4 зображена структурна схема FMCW радару. У загальному випадку принцип роботи FMCW радару описується наступним чином: низькочастотний ЛЧМ періодичний сигнал змішується з сигналом гетеродина та генерує модульований сигнал, який подається на передавальну антену. Приймальна антена приймає ехо-сигнал, відбитий від об'єкта. Обробка сигналу в FMCW радарі включає [46-48]: прийом відбитого від цілі сигналу, його перемноження з опорним сигналом в змішувачі, низькочастотну фільтрацію сигналу з виходу змішувача з подальшим перетворенням в цифрову форму (рис. 1.4). Цифрові відліки демодульованого сигналу надходять у пристрій цифрової обробки сигналу (ЦОС).

З різниці частот між переданим і прийнятим сигналами можна отримати дальність і швидкість цілі.

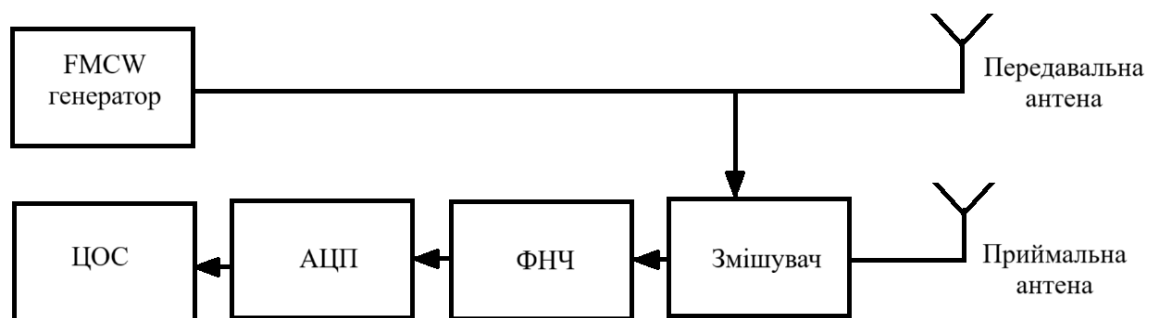


Рисунок. 1.4. Структурна схема FMCW радару

На рис. 1.5 показано залежності зміни частоти зондуємого та прийнятого сигналів FMCW радару, які є періодичними. Період T зондуємого ЛЧМ сигналу встановлюється так, щоб він тривав довше, ніж час проходження туди й назад для найвіддаленішої цілі, яку слід виявити. Таким чином уникаючи неоднозначності період T розраховується по формулі

$$T = \frac{2R_{\max}}{c}. \quad (1.1)$$

Початкове значення частоти зонduючого сигналу, позначене на графіку як f_0 , а його частотна смуга B . Прийнятий сигнал має затримку в часі τ . Різниця значень частоти зонduючого та прийнятого сигналів, що спричинена затримкою t_{zamp} позначена як f_b . Значення різниці частоти, між переданим і відбитим від цілі сигналом, яке спричинене рухом цілі, позначене як f_d (частота Доплера).

Для опису поточного часу t , що враховує номер m -ого періоду використовується вираз

$$t = t_s + mT, \text{ де } 0 < t_s < T, \quad (1.2)$$

де t_s час від початку m -ого періоду.

Тоді зонduючий сигнал має вигляд:

$$x_{tx}(t_s, mT) = A \cdot \cos(2\pi(f_c(t_s + mT) + \frac{Bt_s^2}{2T}) + \varphi_0) \quad (1.3)$$

де A – амплітуда сигналу, φ_0 – початкова фаза.

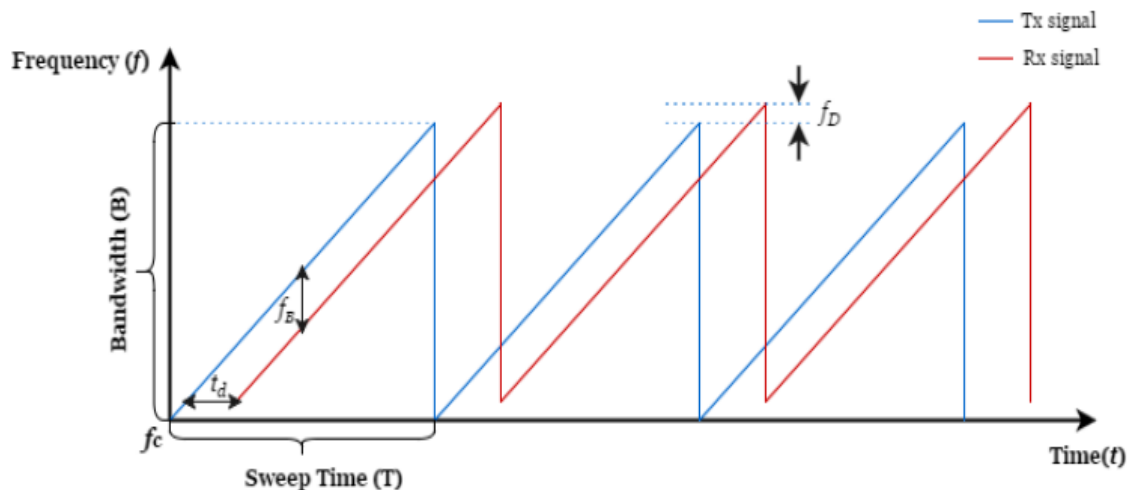


Рисунок. 1.5 Сигнал FMCW радару

Відбитий сигнал від цілі, яка розташована на відстані R і рухається із швидкістю V , приходить на вхід приймача із затримкою

$$\tau = \frac{2 \cdot (R + V \cdot t)}{c} = \frac{2(R + V \cdot (mT + t_s))}{c}$$

де c – швидкість поширення електромагнітних хвиль.

Після обробки сигналу в приймальному пристрої за розглянутою на рис. 1.4 схемою сигнал на фільтра нижніх частот (ФНЧ), який називають різницевим, можна представити у вигляді

$$x(t_s, mT) = C \cos(2\pi(\frac{2BR}{cT}t_s + \frac{2f_c V}{c}mT) + \frac{4\pi f_c R}{c}) \quad (1.4)$$

де $\frac{2BR}{cT} = f_b$ - складова, що пропорційна дальності до цілі, $\frac{2f_c V}{c} = f_d$ - складова, що пропорційна швидкості цілі, $\frac{4\pi f_c R}{c}$ - постійна фазова складова.

Отриманий різницевий сигнал (1.4) можна розглядати, як двовимірний гармонійний сигнал з аргументами mT, t_s . Часові відліки mT утворюють набір значень, так званого, повільного часу, тоді як змінна t_s отримала назву швидкого часу. Тоді параметри f_b і f_d є частотами двовимірного гармонійного сигналу. Вони можуть бути отримані шляхом двовимірного перетворення Фур'є над сигналом $x(mT, t_s)$ і подальшого спектрального аналізу отриманого двовимірного спектру. Оскільки різницевий сигнал дискретизується у часі, то для розрахунку спектру сигналу $x(mT, t_s)$ використовується двовимірне ДПФ. Для цього дискретизований різницевий сигнал представляється у вигляді FMCW матриці, яка зображена на рисунку 1.6. Відліки різницевого сигналу кожного періоду записуються у відповідні стовпці FMCW матриці. Таким чином кількість рядків матриці відповідає кількості відліків сигналу на одному періоді M , а кількість стовпців N дорівнює кількості періодів, що розглядаються.

В результаті двовимірного ДПФ над FMCW матрицею розраховується далекомірно-доплерівський портрет (дальнісно-доплерівська матриця), яка містить двовимірний спектр сигналу $x(mT, t_s)$ [46, 49].

Як випливає з виразу (1.4) параметр f_b є частотою сигналу $x(t_s, mT)$ за швидким часом t_s і пропорційний дальності до цілі. Частота f_b також є миттєвою різницею частот між зондуючим та прийнятим сигналами. Таким чином, знайшовши різницеву частоту f_b можна розрахувати відстань до цілі за формулою:

$$R = \frac{f_b c T}{2B}. \quad (1.5)$$

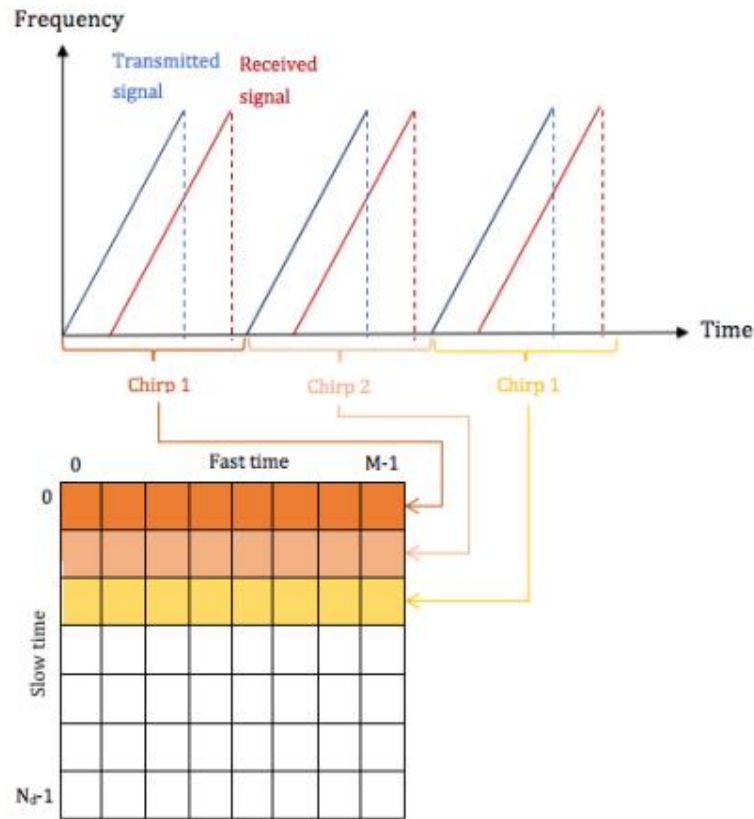


Рис. 1.6 FMCW матриця

Як випливає з виразу (1.4) параметр f_d є частотою сигналу $x(mT, t_s)$ за повільним часом mT і пропорційний швидкості цілі. Частота f_d також

дорівнює доплерівському зсуві частоти. Таким чином, знайшовши доплерівську частоту f_d можна розрахувати швидкість цілі за формулою:

$$V = \frac{f_d \cdot c}{2 \cdot f_c} \quad (1.6)$$

Роздільна здатність по дальності ΔR , характеризується мінімальною відстанню, на якій можна розрізнити дві окремі цілі.

Для того, щоб можна було виявити два різні об'єкти, різниця частот різницевого сигналу f_b , не може бути меншою, ніж смуга сигналу зондування B .

$$\Delta R = \frac{c}{2B} \quad (1.7)$$

Роздільна здатність по швидкості ΔV характеризується мінімальною швидкістю, на якій можна розрізнити дві окремі цілі, на одній і тій самій відстані. Так як доплерівська частота змінюється протягом послідовної кількості періодів mT і обмежена роздільною здатністю по доплерівській частоті частоти ($\Delta f_d \geq \frac{1}{mT}$). Роздільна здатність по швидкості описується як:

$$\Delta V = \frac{\lambda}{2mT} \quad (1.8)$$

Базовою задачею первинної обробки радіолокаційної інформації є виявлення цілі. Вихідною інформацією для алгоритмів виявлення сигналів цілей в FMCW радарі є далекомірно-доплерівський портрет [46].

Для виявлення сигналів цілі на далекомірно-доплерівському портреті широко використовуються алгоритми сімейств CFAR (Constant False Alarm Rate) [50-51].

Принцип функціонування алгоритму виявлення CFAR у загальному вигляді полягає в аналізі відліків сигналу після детектору, локалізованих у межах ковзного вікна. Для забезпечення постійного рівня хибної тривоги в таких алгоритмах відбувається ковзне оцінювання невідомої потужності шуму.

Якщо значення вирішальної статистики, яке знайдене в межах ковзного вікна, перевищує значення цього порога, ухвалюється рішення про наявність цілі.

Розглянемо роботу алгоритму CFAR на прикладі виявлення сигналу з невідомою амплітудою і початковою фазою на далекомірному портреті. Структурна схема пристрою, що реалізує алгоритм виявлення CFAR представлена на рис. 1.7.

Ковзне вікно CFAR реалізується за допомогою лінії затримки, на яку кожен такт потрапляє новий відлік з дальнісного портрету. Допускається, що ціль може знаходитися тільки в центральні комірці лінії затримки з вирішальною статистикою x . В усіх інших комірках присутня тільки шумова складова. Отже оцінка невідомої потужності шуму на ковзному вікні розраховується, як середнє значення потужності шуму в елементах лінії затримки.

$$Z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1.9)$$

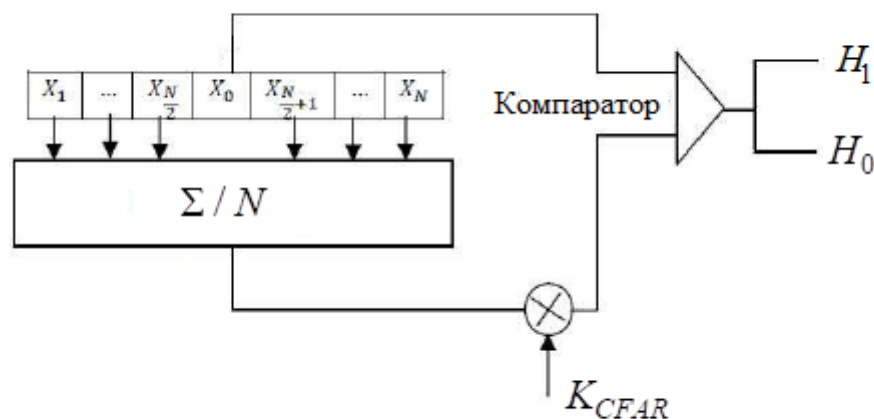


Рисунок 1.7 – Структура пристрою CFAR

Отримана оцінка множиться на коефіцієнт K_{CFAR} , величина якого визначається заданим значенням ймовірності хибної тривоги. Отриманий

порог порівнюється із значенням вирішальної статистики x , отриманому в тестовій комірці розрізнення за дальністю. Рішення про наявність \hat{H}_1 чи відсутність цілі \hat{H}_0 в тестовій комірці приймається у випадку перевищення порогового значення xK_{CFAR} . Вирішальне правило перевірки статистичних гіпотез щодо наявності або відсутності сигналу цілі в тестовій комірці має вигляд

$$\begin{array}{c} \hat{H}_1 \\ x \geq xK_{CFAR} \\ \hat{H}_0 \end{array} \quad (1.10)$$

Алгоритми виявлення з постійним рівнем хибної тривоги CFAR найбільш ефективні коли завада є неоднорідною і має різні рівні потужності на. У випадку однорідного шуму розглянута процедура лише призводить до надлишкових обчислювальних витрат. Розміри ковзного вікна як правило є обмеженими, що не дозволяє отримати оцінку потужності шуму з необхідною точністю. Також недоліком таких детекторів є можливе невиявлення цілей, що розташовані близько одна від одної, які знаходяться в межах ковзного вікна за рахунок впливу сигнальних відліків на оцінку потужності шуму [52, 53].

В більшості випадках шумову складову FMCW радару на далекомірно-доплерівському портреті можна вважати стаціонарною з постійною, але невідомою потужністю. В якості математичної моделі корисного сигналу від цілі може бути використаний гармонійний сигнал з невідомими амплітудою, частотою і початковою фазою [52, 53]. Отже актуальною задачею є розробка методу адаптивного виявлення гармонійного сигналу з невідомими параметрами, отриманого на інтервалі когерентного накопичення FMCW радару при невідомій потужності завади.

1.3 Аналіз методів радіолокаційного виявлення траєкторій і супроводження рухомих цілей

При первинній обробці радіолокаційної інформації вирішуються завдання виявлення і вимірювання координат положення цілі відносно РЛС. Виявлення цілі виконується шляхом порівняння вирішальних статистик, які обчислюються в пристрої оптимальної обробки, з обраним порогом. Координати положення як справжніх, так і хибних цілей надходять в пристрій вторинної обробки. При вторинній обробці на основі отриманих оцінок вирішуються такі основні завдання: виявлення траєкторій цілей, супроводження траєкторій цілей, скидання траєкторій з супроводження, траєкторні розрахунки в інтересах споживачів радіолокаційної інформації. Ці завдання включають в себе оцінювання параметрів траєкторії, що задається векторною функцією, розрахунок згладжених і екстрапольованих координат, а також операцію стробування відміток цілей. Взаємозв'язок задач первинної і вторинної обробки радіолокаційної інформації наведено на рис. 1.8.

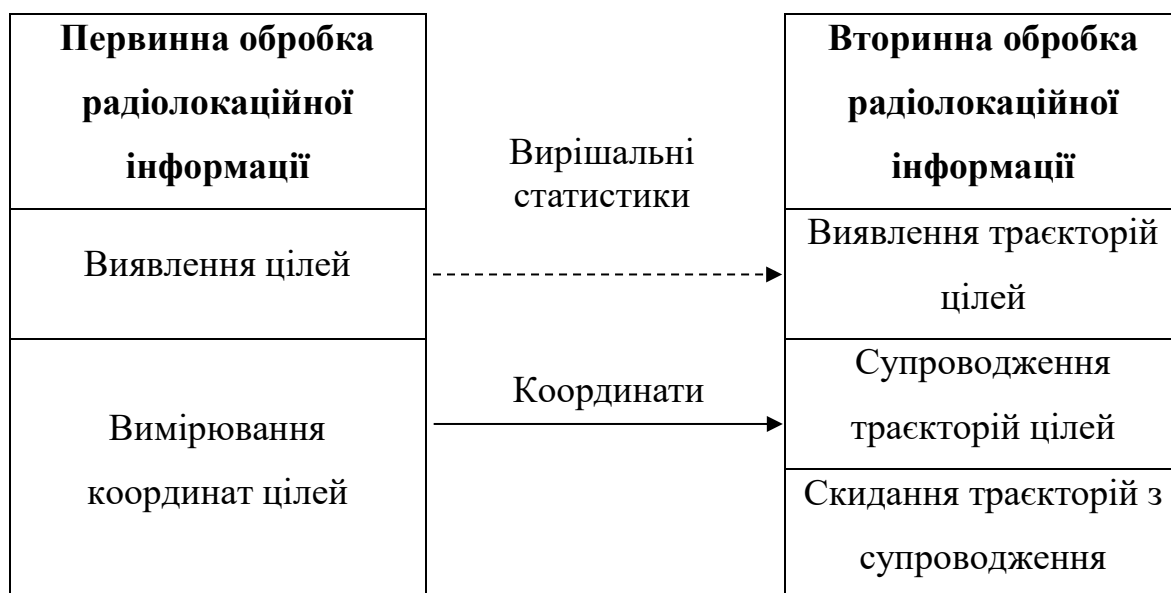


Рисунок 1.8 - Етапи обробки радіолокаційної інформації

Особливості МБПЛА як об'єктів радіолокаційного спостереження, до яких можна віднести екстремально низькі значення ЕПР порядку $0,01 \dots 0,5 \text{ м}^2$, малі висоти та швидкості польоту, викликають необхідність коригування традиційних підходів до вибору параметрів, а також алгоритмів функціонування пристроїв первинної та вторинної обробки радіолокаційної інформації.

При використанні для виявлення МБПЛА РЛС з когерентним накопиченням сигналів, підвищення дальності виявлення можна досягти за рахунок збільшення потужності зонduючого сигналу, коефіцієнта підсилення антени, часу когерентного накопичення, зниження порогового ВСШ.

Збільшення потужності зонduючого сигналу є простим способом збільшення дальності виявлення і найчастіше використовується на практиці. Однак жорсткі вимоги до гранично допустимого рівня опромінення, що визначаються екологічними обмеженнями, вимагають зниження потужності, особливо для РЛС, що використовуються в районах житлових забудов [46, 54].

Значення коефіцієнта підсилення антени РЛС обмежено її геометричними розмірами, і для переносної РЛС, що швидко розгортається, з розмірами апертури антени не більше 1 м не перевищує значення 30 дБ [55].

Збільшити час когерентного накопичення важко через обмеження, що визначаються часом кореляції флуктуацій амплітуд відбитих сигналів [56].

Зниження порогового ВСШ є найбільш прийнятним варіантом збільшення дальності виявлення цілі РЛС. Основний недолік даного методу – значне зростання кількості хибних перевищень порога виявлення. Так, для забезпечення прийнятної ймовірності правильного виявлення МБПЛА $D \geq 0.9$ зниження порога виявлення може призводити до значного зростання ймовірності хибної тривоги $a \geq 10^{-3}$ і більше і супроводжується появою великої кількості хибних відміток.

Першою і невід'ємною задачею вторинної обробки радіолокаційної інформації є виявлення траєкторії цілі [57,58]. Одна відмітка, отримана в будь-

якому огляді РЛС, не дозволяє прийняти рішення про наявність цілі в зоні огляду із заданою ймовірністю. Особливо це характерно для складної задової обстановки, коли число хибних відміток велике. Завдання виявлення траєкторії цілі дозволяє з заданою ймовірністю прийняти рішення про наявність цілі в області огляду РЛС, перш ніж передати її на супроводження. Це дозволяє раціонально використовувати ресурси РЛС, підтримуючи компроміс між допустимим числом хибних траєкторій, швидкістю зав'язки і помилковим скиданням траєкторій цілей.

Завдання виявлення траєкторії цілі при наявності хибних вимірювань полягає в перевірці двох альтернативних гіпотез: H_0 - гіпотези про відсутність траєкторії цілі і H_1 - гіпотези про наявність траєкторії цілі.

До числа найбільш простих (які не вимагають значних обчислювальних витрат) відносяться методи виявлення траєкторії цілі з використанням евристичних критеріїв послідовних випробувань l/n [57-60], які знаходять широке застосування на практиці. У таких алгоритмах обробка отриманих вимірювань виконується в межах вибраного вікна розміром n . Принцип даного підходу полягає в тому, що якщо ціль виявляється в стробі супроводження l раз в n періодах огляду, то приймається рішення про виявлення траєкторії цілі і передачі її на супроводження. В іншому випадку зав'язана траєкторія відкидається. Тривалість такого підходу не перевищує n періодів огляду. Але такі алгоритми є непрацездатними при малому ВСШ.

Оптимальне виявлення траєкторії може здійснюватися або по фіксованому числу відміток, або за критерієм Вальда [61,62]. Алгоритм роботи детектора, побудованого на основі критерію Неймана-Пірсона, зводиться до формування відношення правдоподібності і порівнянні його з порогом.

При перевищенні порогу приймається рішення про виявлення траєкторії цілі, в противному – про її відсутність. Поріг визначається по заданій ймовірності хибної тривоги. Детектор на основі критерію Неймана-Пірсона забезпечує рішення сформульованої задачі на фіксованому інтервалі.

Критерій Вальда [63,64] враховує послідовний характер надходження даних. При цьому інтервал спостереження не фіксується. Особливістю цього підходу є порівняння відношення правдоподібності з двома порогами. Якщо відношення правдоподібності більше верхнього порогу приймається рішення про виявлення траєкторії цілі, якщо воно менше нижнього порогу приймається рішення про відсутність траєкторії. При невиконанні розглянутих умов спостереження продовжується.

Послідовний метод дозволяє зменшити середній час виявлення траєкторії цілі в порівнянні з оптимальним методом прийняття рішення при фіксованому числі оглядів за критерієм Неймана-Пірсона [35,39], що дозволяє скоротити загальну кількість перевірених гіпотез про наявність невиявлених цілей в зоні огляду. Критерій Вальда фіксує необхідні характеристики ефективності і дозволяє варіювати кількість оглядів в залежності від отриманих спостережень, в порівнянні з критеріями фіксованого обсягу вибірки. Так, виграш в порівнянні з детектором Неймана-Пірсона становить в часі виявлення істинної траєкторії приблизно $\eta_{it} \approx D_{\Sigma T}$, а в часі виявлення хибної траєкторії $\eta_{xt} \approx \ln(\alpha_{\Sigma T}) / \ln(1 - D_{\Sigma T})$ [46, 49, 55].

У традиційній постановці задачі виявлення траєкторії цілі використовується тільки координатна інформація, а додаткова інформація у вигляді вирішальних статистик відміток не використовується. Однак такі методи малоефективні при значному числі хибних відміток в стробі супроводження [57].

Для підвищення ефективності виявлення рухомої цілі при малих ВСШ використовується міжоглядове накопичення сигналів. Такий підхід отримав назву супроводження до виявлення [65, 66], внаслідок того, що для виділення сигналів цілі визначається її траєкторія, а рішення про виявлення цілі виноситься після декількох оглядів. При вирішенні задачі супроводження до виявлення також використовують як критерій Неймана -Пірсона [66, 67], так і

критерій Вальда. Методи, що використовують критерій Неймана-Пірсона, отримали назву пакетні.

У методах супроводження до виявлення спільно обробляються всі отримані дані з декількох послідовностей оглядів, після чого виноситься рішення про виявлення цілі і її траєкторії. При цьому для визначення траєкторії цілі використовуються прості моделі руху цілі, і оцінювання параметрів руху не виконується. Це обумовлено тим, що в результаті зниження первинного порога для виявлення слабких цілей значно збільшується число виявлених відміток, що призводить до необхідності супроводжувати велику кількість траєкторій одночасно. При цьому різко зростають вимоги до обчислювальних пристроїв супроводження.

Рішення про виявлення цілі при використанні супроводження до виявлення еквівалентно рішення про виявлення її траєкторії. При цьому при некогерентному сумуванні використовуються вирішальні статистики відміток цілі.

У [61, 67] при виявленні траєкторії цілі при наявності декількох відміток кожна з них розглядається як продовження зав'язаної траєкторії (рис.1.9), що призводить до її розгалуження і формування багатьох гіпотез. Такі алгоритми виявлення траєкторії отримали назву деревовидні. Для перевірки кожної з гіпотез пропонується застосовувати критерій Вальда, а також при розрахунку окремих відношень правдоподібності використовувати значення вирішальних статистик відміток, отриманих при первинній обробці сигналу. Однак при великій кількості хибних відміток число гіпотез, що перевіряються, зростає експоненціально, що призводить до величезних обчислювальних витрат.

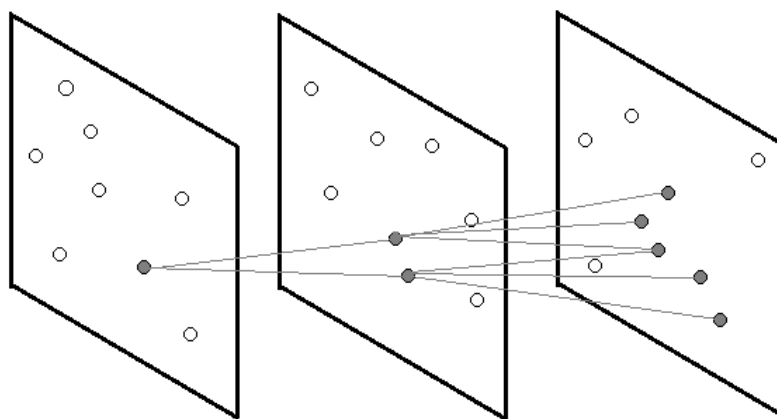


Рисунок 1.9 — Розгалуження траєкторії цілі при наявності хибних відміток

Таким чином, недоліками відомих пакетних методів виявлення траєкторії цілі на основі критерію Неймана-Пірсона та деревовидних послідовних методів виявлення на основі критерію Вальда, в яких використовуються вирішальні статистики відміток, є великі обчислювальні витрати при малих ВСШ в силу необхідності перебору можливих варіантів переміщення цілі від огляду до огляду. Це значно ускладнює їх використання в малогабаритних РЛС, що мають значні обмеження на масогабаритні характеристики і функціонують в режимі реального часу.

Широке використання для ототожнення відмітки в стробі при виявленні траєкторії цілі знаходить критерій «найсильніший сусід», при якому в якості цільової обирається відмітка з максимальною вирішальною статистикою в стробі супроводження [68]. Для підвищення ефективності виявлення траєкторії цілі доцільно враховувати значення достатньої статистики найсильнішої відмітки при побудові алгоритму виявлення траєкторії цілі.

Тому, актуальною задачею є розробка методу послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки при малих відношеннях сигнал/шум, що забезпечує більшу ефективність у порівнянні з послідовним алгоритмом виявлення траєкторії, в якому не враховуються достатні статистики відміток і який не вимагає значних обчислювальних витрат.

Виявлена траєкторія цілі передається на супроводження [57-61]. На цьому етапі в якості початкових даних зазвичай використовуються отримані параметри виявленої траєкторії. В процесі супроводження цілей вирішуються дві основні задачі:

- ототожнення отриманих відміток з траєкторіями цілей, що супроводжуються;
- оцінювання параметрів руху цілей, що супроводжуються.

Перша задача вирішується виключно в інтересах спостереження за траєкторіями. На етапі ототожнення отриманих відміток з траєкторіями цілей, що супроводжуються, виконується перевірка попадання координат відміток в строби супроводження і відбір нових відміток для подальшої обробки.

Після завершення етапу ототожнення отриманих відміток цілями, що супроводжуються, виконується уточнення (оцінювання) параметрів руху цілей за отриманими вимірюваннями, а також розрахунок прогнозованих характеристик руху цілей і стробів супроводження на заданий інтервал часу. Друге завдання вирішується, крім того, в інтересах споживачів радіолокаційної інформації, так як отримані в процесі параметри траєкторії використовуються для оцінки обстановки і прийняття відповідних рішень.

Для вирішення задачі супроводження цілі було розроблено ряд підходів, які можна розділити на байєсівські і небайєсівські [61, 69-70]. Небайєсівські алгоритми супроводження не враховують апріорну інформацію про походження відміток. Їх можна розділити на евристичні, які містять неявну цільову функцію, і методи максимально правдоподібного оцінювання, які характеризуються тим, що рішення про продовження супроводження або про скидання траєкторії приймається після розрахунку функції правдоподібності кожної гіпотетичної траси, без оцінки її апостеріорної ймовірності. Вони мають деревовидний характер, оскільки в них кожна з стробуючих відміток розглядається як продовження супроводжуваної траєкторії, що призводить до її розгалуження і формування багатьох гіпотез. Тому дані алгоритми отримали назву багатогіпотезні алгоритми супроводження. Однак при збільшенні числа

хибних відміток число гіпотез, що перевіряється, зростає експоненціально, що призводить до величезних обчислювальних витрат. Побудова квазіоптимальних небайесовських алгоритмів базується на обмежені числа розглянутих гіпотез за допомогою евристичних процедур [70]. Дані алгоритми розглядають як небайесівський варіант алгоритма багатогіпотезного супроводження.

Байесівські алгоритми супроводження при оцінці стану цілі враховують апріорну інформацію про походження відміток. При їх використанні розраховуються апостеріорні ймовірності походження відміток, які враховуються при обчисленні оцінки параметрів руху цілі. Оптимальний байесівський алгоритм супроводження цілі є найкращим байесівським фільтром і забезпечує потенційні показники ефективності. Він враховує наявність однієї супроводжуваної цілі при довільному числі хибних відміток на кожному огляді. Оцінка стану обчислюється з врахуванням всіх вимірювань від початку роботи до поточного огляду. Однак оптимальний байесівський фільтр має деревовидний характер, що призводить до величезних обчислювальних витрат [57, 58, 69, 70].

Для зменшення обчислювальних витрат при вирішенні задачі ототожнення відміток в стробі супроводження було розроблено евристичні методи «найближчий сусід» [69] і метод «найсильніший сусід» [68]. У першому методі за продовження траєкторії приймається найближча до прогнозованого положення цілі відмітка. Однак даний алгоритм має низьку ефективність в інтенсивній завадовій обстановці. У другому - за продовження траєкторії приймається відмітка, яка має найбільше значення вирішальної статистики. Метод «найсильніший сусід» часто дозволяє покращити характеристики супроводження цілі при наявності хибних відміток у порівнянні з методом «найближчий сусід».

Важливе значення має квазіоптимальний байесовський алгоритм супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних (Probabilistic Data Association) [3, 71]. Цей підхід ґрунтується на тому, що на кожному огляді

формується гіпотези ототожнення - можливі варіанти побудови траєкторії і розраховуються їх апостеріорні ймовірності. Після цього з усіх стробованих відміток формують одну, яка є зваженою сумою всіх стробованих відміток. Алгоритм супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних відноситься до класу псевдобайєсовських алгоритмів з нульовою пам'яттю. У ньому не зберігаються окремі варіанти траєкторій, оскільки всі вони об'єднуються на кожному черговому огляді. За рахунок скорочення числа гіпотез для його реалізації часто потрібні прийнятні обчислювальні витрати.

На сьогодні алгоритм супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних є найкращим щодо співвідношення якості і обчислювальних витрат. Тому він отримав широке практичне застосування і є основою більшості алгоритмів супроводження в завадах. Також в [1, 2] ефективність алгоритму супроводження в умовах завад на основі алгоритму супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних була покращена за допомогою використання вирішальних статистик відміток. Їх використання дозволяє значно покращити ідентифікацію відміток цілі в завадовій обстановці. Але ж недоліком алгоритму супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних є те, що він не враховує різні види руху цілі.

Сучасні МБПЛА, відносяться до інтенсивно маневруючих цілей, які спроможні здійснювати різкі зміни напрямку руху, інтенсивні маневри, а також зависати і не рухатись у просторі. Це обумовлює необхідність використання при розробці алгоритмів траєкторної обробки адекватних методів оцінювання параметрів руху цілі, які враховують її можливі маневри. Тому, актуальною задачею є розробка методу адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних FMCW радаром з використанням вирішальних статистик відміток і розпізнаванням різних видів його руху.

Важливим етапом вторинної обробки радіолокаційної інформації є виявлення зриву супроводження траєкторії цілі, після чого здійснюється її скидання. Його завданням є зняття з супроводження траєкторій, які не

належать цілям, внаслідок чого запобігається видача завідомо неправдивих розрахунків споживачам, а також відбувається звільнення обчислювальних ресурсів ЕОМ. Необхідно відмітити, що задачу про виявлення зриву супроводження цілі можна розглядати як задачу виявлення її траєкторії, яка полягає в перевірці двох альтернативних гіпотез про відсутність і наявність траєкторії цілі.

Зрив може бути зумовлений багатьма причинами, серед яких [57, 70]:

- розходження траєкторного фільтра внаслідок невідповідності закладеної в ній моделі реальному характеру руху цілі;
- накопичення похибки ототожнення при супроводженні цілі в умовах великої щільності хибних відміток;
- відсутності відміток через низьку ймовірність виявлення цілі в РЛС;
- поява аномальних похибок вимірювань та ін.

Особливе значення задача виявлення зриву супроводження набуває при малих ВСШ, яка характеризується значним числом хибних відміток в зоні огляду.

При прийнятті рішення про скидання траєкторії з супроводу, поруч із пропусками відміток для її продовження, повинна враховуватися низка факторів, таких як значущість цілі, поточні координати, напрям руху та інші [69, 70]. Однак введення такого обліку тактичних чинників є надзвичайно складний як по суті, так і через обмежену продуктивність ЕОМ для обробки радіолокаційної інформації. Тому основною ознакою прийняття рішення про скидання траєкторії з супроводу є поява деякої порогової комбінації пропусків відміток у стробах супроводу за критерієм l / n .

При виборі порога скидання траєкторії також можна виходити з деякого еквівалента кількості інформації, накопиченої у процесі поточного супроводу траєкторії цілі. Цю кількість інформації можна характеризувати, наприклад, точносними характеристиками прогнозування положення цілі у наступному огляді за даними попередніх вимірювань. Зі збільшенням числа пропусків відміток невизначеність прогнозування положення цілі в наступному огляді збільшується, що призводить до необхідності збільшувати розміри стробу.

При деякому числі пропусків поспіль (або при певній комбінації наявності та пропусків відміток) розміри стробу супроводу досягають розмірів стробу первинного захоплення, що відповідає максимальній невизначеності в положенні цілі, коли параметри її руху невідомі. Подальше збільшення розмірів стробу можна вважати недоцільним. Однак розглянуті алгоритми є неефективними при малому ВСШ. Це обумовлено тим, що при відсутності цільової відмітки в стробі, на супроводження братимуться хибні відмітки, що призводить до втрати траєкторії цілі і супроводження хибної траси.

В роботах [1, 21, 70] для отримання можливості виявляти зрив супроводження неманевруючої цілі запропоновано використовувати алгоритм на основі моделі з випадковою структурою [21]. Модель однієї структури описує рух цілі, інший – відсутність цілі. Перемикання між моделями відбувається стрибкоподібно в випадковий момент часу і описується ланцюгом Маркова з заданою матрицею ймовірностей переходів. В отриманому алгоритмі обчислюються апостеріорні ймовірності наявності і відсутності такої цілі в траєкторії, що супроводжується. При цьому для ідентифікації відмітки цілі в стробі супроводження використовується інформація про просторове положення вимірювань, а також значення вирішальних статистик цільової і хибної відміток. Це дозволило виявляти зрив супроводження цілі в умовах складної завадової обстановки.

В роботі [69] запропонований алгоритм виявлення зриву супроводження траєкторії при використанні багатогіпотезного алгоритму супроводження, який використовує послідовний критерій Вальда і враховує вирішальні статистики. Недоліком алгоритму є велика обчислювальна складність, яка є характерною для розгалужених алгоритмів.

Як відмічалось вище, найбільшого поширення на практиці для прийняття рішення щодо зриву супроводження отримали евристичний критерій l/n [60, 69, 70], відповідно до яких скидання траєкторії з супроводження виконується, якщо отримано l або менше рішень про виявлення в останніх n оглядах. Але якщо в зоні огляду РЛС присутня значна

кількість хибних відміток, ефективність алгоритмів виявлення зриву за критерієм l/n значно знижується.

Як відмічалось в підрозділі 1.2, для виявлення сигналів цілі FMCW радаром широко використовуються алгоритми сімейств CFAR (Constant False Alarm Rate) [36-37]. Для забезпечення постійного рівня хибної тривоги в таких алгоритмах відбувається ковзне оцінювання невідомої потужності шуму в межах вікна для корегування порогу CFAR детектору. Тому закон розподілу вирішальних статистик хибних відміток є відомим і описується центральним розподілом хі-квадрат [53, 58].

Недоліком алгоритму виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n є те, що він не використовує наявну інформацію про значення вирішальних статистик відміток, отриманих з виходу оптимального приймача первинної обробки сигналів. При зриві супроводження цільова відмітка в стробі відсутня. Відомий закон розподілу накопичених вирішальних статистики хибних відміток можна розглядати як основну гіпотезу. Для підвищення ефективності виявлення траєкторії цілі за критерієм l/n доцільно перевірити основну гіпотезу щодо закону розподілу накопичених вирішальних статистик найсильнішої відмітки в стробі супроводження проти альтернативи із заданим рівнем значущості [69, 70]. Підтвердження основної гіпотези можна розглядати як пропуск цілі, як і у випадку ситуації відсутності відміток в стробі супроводження.

Тому, становить інтерес розробка методу виявлення зриву супроводження МБПЛА FMCW радаром за критерієм l/n з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки, який дозволяє підвищити ефективність виявлення зриву при малих відношеннях сигнал/шум і не потребують значних обчислювальних витрат.

1.4 Постановка задачі дослідження.

Таким чином, процес виявлення траєкторії цілі і її супроводження різко ускладнюється при малому ВСШ, що характеризується значним числом хибних відміток в секторі огляду. Основні труднощі полягають у виборі відмітки для продовження побудови траєкторії. Це призводить до того, що навіть при відсутності відмітки цілі в стробі, на супроводження братимуться хибні відмітки, що може призводити до втрати траєкторії цілі і супроводження хибної траси. При цьому відбувається перевантаження обчислювальних засобів. Для підвищення ефективності вирішення задач вторинної обробки радіолокаційної інформації при супроводженні МБПЛА при наявності хибних відміток в якості додаткової інформації [1-3] запропоновано використовувати вирішальні статистики (амплітудну інформацію) з виходу оптимального приймача первинної обробки сигналів. Оскільки закони розподілу вирішальних статистик хибних і цільових відміток можуть значно відрізнятися, то це дозволяє більш достовірно виділяти серед хибних відміток цільові.

Метою роботи є підвищення ефективності виявлення траєкторії і супроводження МБПЛА FMCW радаром при малих ВСШ, шляхом розробки методів траєкторної обробки, що використовують вирішальні статистики відміток і не вимагають значних обчислювальних витрат.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні наукові завдання:

1. Проаналізувати методи радіолокаційного виявлення і супроводження траєкторії цілі при наявності хибних відміток.
2. Вдосконалити метод виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму.
3. Вдосконалити метод послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром на основі критерію Вальда, шляхом використання вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження.

4. Розробити метод адаптивного супроводження маневруючого МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток

5. Вдосконалити метод виявлення зриву супроводження траєкторії МБПЛА за критерієм l/n з накопиченням вирішальних статистик найсильніших відміток.

6. Оцінити ефективність отриманих алгоритмів шляхом статистичного моделювання на ЕОМ.

7. Розробити рекомендації щодо побудови FMCW радара в надвисокочастотному діапазоні радіохвиль та практичної реалізації розроблених алгоритмів.

Висновки до розділу 1

1. Технології МБПЛА окрім використання у військовій сфері знаходять все більше застосування у багатьох галузях народного господарства, а також для задоволення потреб комерційних і приватних споживачів. Доступність і масове використання МБПЛА породжують новий клас загроз: падіння, вторгнення в приватне життя, фотозйомка засекречених об'єктів, контрабанда, можливість терактів, зіткнення з повітряними транспортними засобами, що призводить до необхідності розробки систем, які вирішують задачі визначення їх місцеположення і параметрів руху. На сьогодні, в провідних країнах світу вирішення задачі нейтралізації загроз від використання МБПЛА і створення відповідних систем захисту виведено на рівень національної безпеки.

2. Ключове місце у складі систем протидії МБПЛА займають РЛС. Порівняно з оптико-електронними, акустичними або засобами радіотехнічної розвідки, РЛС потенційно забезпечують достатню дальність виявлення та точність видачі цілевказівки засобам активної протидії вдень і вночі. Перспективних засобів виявлення рухомих цілей на малих відстанях є FMCW

радар, який забезпечує: високоточне вимірювання дальності, а також радіальної швидкості, кращу безпеку через відсутність імпульсного випромінювання з великою потужністю; низьке енергоспоживання.

3. У багатьох практичних застосуваннях FMCW радару шумову складову на далекомірно-доплерівському портреті можна вважати стаціонарною з постійною, але невідомою потужністю. В якості математичної моделі корисного сигналу від цілі може бути використаний гармонійний сигнал з невідомими амплітудою, частотою і початковою фазою. Тому актуальною задачею є розробка методу адаптивного виявлення гармонійного сигналу з невідомими параметрами, отриманого на інтервалі когерентного накопичення FMCW радару при невідомій потужності завади.

4. Особливістю МБПЛА як об'єктів радіолокаційного спостереження є екстремально низькі значення ефективної площі розсіювання (ЕПР) порядку $0,01 \dots 0,5 \text{ м}^2$, що викликає необхідність коригування традиційних підходів до вибору параметрів, а також алгоритмів вторинної обробки радіолокаційної інформації.

5. У традиційних алгоритмах виявлення траєкторії цілі використовується тільки координатна інформація. Відомі методи супроводження до виявлення та деревовидні послідовні методи виявлення траєкторії цілі вимагають великих обчислювальних витрат при значній кількості хибних відміток. Тому, актуальною задачею є розробка методу послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки при малих ВСШ, що забезпечує більшу ефективність у порівнянні з послідовним алгоритмом виявлення траєкторії, в якому не враховуються достатні статистики відміток і який не вимагає значних обчислювальних витрат.

6. Алгоритм супроводження цілі з ймовірнісним об'єднанням даних є найкращим щодо співвідношення якості і обчислювальних витрат і отримав широке застосування в системах траєкторного супроводження при наявності завад. Для підвищення ефективності супроводження цілі в умовах

інтенсивних завад в ньому також були використані вирішальні статистики відміток. Недоліком алгоритму супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних є те, що він не враховує різні типи руху цілі. Сучасні МБПЛА відносяться до інтенсивно маневруючих цілей, які спроможні здійснювати різкі зміни напрямку руху, інтенсивні маневри, а також зависати і не рухатись у просторі. Тому, актуальною задачею є розробка методу супроводження маневруючого МБПЛА за даними РЛС при наявності хибних вимірювань з використанням вирішальних статистик відміток і розпізнаванням різних видів руху.

7. Найбільшого поширення на практиці для прийняття рішення щодо зриву супроводження отримав евристичний критерій l/n . Однак при наявності в зоні огляду значної кількості хибних відміток їх ефективність значно знижується. Недоліком алгоритму виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n є те, що він не використовує наявну інформацію щодо закону розподілу вирішальних статистик хибних відміток, отриманих з виходу приймача первинної обробки сигналів. Тому, актуальною задачею є розробка методу виявлення зриву супроводження МБПЛА FMCW радаром за критерієм l/n з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки, який дозволяє підвищити ефективність виявлення зриву при малих ВСШ і не потребують значних обчислювальних витрат.

РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ МБПЛА ТА ЙОГО ТРАЄКТОРІЇ FMCW РАДАРРОМ

2.1 Розробка методу виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму

Базовою задачею первинної обробки радіолокаційної інформації є виявлення цілі. Вихідною інформацією для алгоритмів виявлення сигналів цілей в FMCW радарі є далекомірньо-доплерівська матриця. У багатьох практичних застосуваннях FMCW радару шумову складову на далекомірньо-доплерівській матриці можна вважати стаціонарною з постійною, але невідомою потужністю. В якості математичної моделі корисного сигналу від цілі може бути використаний гармонійний сигнал з невідомими амплітудою, частотою і початковою фазою [52, 53]. За розглянутих умов задача виявлення цілі за даними FMCW радару може бути сформульована наступним чином. В процесі виявлення цілі в пристрої ЦОС на інтервалі когерентного накопичення розглядаються дві гіпотези [72, 73]:

$$\begin{aligned} H_1: x(n, m) &= A \cos(2\pi f n + 2\pi F m + \phi) + w(n, m), \\ H_0: x(n, m) &= w(n, m), \quad n = \overline{0, N-1}, m = \overline{0, M-1}, \end{aligned} \quad (2.1)$$

де A - амплітуда; ϕ - початкова фаза; f , F - нормовані різницева частота зондуючого і отриманого сигналів та доплерівський зсув частоти цілі

$$f = \frac{2\rho R}{c} \Delta t, \quad F = \frac{2f_c V_R n}{c} T;$$

ρ - швидкість зміни частоти ЛЧМ-сигналу; R - дальність до цілі; f_c - носійна частота; V_R - радіальна швидкість цілі; c - швидкість світла; Δt - крок дискретизації демодульованого сигналу; T - період модуляції ЛЧМ-сигналу; $w(n, m)$ - дискретний білий гаусівський шум з дисперсією σ^2 , яка в загальному випадку є невідомою.

Амплітуда A , частоти f , F та початкова фаза ϕ гармонійного сигналу є невідомими. Будемо вважати, що на інтервалі когерентного накопичення ціль знаходиться в межах одного елемента розрізнення за дальністю і радіальною швидкістю. В цьому випадку частоти f , F на інтервалі спостереження не змінюються.

В якості критерію оптимальності використовується критерій Неймана-Пірсона, який при заданій ймовірності хибної тривоги α_z забезпечує максимальну ймовірність правильного виявлення D .

На першому етапі розглянемо задачу виявлення гармонійного сигналу з невідомими параметрами A , ϕ , f , F , отриманого на інтервалі когерентного накопичення FMCW радару при відомій потужності шуму σ^2 . Вона відноситься до класу задач виявлення з параметричної апріорною невизначеністю [72, 73]. Застосуємо для її вирішення адаптивний підхід без вчителя з використанням методу максимальної правдоподібності [72]. В даному підході при відомому вимірюванні $x(n, m), n = \overline{0, N-1}, m = \overline{0, M-1}$ за критерієм максимальної правдоподібності визначаються оцінки невідомих параметрів. При цьому отримане максимальне значення функції правдоподібності невідомих параметрів використовується в якості функції правдоподібності гіпотези H_1 при подальшому вирішенні задачі оптимального виявлення.

На другому етапі у відповідності до адаптивного підходу з використанням навчаючої вибірки [53, 72] отримаємо оцінку $\hat{\sigma}^2$ невідомої дисперсії σ^2 шуму, яка в подальшому використовується в розглянутому на першому етапі алгоритмі виявлення. На основі методу інтервального оцінювання визначимо довірчі інтервали щодо ймовірностей хибної тривоги і виявлення цілі в залежності від об'єму тестової вибірки.

2.1.1 Виявлення сигналу FMCW радаром на інтервалі когерентного накопичення при відомій потужності шуму

Функція правдоподібності невідомих параметрів $L(A, f, F, \phi)$ має вигляд:

$$L(A, f, F, \phi) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{NM}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (x(n, m) - A \cos(2\pi fn + 2\pi Fm + \phi))^2 \right\}. \quad (2.2)$$

Враховуючи неперервність функції правдоподібності $L(A, f, F, \phi)$ перейдемо до розгляду її логарифму

$$\ln L(A, f, F, \phi) = c - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (x(n, m) - A \cos(2\pi fn + 2\pi Fm + \phi))^2, \quad (2.3)$$

де c - константа, що розраховується за формулою

$$c = -\frac{NM}{2} \ln(2\pi\sigma^2).$$

Представимо гармонійний сигнал у вигляді

$$\begin{aligned} A \cos(2\pi fn + 2\pi Fm + \phi) &= A \cos \phi \cos(2\pi(fn + Fm)) - A \sin \phi \sin(2\pi(fn + Fm)) = \\ &= A_c \cos(2\pi(fn + Fm)) + A_s \sin(2\pi(fn + Fm)), \end{aligned} \quad (2.4)$$

де A_c, A_s визначаються по формулам

$$A_c = A \cos(\phi); \quad A_s = -A \sin(\phi). \quad (2.5)$$

Відповідно на основі зворотного перетворення параметри A, ϕ зв'язані з A_c, A_s виразами

$$A = \sqrt{A_c^2 + A_s^2}; \quad \phi = \arctg\left(-\frac{A_s}{A_c}\right). \quad (2.6)$$

З врахуванням (2.4) перепишемо вираз (2.3) у вигляді

$$\begin{aligned} \ln L(A_c, A_s, f, F) &= c - \\ &- \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (x(n, m) - A_c \cos(2\pi(fn + Fm)) - A_s \sin(2\pi(fn + Fm)))^2. \end{aligned} \quad (2.7)$$

Перейдемо до отримання оцінок $\hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F}$. Максимізацію логарифму функції правдоподібності (2.7) будемо проводити в два етапи. Спочатку

визначимо умовні оцінки $\hat{A}_c(f, F)$, $\hat{A}_s(f, F)$ при заданих значеннях f, F і підставимо їх в вираз (2.7). На другому етапі знайдемо оцінки \hat{f}, \hat{F} . При цьому оцінки амплітуди \hat{A} і початкової фази $\hat{\phi}$ знаходяться за формулами (2.6).

Знайдемо оцінки $\hat{A}_c(f, F)$, $\hat{A}_s(f, F)$ за умови, що f, F відомі. Рівняння правдоподібності для оцінок $\hat{A}_c(f, F)$, $\hat{A}_s(f, F)$ мають вигляд

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \hat{A}_c} \ln L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, f, F) &= \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} 2(x(n, m) - \hat{A}_c \cos(2\pi f n + 2\pi F m) - \\ &- \hat{A}_s \sin(2\pi f n + 2\pi F m)) \cos(2\pi f n + 2\pi F m) = 0; \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \hat{A}_s} \ln L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, f, F) &= \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} 2(x(n, m) - \hat{A}_c \cos(2\pi f n + 2\pi F m) - \\ &- \hat{A}_s \sin(2\pi f n + 2\pi F m)) \sin(2\pi f n + 2\pi F m) = 0. \end{aligned} \quad (2.9)$$

Перетворимо систему рівнянь (2.8), (2.9) до виду

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (\hat{A}_c c^2(n, m) + \hat{A}_s s(n, m) c(n, m)) &= \\ = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) c(n, m) \end{aligned} \quad (2.10)$$

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (\hat{A}_c c(n, m) s(n, m) + \hat{A}_s s^2(n, m)) &= \\ = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) s(n, m) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Нехай $NM \gg 1$, тоді

$$\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} \cos^2(2\pi(fn + Fm)) \approx \frac{NM}{2}; \quad (2.12)$$

$$\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} \sin^2(2\pi(fn + Fm)) \approx \frac{NM}{2}; \quad (2.13)$$

$$\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} \cos(2\pi(fn + Fm)) \sin(2\pi(fn + Fm)) \approx 0; \quad (2.14)$$

За умови $NM \gg 1$ і враховуючи властивості гармонійних функцій, отримаємо

$$\hat{A}_c(f, F) = \frac{2}{NM} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \cos(2\pi(fn + Fm)); \quad (2.15)$$

$$\hat{A}_s(f, F) = \frac{2}{NM} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \sin(2\pi(fn + Fm)). \quad (2.16)$$

Підставимо оптимальні значення оцінок $\hat{A}_c(f, F)$, $\hat{A}_s(f, F)$ в логарифм функції правдоподібності (2.7)

$$\begin{aligned} \ln L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, f, F) &= c - \\ &- \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (x(n, m) - \hat{A}_c \cos(2\pi(fn + Fm)) - \hat{A}_s \sin(2\pi(fn + Fm)))^2 = \\ &= \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (x^2(n, m) - 2\hat{A}_c x(n, m) \cos(2\pi(fn + Fm)) - 2\hat{A}_s x(n, m) \sin(2\pi(fn + Fm)) + \\ &\quad + 2\hat{A}_c \hat{A}_s \cos(2\pi(fn + Fm)) \sin(2\pi(fn + Fm)) + \hat{A}_c^2 \cos^2(2\pi(fn + Fm)) + \hat{A}_s^2 \sin^2(2\pi(fn + Fm))). \end{aligned} \quad (2.17)$$

Враховуючи співвідношення (2.12)-(2.14), а також (2.15), (2.16), отримаємо

$$\ln L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, f, F) = c - \frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x^2(n, m) - \frac{NM}{2} (\hat{A}_c^2(f, F) + \hat{A}_s^2(f, F)) \right). \quad (2.18)$$

Перетворимо суму квадратів оцінок $\hat{A}_c(f, F)$, $\hat{A}_s(f, F)$ до вигляду

$$\begin{aligned} \hat{A}_c^2(f, F) + \hat{A}_s^2(f, F) &= \frac{4}{(NM)^2} \left[\left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \cos(2\pi(fn + Fm)) \right)^2 + \right. \\ &\quad \left. + \left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \sin(2\pi(fn + Fm)) \right)^2 \right] = \\ &= \frac{4}{NM} \frac{1}{NM} \left| \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \exp(-i2\pi(fn + Fm)) \right|^2 = \frac{4}{NM} \Gamma(f, F), \end{aligned} \quad (2.19)$$

де $\Gamma(f, F)$ – періодограма на частотах f, F [16].

В результаті отримаємо

$$\ln L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, f, F) = c - \frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x^2(n, m) - 2\Gamma(f, F) \right). \quad (2.20)$$

Вираз (2.20) представляє оптимізований за параметрами $\hat{A}_c(f, F)$, $\hat{A}_s(f, F)$ логарифм функції правдоподібності (2.7). На основі виразу (2.20) можуть бути отримані максимально правдоподібні оцінки частот \hat{f}, \hat{F} . Оптимальними значеннями \hat{f}, \hat{F} є такі, при яких $\ln L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, f, F)$ досягає максимуму. Це виконується за умови, що періодограма $\Gamma(f, F)$ приймає максимальне значення. Для пошуку максимуму $\Gamma(f, F)$ використовуються чисельні методи. Найбільш часто для оцінювання періодограми $\Gamma(f, F)$ використовується двомірне ДПФ. Для пошуку її максимуму використовуються частоти $f_k, k = \overline{0, N/2-1}$, $F_l, l = \overline{0, M-1}$. З врахуванням отриманих оцінок $\hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F}$ максимальне значення функції правдоподібності розраховується по формулі

$$L(\hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{NM}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x^2(n, m) - 2\Gamma(\hat{f}, \hat{F}) \right) \right\}. \quad (2.21)$$

Виконаємо синтез алгоритму виявлення. У відповідності до розглянутого підходу гіпотеза H_1 приймається якщо виконується нерівність [16, 17]

$$\Lambda(\hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F}) = \frac{L(H_1 | \hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F})}{L(H_0)} > \gamma. \quad (2.22)$$

В результаті оцінювання невідомих параметрів функція правдоподібності $L(H_1 | \hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F})$ описується виразом (2.21). При цьому відношення правдоподібності має вигляд:

$$\Lambda(\hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F}) = \frac{\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{NM}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x^2(n, m) - 2\Gamma(\hat{f}, \hat{F}) \right) \right\}}{\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{NM}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x^2(n, m) \right\}}. \quad (2.23)$$

Знайдемо логарифм відношення правдоподібності. Виконавши перетворення, отримаємо

$$\ln \Lambda(\hat{A}_c, \hat{A}_s, \hat{f}, \hat{F}) = \frac{\Gamma(\hat{f}, \hat{F})}{\sigma^2}. \quad (2.24)$$

Таким чином гіпотеза H_1 приймається за загальним правилом двоальтернативного виявлення у випадку:

$$\Gamma(\hat{f}, \hat{F}) > \sigma^2 \ln \gamma = \gamma'. \quad (2.25)$$

Структура пристрою виявлення наведена на рис. 2.1.

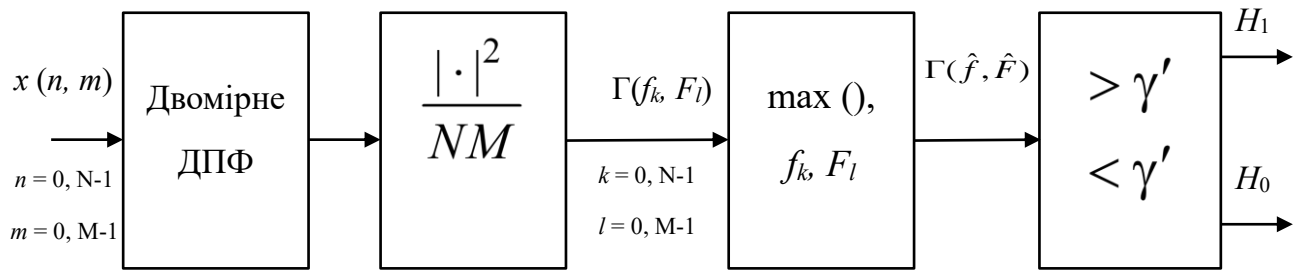


Рисунок 2.1 – Структура пристрою виявлення

Знайдемо оптимальний поріг γ' і характеристики виявлення такого алгоритму за критерієм Неймана – Пірсона. Представимо періодограму $\Gamma(\hat{f}, \hat{F})$ у вигляді:

$$\Gamma(\hat{f}, \hat{F}) = \xi_1^2 + \xi_2^2. \quad (2.26)$$

де

$$\xi_1 = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \cos\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) \quad (2.27)$$

$$\xi_2 = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) \sin\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) \quad (2.28)$$

Кожна з випадкових величин ξ_1, ξ_2 є результатом лінійного перетворення гаусівських випадкової величини $x(n, m)$, $n = \overline{0, N-1}, m = \overline{0, M-1}$. За умови справедливості гіпотези H_0 математичні сподівання випадкових величин ξ_1, ξ_2 дорівнюють нулю

$$E\{\xi_1 | H_0\} = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} E\{x(n, m)\} \cos\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) = 0 \quad (2.29)$$

$$E\{\xi_2 | H_0\} = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} E\{x(n, m)\} \sin\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) = 0 \quad (2.30)$$

Дисперсії приймають однакові значення

$$D\{\xi_1 | H_0\} = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} D\{x(n, m)\} \cos^2\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) \approx \frac{\sigma^2}{2}; \quad (2.31)$$

$$D\{\xi_2 | H_0\} = \frac{1}{NM} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} D\{x(n, m)\} \sin^2\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) \approx \frac{\sigma^2}{2}; \quad (2.32)$$

Отже періодограма $\Gamma(\hat{f}, \hat{F})$ представляє собою суму квадратів двох незалежних гаусівських випадкових величин. Тому якщо пронормувати ξ_1, ξ_2 на $\sqrt{0.5\sigma^2}$, то отримаємо при H_0 щільність розподілу ймовірності $f(\Gamma(\hat{f}, \hat{F})) = \chi^2$ (центральне розподілення хі-квадрат χ^2_2 з двома ступенями свободи).

За умови справедливості гіпотези H_1 математичні сподівання випадкових величин ξ_1, ξ_2

$$\begin{aligned} E\{\xi_1 | H_1\} &= \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} A \cos\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m + \phi)\right) \cos\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) \approx \\ &\approx \frac{\sqrt{NM}}{2} A \cos \phi = m_1; \end{aligned} \quad (2.33)$$

$$\begin{aligned} E\{\xi_2 | H_1\} &= \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} A \cos\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m + \phi)\right) \sin\left(2\pi(\hat{f}n + \hat{F}m)\right) \approx \\ &\approx -\frac{\sqrt{NM}}{2} A \sin \phi = m_2. \end{aligned} \quad (2.34)$$

Дисперсії ξ_1, ξ_2 за умови справедливості гіпотези H_1 однакові і також приймають значення $0.5\sigma^2$. Отже при H_1 щільність розподілення ймовірності

$f\left(\Gamma\left(\hat{f}, \hat{F}\right)\right)$ є нецентральним розподілом хі-квадрат $\chi^2_2(\lambda)$ з параметром не центральності λ , що розраховується по формулі

$$\lambda = \left(\frac{m_1}{\sigma/\sqrt{2}}\right)^2 + \left(\frac{m_2}{\sigma/\sqrt{2}}\right)^2 = \left(\frac{\sqrt{NM} \frac{A}{2} \cos \phi}{\sigma/\sqrt{2}}\right)^2 + \left(\frac{\sqrt{NM} \frac{A}{2} \sin \phi}{\sigma/\sqrt{2}}\right)^2 = \frac{NMA^2}{2\sigma^2}. \quad (2.35)$$

Розрахуємо ймовірність хибної тривоги. Особливістю отриманого алгоритму є необхідність перегляду $0.5NM$ відліків отриманої з використанням двовірного ДПФ періодограми $\Gamma(f_k, F_l)$ для пошуку її максимуму. Тому ймовірність хибної тривоги алгоритму виявлення α пов'язана з ймовірністю хибної тривоги в елементі розрізнення далекомірно-доплерівського портрету α_e співвідношенням

$$\alpha = 1 - (1 - \alpha_e)^{\frac{NM}{2}}. \quad (2.36)$$

Звідки

$$\alpha_e = 1 - \sqrt[2]{1 - \alpha} \approx \frac{2\alpha}{NM}. \quad (2.37)$$

Щільність ймовірності χ^2_2 є експоненційною. Тому

$$\begin{aligned} \alpha_e &= P\left\{\Gamma(f, F) > \gamma' \mid H_0\right\} = P\left\{\frac{\Gamma(f, F)}{\sigma^2/2} > \frac{\gamma'}{\sigma^2/2} \mid H_0\right\} = \\ &= \int_{2\gamma'/\sigma^2}^{\infty} \frac{1}{2} e^{-x/2} dx = \int_{\gamma'/\sigma^2}^{\infty} \frac{1}{2} e^{-z} dz = e^{-\gamma'/\sigma^2}. \end{aligned} \quad (2.38)$$

Тоді при заданій ймовірності хибної тривоги α_z і відповідно отриманій за формулою (2.37) ймовірності хибної тривоги α_{ez} оптимальний поріг розраховується по формулі

$$\gamma' = \sigma^2 \ln\left(\frac{1}{\alpha_{ez}}\right). \quad (2.39)$$

Знайдемо ймовірність виявлення

$$\begin{aligned}
D &= P\{\Gamma(f, F) > \gamma' | H_1\} = P\left\{\frac{\Gamma(f, F)}{\sigma^2/2} > \frac{\gamma'}{\sigma^2/2} | H_1\right\} = \\
&= P_{\chi^2_2(\lambda)}\left(\frac{2\gamma'}{\sigma^2}\right) = P_{\chi^2_2(\lambda)}\left(2\ln\frac{1}{\alpha_{e3}}\right).
\end{aligned} \tag{2.40}$$

Ймовірність виявлення виражається через Q_M – функцію Маркума [53, 72]

$$p = Q_M\left(\sqrt{\frac{NMA^2}{2\sigma^2}}; \sqrt{\frac{2\gamma'}{\sigma^2}}\right) = Q_M\left(\sqrt{q}; \sqrt{2\ln\frac{1}{\alpha_{e3}}}\right), \tag{2.41}$$

де $Q_M(v, \mu)$ – має вигляд

$$Q_M(v, \mu) = \int_{\mu}^{\infty} z \exp\left[-\frac{1}{2}(z^2 + v^2)\right] I_0(vz) dz;$$

$I_0(vz)$ – модифікована функція Бесселя нульового порядку; q – ВСШ, що розраховується за формулою

$$q = 10\log\left(\frac{NMA^2}{2\sigma^2}\right). \tag{2.42}$$

2.1.2 Оцінювання невідомої потужності шуму з використанням довірчих інтервалів

Щоб встановити поріг в пристрої виявлення, потужність шуму σ^2 повинна бути відома. Для її оцінювання використаємо тестову вибірку, яку будемо формувати наступним чином: в кожному l -му стовбці $l = \overline{1, M}$ періодограми $\Gamma(f_k, F_l)$ на інтервалах $k = \overline{0, N/2 - 1}$ рівноймовірно обираємо v вибірових елементів. Загальний об'єм вибірки дорівнює $K = vM$. Розглянутий підхід дозволяє охопити всю площину далекомірно-доплерівського портрету. Імовірність потрапляння цільового відліку у

вибірку мала і нею можна знехтувати. Крім того, при значному обсязі вибірки поодинокі потрапляння цільового відліку практично не впливає на точність оцінювання потужності шуму.

Використаємо метод максимальної правдоподібності, який відноситься до небайєсівських параметричних методів.

Достатня статистика $\Gamma(\hat{f}, \hat{F}) = \zeta$ за наявності гіпотези H_0 має експоненційний закон розподілу [53, 58]

$$f(\zeta) = \frac{1}{\sigma^2} e^{-\frac{\zeta}{\sigma^2}}. \quad (2.43)$$

Запишемо функцію правдоподібності параметра σ^2 за наявності вибірки $\xi(i), i = \overline{1, K}$ у вигляді

$$L(\sigma^2) = \prod_{i=1}^K \frac{1}{\sigma^2} e^{-\frac{\xi(i)}{\sigma^2}} = \frac{1}{\sigma^{2K}} e^{-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^K \xi(i)}. \quad (2.44)$$

Логарифмічна функція правдоподібності має вигляд

$$\ln(L(\sigma^2)) = -K \ln(\sigma^2) - \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^K \xi(i). \quad (2.45)$$

З умови максимуму логарифмічної функції правдоподібності

$$\frac{d \ln(L(\sigma^2))}{d \sigma^2} = 0 \quad (2.46)$$

отримаємо

$$-K \frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{(\sigma^2)^2} \sum_{i=1}^K \xi(i) = 0. \quad (2.47)$$

З рівняння (2.47) випливає, що максимально правдоподібна оцінка $\hat{\sigma}^2$ потужності шуму визначається за формулою

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \xi(i). \quad (2.48)$$

Оцінка $\hat{\sigma}^2$ невідомої потужності шуму є вибіркоvim середнім.

Сформулюємо вимоги до об'єму вибірки K . Для цього використаємо двосторонню інтервальну оцінку параметра σ^2 , яка задається довірчим інтервалом $[\sigma_n^2, \sigma_e^2]$ і характеризується довірчою ймовірністю $P(\sigma_n^2 < \sigma^2 < \sigma_e^2) = \beta$ [74,75]. Для отримання інтервальної оцінки параметра σ^2 експоненційного розподілу використовується центральна статистика, що має вигляд

$$T(\xi(i), i = \overline{1, K}; \sigma^2) = \frac{2K}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \quad (2.49)$$

Функція розподілу центральної статистики (2.49) має хі-квадрат розподіл з $2K$ ступенями свободи. По функції розподілу знаходимо квантилі $\chi_{(1-\beta)/2}^2(2K)$ і $\chi_{(1+\beta)/2}^2(2K)$. Оскільки достатня статистика (2.49) зменшується при збільшенні параметра σ^2 , границі довірчого інтервалу визначаються з рівнянь

$$\chi_{(1+\beta)/2}^2 = \frac{2K}{\sigma_n^2} \hat{\sigma}^2, \quad \chi_{(1-\beta)/2}^2 = \frac{2K}{\sigma_e^2} \hat{\sigma}^2. \quad (2.50)$$

Вирішивши рівняння (2.50) отримаємо граничні значення σ_n^2, σ_e^2 довірчого інтервалу

$$\sigma_n^2 = \frac{2K}{\chi_{(1+\beta)/2}^2} \hat{\sigma}^2, \quad \sigma_e^2 = \frac{2K}{\chi_{(1-\beta)/2}^2} \hat{\sigma}^2. \quad (2.51)$$

Далі можна встановити зв'язок між довірчим інтервалом $[\sigma_n^2, \sigma_e^2]$ і відповідним інтервалом $[\alpha_{en}, \alpha_{ev}]$ ймовірності хибної тривоги α_e , в який її значення потрапляє також з довірчою ймовірністю β при невідомому значенні потужності шуму σ^2 .

На основі отриманої точкової оцінки $\hat{\sigma}^2$ поріг прийняття рішення розраховується за формулою

$$\hat{\gamma}' = \hat{\sigma}^2 \ln \left(\frac{1}{\alpha_{ez}} \right). \quad (2.52)$$

Враховуючи зв'язок між ймовірністю хибної тривоги α_e і значенням потужності шуму σ^2 (2.51) нижня границя ймовірності хибної тривоги α_{eH} розраховується за формулою

$$\alpha_{eH} = e^{-\hat{\gamma}'/\sigma_n^2} = e^{\frac{\hat{\sigma}^2 \ln \alpha_{e3} / (\frac{2K}{\chi_{(1+\beta)/2}^2} \hat{\sigma}^2)}{\chi_{(1+\beta)/2}^2}} = e^{\chi_{(1+\beta)/2}^2 \ln \alpha_{e3} / 2K} = \alpha_{e3}^{\chi_{(1+\beta)/2}^2 / 2K}. \quad (2.53)$$

Аналогічно можна показати, що верхня границя ймовірності хибної тривоги α_{eB} розраховується за формулою

$$\alpha_{eB} = \alpha_{e3}^{\chi_{(1-\beta)/2}^2 / 2K}. \quad (2.54)$$

Як випливає з виразів (2.53), (2.54), нижня α_{eH} і верхня α_{eB} границі ймовірності хибної тривоги α_e не залежить від оцінки потужності шуму $\hat{\sigma}^2$. Вони є функціями об'єму вибірки K , довірчої ймовірності β , заданої ймовірності хибної тривоги α_{e3} .

Знайдемо також зв'язок між довірчим інтервалом $[\sigma_n^2, \sigma_e^2]$ і відповідним інтервалом $[D_H, D_e]$ ймовірності виявлення D . Після підстановки в формулу (2.53) виразів для порогу $\hat{\gamma}'$ (2.39) і границі довірчого інтервалу σ_e^2 (2.51), отримаємо

$$\begin{aligned} D_H &= P\{\Gamma(f, F) > \hat{\gamma}' \mid H_1\} = P\left\{\frac{\Gamma(f, F)}{\sigma_e^2 / 2} > \frac{\hat{\gamma}'}{\sigma_e^2 / 2} \mid H_1\right\} = \\ &= Q_M\left(\sqrt{\frac{NMA^2}{2\sigma_e^2}}; \sqrt{\frac{2\hat{\gamma}'}{\sigma_e^2}}\right) = Q_M\left(\sqrt{\frac{NMA^2}{2\frac{2K}{\chi_{(1-\beta)/2}^2} \hat{\sigma}^2}}; \sqrt{\frac{2\hat{\sigma}^2 \ln\left(\frac{1}{\alpha_{e3}}\right)}{\frac{2K}{\chi_{(1-\beta)/2}^2} \hat{\sigma}^2}}\right) = \\ &= Q_M\left(\sqrt{\frac{NMA^2}{k_e 2\hat{\sigma}^2}}; \sqrt{\frac{2\ln\left(\frac{1}{\alpha_{e3}}\right)}{k_e}}\right) = Q_M\left(\sqrt{\frac{\hat{q}}{k_e}}; \sqrt{\frac{2\ln\left(\frac{1}{\alpha_{e3}}\right)}{k_e}}\right), \end{aligned} \quad (2.55)$$

де \hat{q} , $\hat{\gamma}'$, k_e - параметри, що розраховуються по формулам

$$\hat{q} = \frac{NMA^2}{2\hat{\sigma}^2}, \quad k_{\epsilon} = \frac{2K}{\chi_{(1-\beta)/2}^2}.$$

Аналогічно можна показати, що верхня границя ймовірності правильного виявлення D_{ϵ} розраховується за формулою

$$D_{\epsilon} = P\{\Gamma(f, F) > \hat{\gamma}' | H_1\} = P\left\{\frac{\Gamma(f, F)}{\sigma_n^2/2} > \frac{\hat{\gamma}'}{\sigma_n^2/2} | H_1\right\} = Q_M\left(\sqrt{\frac{\hat{q}}{k_n}}; \sqrt{\frac{2\ln\left(\frac{1}{\alpha_{e3}}\right)}{k_n}}\right), \quad (2.56)$$

де k_n - параметри, що розраховуються по формулам

$$k_n = \frac{2K}{\chi_{(1+\beta)/2}^2}.$$

На відміну від границь довірчого інтервалу хибної тривоги, границі D_n і D_{ϵ} довірчого інтервалу ймовірності виявлення D залежать від оцінки потужності шуму $\hat{\sigma}^2$.

2.2 Аналіз розробленого методу виявлення МБПЛА FMCW радаром шляхом статистичного моделювання

Проведемо спочатку аналіз методу виявлення малорозмірного БПЛА FMCW радаром при відомій потужності шуму, які можуть виступати в якості потенційно можливих.

На рис. 2.2 і рис.2.3, зображено далекомірно-доплерівський портрети при значенні ВСШ 2 і 4 дБ, відповідно. Як видно з рис.2.2 та рис.2.3 при ВСШ 4 дБ спектральний відлік, який відповідає цілі перевищує спектральні відліки шуму.

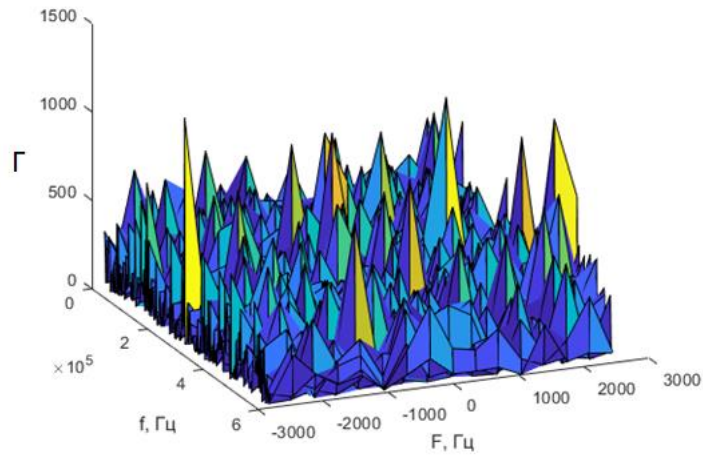


Рисунок 2.2 – Залежності ймовірності виявлення цілі D при ВСШ $q = 2\text{дБ}$

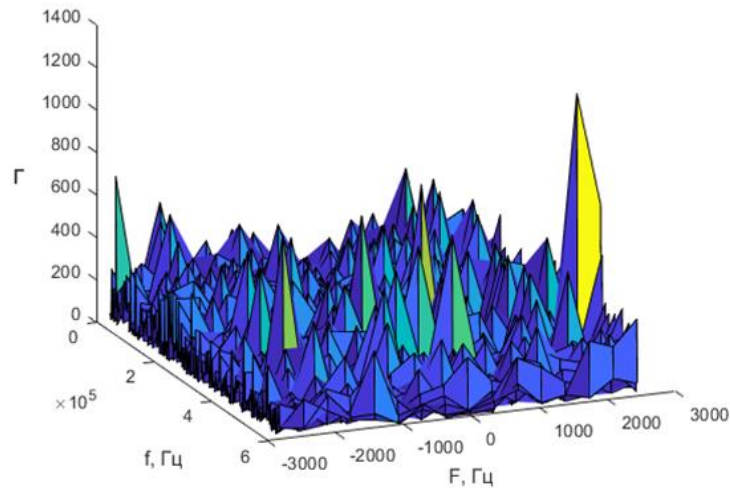


Рисунок 2.3 – Залежності ймовірності виявлення цілі D при ВСШ $q = 4\text{дБ}$

Залежності ймовірності правильного виявлення цілі D від ВСШ q при $\alpha = 10^{-3}$, розраховані за формулою (2.41) зображені на рис.2.4 суцільними лініями. При цьому ВСШ розраховується за формулою:

$$\hat{q} = \frac{NMA^2}{2\hat{\sigma}^2}$$

Також на рис.2.4 штриховими лініями наведені аналогічні залежності, отримані шляхом статистичного моделювання, які співпадають з теоретичними розрахунками. При збільшенні періодів зондування в два рази,

необхідне для досягнення тієї ж ймовірності D ВСШ q зменшується на 3 дБ, що відповідає закономірності когерентного накопичення сигналів.

Але ж треба також відмітити, що для забезпечення заданого рівня хибної тривоги α_z при збільшенні періодів зондування в два рази на інтервалі когерентного накопичення, в два рази необхідно зменшувати ймовірність хибної тривоги в елементі розрізнення α_e .

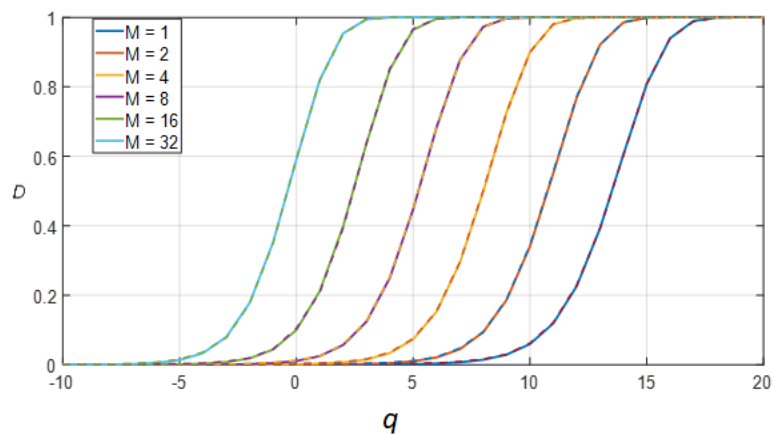


Рисунок 2.4 – Залежності ймовірності виявлення цілі D від ВСШ q

Отримані характеристики можуть виступати в якості нижньої границі ймовірності D алгоритмів виявлення при невідомій дисперсії шуму σ^2 .

Також був здійснений аналіз характеристик виявлення при різних значеннях ймовірності хибної тривоги в елементі розрізнення, що становили: $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$ при $M=16$. На рисунку 2.5 представлені залежності значень ймовірностей вірного виявлення цілі від значення ВСШ для різних заданих величин ймовірностей хибної тривоги α_e . При збільшенні ймовірності хибної тривоги α_e , ймовірність правильного виявлення збільшується, так при ВСШ $q = 4$ дБ, ймовірність правильного виявлення збільшується від 0.94 до 0.99

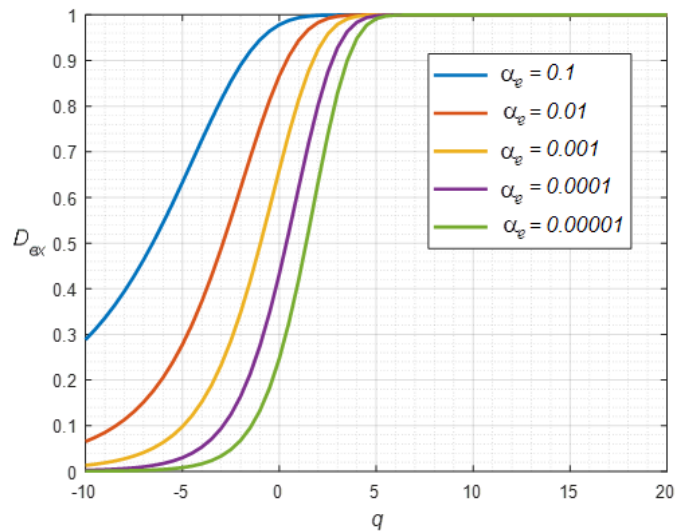
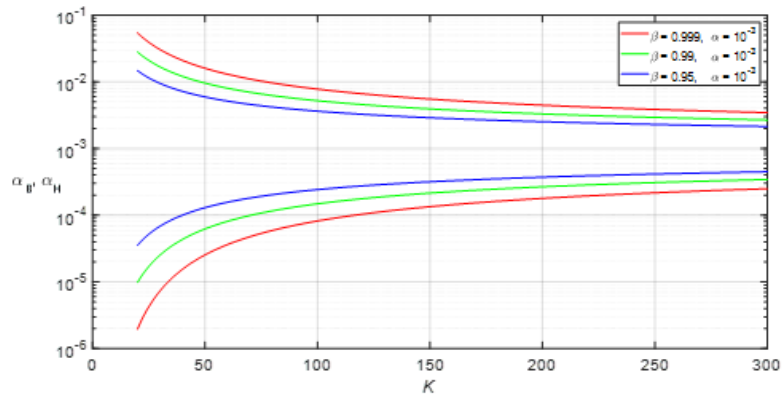


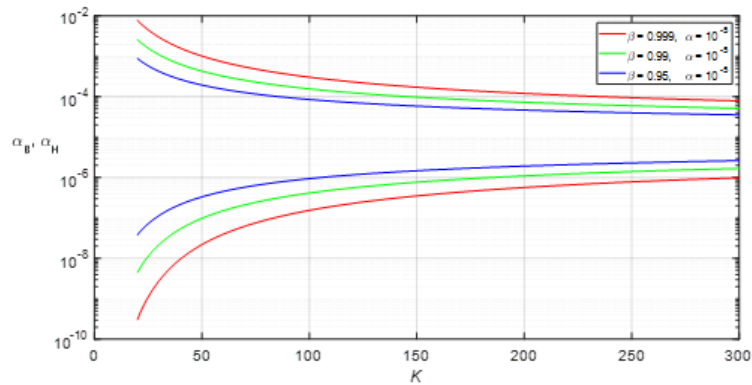
Рисунок 2.5 – Залежності ймовірності виявлення цілі D від ВСШ q для різних величин хибної тривоги в елементі розрізнення

На рис. 2.6 а, б наведено залежності нижньої $\alpha_{ен}$ і верхньої $\alpha_{ев}$ границь ймовірності хибної тривоги α_e від об'єму вибірки K , при $N = 256, M = 8$. значеннях довірчої ймовірності $\beta = 0.95, 0.99, 0.999$ і заданої ймовірності хибної тривоги $\alpha_{ез} = 10^{-3}, 10^{-5}$ відповідно. Границі довірчих інтервалів є симетричними відносно заданої ймовірності хибної тривоги $\alpha_{ез}$. При збільшенні довірчої ймовірності довжина довірчого інтервалу $\eta(\alpha_e) = \alpha_{ев} - \alpha_{ен}$ також збільшується. При збільшенні об'єму вибірки з $K = 30$ до $K = 150$ розміри довірчих інтервалів зменшуються в 3-3,5 рази. На основі отриманих результатів при заданих значеннях параметрів β і $\alpha_{ез}$, можна визначити об'єм вибірки K , що забезпечує допустиме значення довжини довірчого інтервалу ймовірності хибної тривоги α_e .

Необхідно відмітити, що граничні значення α_n і верхня α_e для ймовірності хибної тривоги α можуть бути розраховані на основі граничних значень $\alpha_{ен}$ і $\alpha_{ев}$ за формулою (2.36).



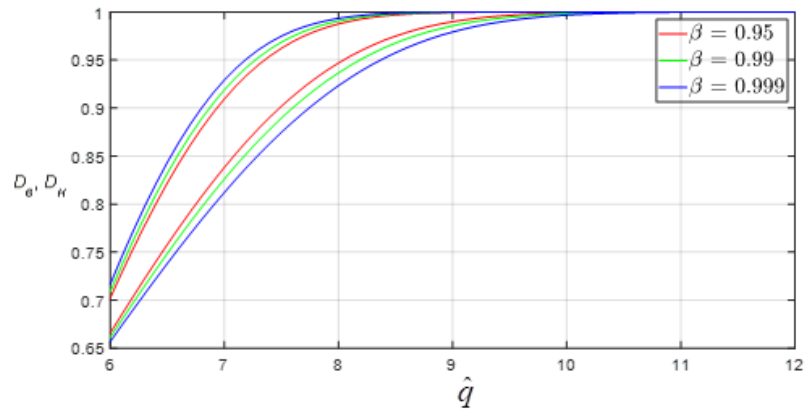
(а)



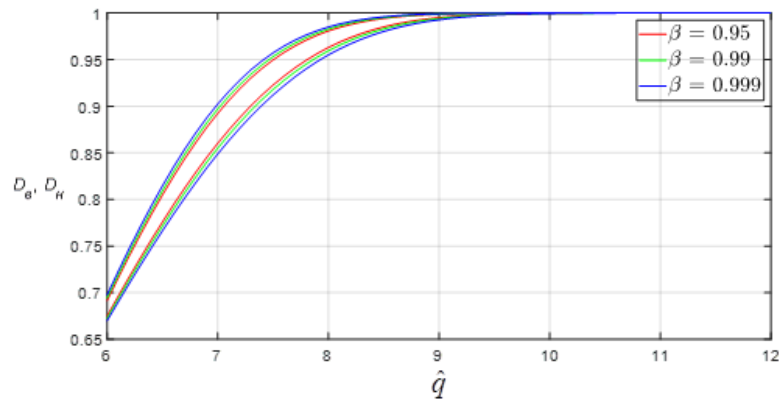
(б)

Рисунок 2.6 — Залежності нижньої α_{eH} і верхньої α_{eB} границь ймовірності хибної тривоги α_e від об'єму вибірки

На рис. 2.7 а, б наведено залежності нижньої D_H і верхньої D_B границь ймовірності правильного виявлення D при $N = 256$, $M = 8$, $\alpha_{e3} = 10^{-3}$ від оціненого ВСШ \hat{q} при значеннях довірчої ймовірності $\beta = 0.95, 0.99, 0.999$ і об'ємах вибірки $K = 30$ і $K = 150$ відповідно. При збільшенні довірчої ймовірності довжина довірчого інтервалу $\eta(D) = D_B - D_H$ також збільшується. При збільшенні об'єму вибірки з $K = 30$ до $K = 150$ розміри довірчих інтервалів $\eta(D) = D_B - D_H$ зменшуються. Наприклад, при $q = 8$ дБ розміри довірчих інтервалів зменшуються приблизно в два рази. Отримані залежності дозволяють оцінити вплив довірчої ймовірності β і об'єму вибірки K на довжину довірчого інтервалу ймовірності виявлення D .



(а)



(б)

Рисунок 2.7 — Залежності нижньої D_n і верхньої D_v границь ймовірності правильного виявлення D від оціненого ВСШ

2.3 Розробка методу послідовного виявлення траєкторії МБПЛА з використання вирішальної статистики найсильнішої відмітки

Для підвищення достовірності рішення про наявність цілі в області огляду радару перш ніж передати її на супровід при вторинній обробці інформації, необхідно вирішити задачу виявлення траєкторії цілі. Виявлення траєкторії відбувається шляхом виділення відміток, які задовольняють деякій моделі траєкторії руху цілі. Для цього використовується алгоритм супроводження цілі, який складається з екстраполяції координат і стробування відміток. В разі потрапляння в строб декількох відміток за критерієм

«найсильніший сусід» в якості цільової обирається відмітка з максимальним значенням вирішальної статистики.

Статистична задача виявлення траєкторії цілі полягає в перевірці двох альтернативних гіпотез [61, 76]: H_0 – гіпотези про відсутність траєкторії цілі і H_1 – гіпотези про наявність траєкторії цілі. При справедливості гіпотези H_1 в стробі підтвердження траєкторії можливі наступні ситуації: міститься одна цільова і хибні відмітки, лише хибні відмітки, відмітки відсутні. При справедливості гіпотези H_0 усі відмітки в стробі підтвердження траєкторії є хибними або відмітки відсутні. У відповідності з підходом «найсильніший сусід» [68] для подальшого підтвердження траєкторії в стробі в якості цільової обирається відмітка з максимальною вирішальною статистикою.

Для вирішення задачі виявлення траєкторії цілі використовується послідовний критерій відношення правдоподібності Вальда з постійними порогами, відповідно до якого логарифм відношення правдоподібності

$$L(k) = \sum_{i=1}^k \ln l_i \quad (2.57)$$

на поточному k -у огляді порівнюється з вихідними порогоми

$$A = \ln \frac{D_{\Sigma T}}{\alpha_{\Sigma T}}, \quad B = \ln \frac{1 - D_{\Sigma T}}{1 - \alpha_{\Sigma T}}, \quad (2.58)$$

де l_i – часткове відношення правдоподібності, яке визначається на i -у огляді;

$D_{\Sigma T}$, $\alpha_{\Sigma T}$ – задані ймовірності правильного і хибного виявлення траєкторії цілі.

Якщо виконується нерівність $B < L(k) < A$, то спостереження триває. Якщо виконується умова $L(k) \leq B$, то приймається гіпотеза H_0 , а якщо $L(k) \geq A$ – гіпотеза H_1 .

Геометрична інтерпретація процедури виявлення траєкторії цілі на основі послідовного критерію Вальда представлена на рис. 2.8.

Необхідно відмітити, що ймовірності $D_{\Sigma T}$ і $\alpha_{\Sigma T}$ є умовними, оскільки визначаються за умови, що в першому огляді отримана цільова та хибна відмітка відповідно. Безумовні ймовірності правильного $D_{\text{тр}}$ і хибного $\alpha_{\text{тр}}$ виявлення траєкторії цілі визначаються за формулами

$$D_{\text{тр}} = D_{\text{вх}} D_{\Sigma T}; \quad \alpha_{\text{тр}} = a_e \alpha_{\Sigma T}, \quad (2.59)$$

де $D_{\text{вх}}$, – ймовірність первинного виявлення цільової відмітки; a_e – ймовірність хибної тривоги в елементі роздільної здатності.

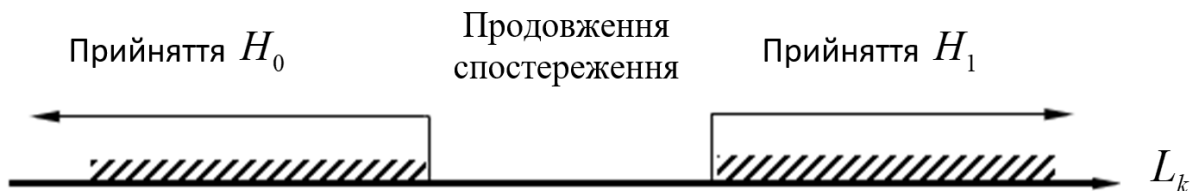


Рисунок 2.8 – Геометрична інтерпретація процедури виявлення траєкторії на основі критерію Вальда

Таким чином, задача послідовного виявлення траєкторії цілі зводиться до обчислення часткового відношення правдоподібності $l(k)$.

Позначимо значенням вирішальної статистики отриманої підходом «найсильніший сусід» відмітки $\tilde{z}(k)$. Розглянемо процедуру визначення

часткового відношення правдоподібності $l(k)$ з використанням вирішальної статистики $\tilde{z}(k)$. Введемо наступні обмеження :

- кількість відміток в стробі не рахується, а лише обирається відмітка з максимальним значенням вирішальної статистики;
- при наявності в стробі супроводження цільової відмітки її вирішальна статистика перевищує значення вирішальних статистик хибних відміток.

Для визначення часткового відношення правдоподібності $l(k)$ необхідно розглянути два випадки: $\mu^1(k)$ – в стробі знаходяться відмітки, $\mu^0(k)$ – в стробі відміток немає. Перший випадок є більш загальним. Тому спочатку визначимо відношення правдоподібності $l(k)$ при $\mu^1(k)$. Для цього необхідно знайти часткові спільні умовні щільності ймовірності $f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_i)$, $i = \overline{0,1}$. При цьому часткове відношення правдоподібності має вигляд:

$$l(k) = \frac{f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_1)}{f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_0)}. \quad (2.60)$$

Умовну сумісну щільність ймовірності $f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_1)$ можна представити у вигляді

$$\begin{aligned} f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_1) &= f(\tilde{z}(k), \mu^1(k), n^1(k) | H_1) + f(\tilde{z}(k), \mu^1(k), n^0(k) | H_1) = \\ &= f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^1(k), H_1)P(\mu^1(k) | n^1(k), H_1)P(n^1(k) | H_1) + \\ &+ f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^0(k), H_1)P(\mu^1(k) | n^0(k), H_1)P(n^0(k) | H_1) \end{aligned} \quad (2.61)$$

де $n^1(k)$, $n^0(k)$ – гіпотези наявності і відсутності відмітки цілі в стробі відповідно; $f(\tilde{z}(k), \mu^1(k), n^l(k) | H_1), l = \overline{0,1}$ – спільні умовні щільності ймовірності $\tilde{z}(k), \mu^1(k), n^l(k)$ за умови H_1 ;

$f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^l(k), H_1)$ – умовні щільності ймовірності вирішальної статистики $\tilde{z}(k)$ за умови $\mu^1(k), n^l(k), H_1$;

$P(\mu^1(k) | n^1(k), H_1)$ – ймовірність появи відміток в стробі за умови $n^1(k), H_1$;

$P(n^l(k) | H_1)$ – ймовірність гіпотези $n^l(k), l = \overline{0,1}$ за умови H_1 .

Ймовірності в (2.61) обчислюються за формулами

$$P(\mu^1(k) | n^1(k), H_1) = 1; \quad (2.62) \quad P(n^1(k) | H_1) = D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}; \quad (2.63)$$

$$P(\mu^1(k) | n^0(k), H_1) = 1 - P_0; \quad (2.64) \quad P(n^0(k) | H_1) = 1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}; \quad (2.65)$$

де $P_{\text{стр}}$ – ймовірність попадання цільової відмітки в строб підтвердження траєкторії; P_0 – ймовірність відсутності в стробі хибних відміток.

Сумісна умовна щільність ймовірності $f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_0)$ описується виразом

$$f(\tilde{z}(k), \mu^1(k) | H_0) = f(\tilde{z}(k), \mu^1(k), H_0) P(\mu^1(k) | H_0), \quad (2.66)$$

де $f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), H_0)$ – умовна щільність ймовірності вирішальною статистики $\tilde{z}(k)$, за умови $\mu^1(k), H_0$; $P(\mu^1(k) | H_0)$ – ймовірність появи відміток в стробі за умови H_0 , яка визначається за формулою

$$P(\mu^1(k) | H_0) = 1 - P_0. \quad (2.67)$$

Умовні щільності ймовірності $f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^1(k), H_1)$, $f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^0(k), H_1)$ описуються усіченими законами розподілу, які

враховують перевищення вирішальною статистикою \tilde{z}_k вхідного порогу $H_{\text{вх}}$ і можуть бути представлені у вигляді

$$f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^1(k), H_1) = \frac{f_S(\tilde{z}(k))}{\int_{H_{\text{вх}}}^{\infty} f_S(\tilde{z}(k)) d\tilde{z}(k)} = \frac{f_S(\tilde{z}(k))}{D_{\text{вх}}} \quad (2.68)$$

$$f(\tilde{z}(k) | \mu^1(k), n^0(k), H_1) = f(\tilde{z}_k | \mu_k^1, H_0) = \frac{f_N(\tilde{z}(k))}{\int_{H_{\text{вх}}}^{\infty} f_N(\tilde{z}(k)) d\tilde{z}(k)} = \frac{f_N(\tilde{z}(k))}{\alpha}, \quad (2.69)$$

де $f_S(\tilde{z}(k))$, $f_N(\tilde{z}(k))$ - щільності ймовірності вирішальних статистик цільової і хибної відміток.

Використовуючи вирази (2.61) - (2.69) отримаємо остаточний вираз для сумісних умовних щільностей ймовірності $f(\tilde{z}(k), \mu(k) | H_1)$, $f(\tilde{z}(k), \mu(k) | H_0)$ на k -му огляді за наявності в стробі відміток

$$\begin{aligned} f(\tilde{z}(k), \mu(k) | H_1) = & \frac{f_S(\tilde{z}(k))}{\int_{H_{\text{вх}}}^{\infty} f_S(\tilde{z}(k)) d\tilde{z}(k)} D_{\text{вх}} P_{\text{стр}} + \\ & + \frac{f_N(\tilde{z}(k))}{\int_{H_{\text{вх}}}^{\infty} f_N(\tilde{z}(k)) d\tilde{z}(k)} (1 - P_0)(1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}); \end{aligned} \quad (2.70)$$

$$f(\tilde{z}(k), \mu(k) | H_0) = \frac{f_N(\tilde{z}(k))}{\int_{H_{\text{вх}}}^{\infty} f_N(\tilde{z}(k)) d\tilde{z}(k)} (1 - P_0). \quad (2.71)$$

Випадок відсутності в стробі підтвердження траєкторії відміток є виродженням, оскільки при цьому відсутні вирішальні статистики відміток, і

відомо лише, що відміток немає. Для визначення часткового відношення правдоподібності $l(k)$ необхідно знайти ймовірності $P(\mu^0(k) | H_i)$, $i = \overline{0,1}$. З урахуванням розглянутого вище вони визначаються за формулами

$$P(\mu^0(k) | H_i) = \begin{cases} (1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}) P_0, & i=1, \\ P_0, & i=0. \end{cases} \quad (2.72)$$

При цьому часткове відношення правдоподібності має вид

$$l_k = \frac{P(\mu^0(k) | H_0)}{P(\mu^0(k) | H_1)} = 1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}. \quad (2.73)$$

З урахуванням виразів (2.60), (2.70), (2.71), (2.73) часткове відношення правдоподібності $l(k)$ набуде вигляду

$$l_k = \begin{cases} \frac{f_S(\tilde{z}(k)) P_{\text{стр}} \alpha + f_N(\tilde{z}(k)) (1 - P_0) (1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}})}{f_N(\tilde{z}(k)) (1 - P_0)}, & \mu(k) \neq 0, \\ (1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}), & \mu(k) = 0. \end{cases} \quad (2.74)$$

Таким чином логарифм відношення правдоподібності (2.57) розраховується з використанням формули (2.74).

2.4 Аналіз розробленого методу послідовного виявлення траєкторії МБПЛА з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки

Аналіз синтезованого алгоритму виконаємо на прикладі виявлення траєкторії цілі FMCW радаром, що вимірює дальність r_k^e і радіальну

швидкість \dot{r}_k^e цілі. Дальнісно-доплерівська матриця FMCW радару включає $N \times M$ елементів, де N відповідно кількість елементів розрізнення за дальністю, а M – за радіальною швидкістю. Покладалося $N = 256$ і $M = 16$. Розміри елементів розрізнення за дальністю і радіальною швидкістю приймалися рівними $\Delta r = 3.9$ м, $\Delta \dot{r} = 4.9$ м/с.

Для опису щільності ймовірності вирішальних статистик при наявності цілі $f_S(\tilde{z}(k))$ використовується нецентральний розподіл хі-квадрат $\chi_2'^2(q)$ з параметром нецентральності q , який дорівнює ВСШ [35]. При відсутності цілі щільність ймовірності вирішальних статистик $f_N(\tilde{z}(k))$ має центральний розподіл хі-квадрат χ_2^2 з двома ступенями свободи.

На рис. 2.9 наведено залежності ймовірності правильного виявлення цілі від ВСШ q при ймовірності хибної тривоги $\alpha = 1 \cdot 10^{-2}, 5 \cdot 10^{-3}, 1 \cdot 10^{-3}$. Аналіз алгоритму виявлення траєкторії відбувався в діапазоні ВСШ $q = -1 \dots 4$ дБ для забезпечення прийняттого рівня ймовірності виявлення цілі $D_{\text{вх}}$.

Для виділення траєкторії цілі використовується найпростіший алгоритм супроводження, який складається з екстраполяції координат і стробування відміток [57, 76]. Екстраполяція координат відмітки $r_{k+1}^*, \dot{r}_{k+1}^*$ на наступний огляд проводиться відповідно до гіпотези про рівномірний і прямолінійний рух цілі та виконується за допомогою рівнянь

$$r_{k+1}^* = r_k^e + \dot{r}_k^e T, \quad \dot{r}_{k+1}^* = \dot{r}_k^e, \quad (2.75)$$

де T – темп надходження даних. Темп надходження даних покладалася $T = 2$ с.

Дисперсії помилки прогнозу дальності і швидкості мають вигляд

$$\sigma_r^{*2} = \sigma_r^2 + \sigma_{\dot{r}}^2 T^2 + \frac{\sigma_a^2 T^4}{4}, \quad \sigma_{\dot{r}}^{*2} = \sigma_{\dot{r}}^2 + \sigma_a^2 T^2, \quad (2.76)$$

де $\sigma_r^2, \sigma_{\dot{r}}^2$ – дисперсії помилки вимірювання дальності і радіальної швидкості; σ_a^2 – дисперсія прискорення цілі за дальністю.

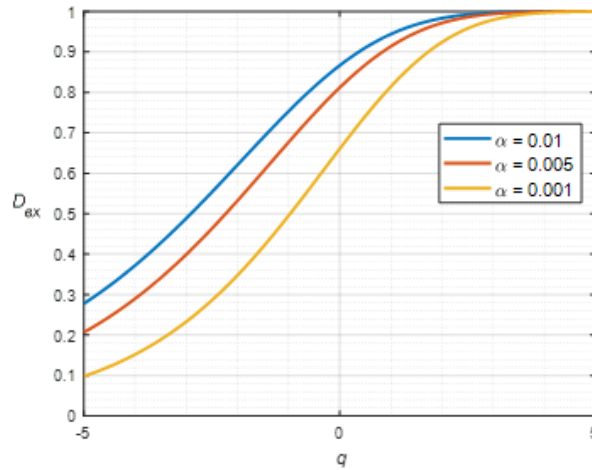


Рисунок 2.9 – Залежності ймовірності виявлення цілі D_{vx} від ВСШ q

Дисперсії нев'язок вимірювань з дальності і швидкості, які використовуються для визначення розмірів стробів супроводу, визначаються за формулами

$$\sigma_{sr}^2 = \sigma_r^{*2} + \sigma_r^2, \quad \sigma_{s\dot{r}}^2 = \sigma_{\dot{r}}^{*2} + \sigma_{\dot{r}}^2. \quad (2.77)$$

У разі відсутності в стробі відміток для продовження супроводу використовуються екстрапольовані параметри руху цілі на поточному огляді.

Ймовірність попадання в строби відміток цілі $P_{стр} = 0.994$, що відповідає розміру стробу з дальності $\Delta r_{st} = 6\sigma_{sr}$ і з радіальної швидкості $\Delta \dot{r}_{st} = 6\sigma_{s\dot{r}}$. Вважаючи, що вимірювання рівномірно розподілені в елементах роздільної здатності, дисперсії помилок вимірювання радару визначаються за допомогою виразів $\sigma_r^2 = \frac{\Delta r^2}{12} = 1.27 \text{ м}^2$, $\sigma_{\dot{r}}^2 = \frac{\Delta \dot{r}^2}{12} = 1.59 \text{ (м/с)}^2$ [18].

Для опису руху цілі використовувалася модель першого порядку [57, 76]. Середньо квадратичне відхилення шуму збудження, що характеризує випадкове прискорення цілі, приймалося $\sigma_a = 2 \text{ м/с}^2$.

Задані ймовірності правильного і хибного виявлення траєкторії цілі, що використовуються при розрахунку верхнього і нижнього порогів вирішального правила Вальда, покладались $D_{\Sigma T} = 0.99$, $\alpha_{\Sigma T} = 0.01$.

На рис. 2.10 суцільними лініями показані отриманні за допомогою статистичного моделювання залежності ймовірності правильного виявлення траєкторії цілі $D_{\Sigma T}$ від ВСШ q при значеннях ймовірності хибної тривоги в елементі розрізнення $\alpha_e = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-3}$. Траєкторія вважається виявленою вірно, якщо остання відмітка траєкторії є цільовою. Зі зменшенням ВСШ q ймовірність $D_{\Sigma T}$ знижується. Це обумовлено зменшенням ймовірності $D_{\text{вх}}$, що призводить до використання хибних відміток і відповідно зриву супроводу цілі. Ймовірність виявлення траєкторії цілі $D_{\Sigma T} = 0.99$ досягається при $q = 2.5$ дБ.

На рис. 2.11 суцільними лініями показані отримані за допомогою методу Монте-Карло залежності середнього числа оглядів \bar{n}_1 при правильному виявленні траєкторії цілі від ВСШ q при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-3}$. Зі зменшенням ВСШ середнє число оглядів \bar{n}_1 збільшується. Також середнє число оглядів \bar{n}_1 збільшується при збільшенні ймовірності хибної тривоги α .

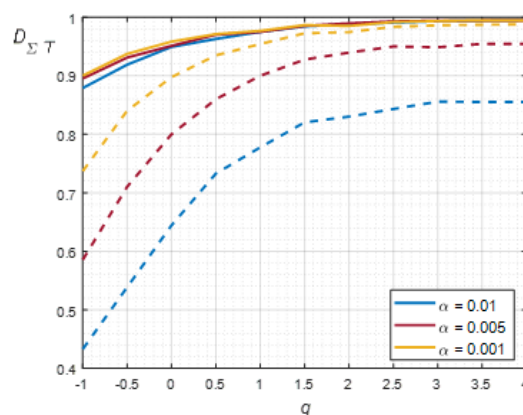


Рисунок 2.10 – Залежності ймовірностей правильного виявлення траєкторії цілі $D_{\Sigma T}$ від ВСШ q

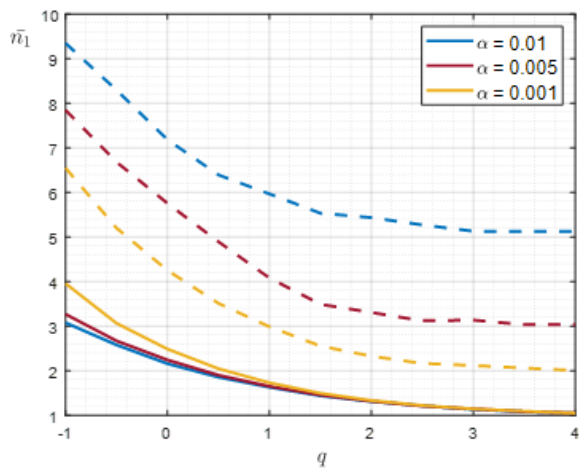


Рисунок 2.11 – Залежності середнього числа оглядів \bar{n}_1 при правильному виявленні від ВСШ q

На рис.2.12 суцільними лініями показані отримані за допомогою методу Монте-Карло ймовірності хибного виявлення траєкторії цілі $\alpha_{\Sigma T}$ від ВСШ q при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-3}$. Отримані експериментальні значення $\alpha_{\Sigma T}$ не перевищують задане значення $\alpha_{\Sigma T}$ при розглянутих значення ВСШ q .

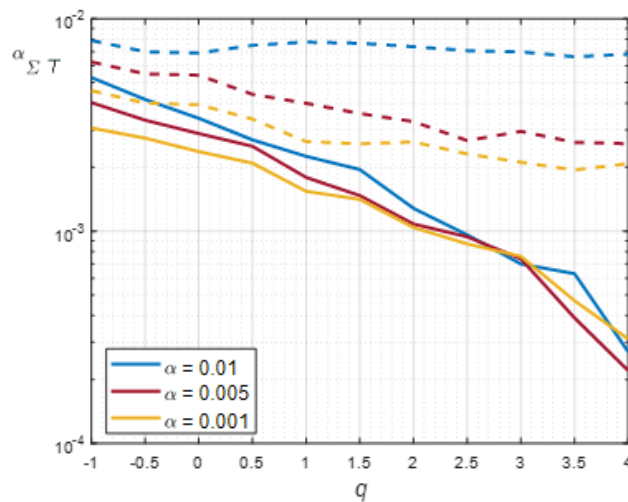


Рисунок 2.12 – Залежності ймовірностей хибного виявлення траєкторії цілі $\alpha_{\Sigma T}$ від ВСШ q

На рис. 2.13 суцільними лініями показані отримані за допомогою методу Монте-Карло залежності середнього числа оглядів при хибному виявленні траєкторії цілі \bar{n}_0 від ВСШ q при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-3}$. Зі зменшенням ВСШ середнє число оглядів зростає відповідно від 1.1 до 5.4.

Для порівняльного аналізу використовувався відомий послідовний алгоритм виявлення траєкторії [43, 62], в якому враховується наявність $\mu^1(k) = 1, \mu^0(k) = 0$ або відсутність $\mu^1(k) = 0, \mu^0(k) = 1$ відмітки у стробі підтвердження траєкторії, а також ймовірності: виявлення цілі в елементі розрізнення, попадання цільової відмітки в строб підтвердження траєкторії, відсутності в стробі хибних відміток.

Логарифм відношення правдоподібності розраховується за виразом

$$L_k = \sum_{i=1}^k \left[\mu^1(k) \ln \frac{1 - P_0(1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}})}{1 - P_0} + \mu^0(k) \ln(1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}) \right], \quad (2.78)$$

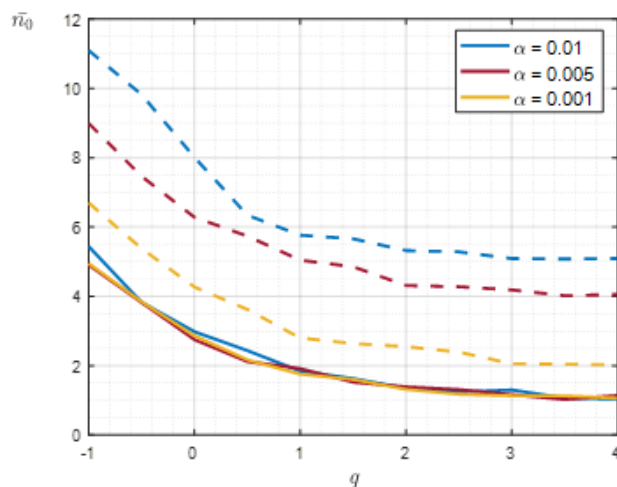


Рисунок 2.13 – Залежності середнього числа оглядів \bar{n}_0 при хибному виявленні від ВСШ q

За наявності у стробі кількох відміток, як цільова вибирається та відмітка, яка найближча до центру стробу. У розглянутому алгоритмі виявлення траєкторії цілі не враховуються вирішальні статистики відміток.

На рис. 2.10 - рис. 2.13 штриховими лініями показані отриманні за допомогою методу Монте-Карло характеристики ефективності відомого алгоритму у залежності від ВСШ α при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-3}$. При $\alpha = 10^{-2}$ ймовірність правильного виявлення траєкторії цілі $D_{\Sigma T}$ для алгоритму (2.78) зменшується на 14%-50%, а при $\alpha = 5 \times 10^{-3}$ – на 4%-34% відповідно (рис. 2.10). При цьому середнє число оглядів \bar{n}_1 при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ збільшується приблизно в 4 та 2.5 рази відповідно (рис. 2.11). Ймовірність хибного виявлення траєкторії цілі $\alpha_{\Sigma T}$ для алгоритму (2.78) у порівнянні з розробленим алгоритмом (2.57), (2.74) більше ніж на порядок (рис. 2.12). При цьому середнє число оглядів \bar{n}_0 $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ збільшується приблизно в 3.8 та 2.3 рази відповідно (рис. 2.13).

Хоча хід суцільних кривих на рис. 2.12, 2.13 має спотворення, які викликані обмеженою кількістю випробувань Монте-Карло, це суттєво не впливає на результати якісного порівняння досліджених алгоритмів та дозволяє робити загальні висновки про їх ефективність.

Висновки до розділу 2

1. Пристрій виявлення сигналу FMCW радару на інтервалі когерентного накопичення побудовано за періодограмною схемою. Для оцінювання періодограми $\Gamma(f, F)$ використовується двомірне ДПФ. При відсутності цілі щільність розподілу ймовірності вирішальної статистики є центральним розподіленням хі-квадрат χ_2^2 з двома ступенями свободи, а при її наявності відповідно нецентральним розподілом хі-квадрат $\chi_2'^2(\lambda)$ з параметром нецентральності λ , що дорівнює ВСШ.

2. В якості максимально правдоподібної оцінки потужності шуму запропоновано використовувати середнє значення навчаючої вибірки,

отриманої з далекомірно-доплерівського портрету, об'єм якої визначається з використанням заданої ймовірності хибної тривоги і довірчої ймовірності виходу реального значення хибної тривоги за межі довірчого інтервалу. Нижня α_{en} і верхня α_{ev} границі ймовірності хибної тривоги α_e не залежать від оцінки потужності шуму $\hat{\sigma}^2$. Вони є функціями об'єму вибірки K , довірчої ймовірності β , заданої ймовірності хибної тривоги α_{ez} . На відміну від границь довірчого інтервалу хибної тривоги, границі D_n і D_v довірчого інтервалу ймовірності виявлення D залежать не тільки від об'єму вибірки K , довірчої ймовірності β , заданої ймовірності хибної тривоги α_{ez} , а також від оцінки потужності шуму $\hat{\sigma}^2$.

3. Отримані характеристики виявлення сигналу FMCW радару при відомій потужності шуму можуть виступати нижньою границею при невідомій дисперсії шуму. При збільшенні періодів зондування в два рази, необхідне для досягнення тієї ж ймовірності D ВСШ зменшується на 3дБ згідно закономірності когерентного накопичення сигналів.

4. З проведеного аналізу випливає, що найбільш чутливою до неточного визначення потужності шуму σ^2 є ймовірність хибної тривоги α_e , оскільки при незначному об'єму вибірки K , розміри довірчого інтервалу можуть перевищувати її задане значення на порядок і більше. Це вимагає формувати такий об'єм вибірки K , що забезпечує допустиме значення довжини довірчого інтервалу ймовірності хибної тривоги α_e .

5. На основі критерію Вальда запропоновано алгоритм послідовного виявлення траєкторії цілі при розрахунку часткового відношення правдоподібності з використанням щільності ймовірності вирішальної статистики найсильнішої відмітки в стробі супроводження за умови, що вона є цільовою або хибною. Реалізація такого алгоритму не вимагає значних обчислювальних витрат.

6. На відміну від відомого алгоритму, в якому не враховуються вирішальні статистики відмітки, розроблений алгоритм забезпечує збільшення ймовірності виявлення траєкторії цілі при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ на 14%-50% і 4%-34% відповідно. При цьому середнє число оглядів при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ зменшується приблизно в 4 та 2.5 рази. Ймовірність хибного виявлення траєкторії цілі $\alpha_{\Sigma T}$ для розробленого алгоритму менше ніж на порядок. При цьому середнє число оглядів при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ зменшується приблизно в 3.8 та 2.3 рази відповідно.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО СУПРОВОДЖЕННЯ МБПЛА З ЙМОВІРНІСНОЮ ІДЕНТИФІКАЦІЄЮ ДАНИХ ТА ВИЯВЛЕННЯ ЗРИВУ СУПРОВОДЖЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ВИРІШАЛЬНИХ СТАТИСТИК ВІДМІТОК

3.1. Розробка методу адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток

Після виявлення траєкторії цілі вона передається на супроводження. Без обмеження загальності розгляду виконаємо розробку адаптивного алгоритму радіолокаційного супроводження маневруючого БПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток по одній координатній осі – дальності.

Модель руху маневруючої цілі по дальності може бути представлена у вигляді дискретної динамічної стохастичної системи з випадковою структурою

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{F}_j(k, k-1)\mathbf{r}(k-1) + \mathbf{G}_j(k)\boldsymbol{\omega}(k), \quad j = \overline{1, M}, \quad (3.1)$$

де $\mathbf{r}(k)$ - вектор, який містить в собі параметри руху об'єкта; $\mathbf{F}_j(k, k-1)$, $\mathbf{G}_j(k)$, $j = \overline{1, M}$ - відомі матриці, які відповідають j -му виду маневру; $\boldsymbol{\omega}(k)$ - некорельований шум збудження з нульовим математичним сподіванням і кореляційною матрицею $\mathbf{Q}_j(k)$, $j = \overline{1, M}$.

Для опису типу структури моделі руху цілі (3.1), що відповідає певному виду маневру, застосовується змінна перемикання $a_j(k)$, $j = \overline{1, M}$. Вона відноситься до класу ланцюгів Маркова з матрицею ймовірностей переходів $\Pi_{ij}(k, k-1)$, $i, j = \overline{1, M}$, і початковими ймовірностями $p_i(0)$, $i = \overline{1, M}$, що дозволяє врахувати переходи між різними видами маневру об'єкта у довільні моменти часу.

На кожному огляді в оптимальному приймачі первинної обробки сигналів виконується виявлення цілі шляхом порівняння вирішальних статистик у кожному елементі роздільної здатності з вхідним порогом, вибір якого проводиться відповідно до необхідної ймовірності хибної тривоги. $\alpha_{\text{вх}}$, а також вимірювання її координат. У разі виявлення формується відмітка, координатна інформація якої характеризує її положення в області огляду, а також зберігається значення одержаної вирішальної статистики.

Відповідно на етапі супроводження траєкторії цілі, який виконується після етапу її виявлення, в стробі супроводження можуть бути відмітка цілі, хибні відмітки, а також взагалі відсутні відмітки.

В загальному випадку в стробі супроводження на k -му огляді міститься $M_s(k) \geq 0$ відміток з вирішальними статистиками $\tilde{z}^m(k)$, $m = \overline{1, M_k}$, що визначаються в оптимальному приймачі первинної обробки сигналів. Закони розподілу вирішальних відміток при умові, що m -та відмітка є цільовою $f_S^y(\tilde{z}^m(k))$ або хибною $f_N^y(\tilde{z}^m(k))$ є усіченими нецентральним або центральним розподілом хі-квадрат відповідно.

Дальність і радіальна швидкість МБПЛА, що вимірюються, визначаються на основі лінійного рівняння вимірювання у вигляді:

$$\mathbf{r}^v(k) = \mathbf{H}\mathbf{r}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (3.2)$$

де $\mathbf{r}^v(k) = (r^v(k), \dot{r}^v(k))^T$ - вектор спостереження, який містить виміряні дальність і радіальну швидкість МБПЛА; \mathbf{H} - відома матриця вимірювання; $\mathbf{v}(k) = (v_r(k), v_{\dot{r}}(k))^T$ - вектор помилок вимірювання дальності і радіальної швидкості МБПЛА з нульовим математичним сподіванням і кореляційною матрицею

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\dot{r}}^2 \end{bmatrix}.$$

Кількість хибних відміток у області огляду підкоряється закону розподілу Пуассона з відомою просторовою щільністю η [47]. Координати хибних відміток в області огляду мають рівномірний закон розподілу.

При синтезі алгоритму прийнято такі обмеження:

- тільки одна ціль може бути присутньою в стробі супроводження;
- ВСШ є відомим і не змінюється від огляду до огляду.

Для синтезу адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху МБПЛА в роботах [21, 77] використано адекватний цифровим ЕОМ математичний апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі, який дозволяє синтезувати оптимальні і квазіоптимальні рекурентні алгоритми адаптивного оцінювання параметрів руху цілі, яка рухається з маневром, а також при наявності аномальних вимірювань. Оптимальні алгоритми полягають в розрахунку апостеріорної щільності ймовірності $W(\mathbf{r}(k), a_j(k)) = P(\mathbf{r}(k), a_j(k) | \mathbf{U}_r^v(k))$ розширеного процесу $(\mathbf{r}(k), a_j(k))$, де $\mathbf{U}_r^v(k) = \mathbf{r}^v(1), \dots, \mathbf{r}^v(k)$ - отримана послідовність вимірювань до k моменту включно. В оптимальних і квазіоптимальних пристроях оцінювання відсутнє зростання числа каналів, і вони відносяться до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами, оскільки розширений процес $(\mathbf{r}(k), a_j(k))$ відноситься до класу змішаних марківських процесів в дискретному часі. Але реалізація оптимальних алгоритмів в реальному масштабі часу вимагає значних обчислювальних витрат. Тому для розробки адаптивного алгоритму радіолокаційного супроводження маневруючого БПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних за координатними та амплітудними ознаками було використано квазіоптимальний алгоритм з полігаусівською апроксимацією екстрапольованої щільності ймовірності параметрів руху, який дозволяє отримати близькі до потенційно можливих точносні характеристики.

Для моделі руху БПЛА (3.1) і рівняння вимірювання (3.2) квазіоптимальний алгоритм прогнозування параметрів руху цілі на k – му кроці описується рівняннями:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (3.3)$$

$$\mathbf{r}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_j^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{P}}_i(k-1) \mathbf{F}_j^T(k, k-1) + \mathbf{G}_j(k) \mathbf{G}_j^T(k) + \right. \\ & \left. + (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) - \mathbf{r}_j^*(k)) (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) - \mathbf{r}_j^*(k))^T \right\} \times \\ & \times \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (3.5)$$

де $\mathbf{r}_j^*(k), \mathbf{P}_j^*(k)$ – математичні сподівання та кореляційні матриці умовних щільностей ймовірності $W_j^*(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}(k) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1))$; $W_j^*(k)$ – екстрапольовані ймовірності змінної перемикавання $a_j(k), j = \overline{1, M}$.

Алгоритм екстраполяції (3.3)-(3.5) забезпечує представлення екстрапольованої щільності ймовірності $W^*(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}(k) | \mathbf{U}_r^v(k-1))$ у вигляді суми M гаусівських щільностей.

Супроводження МБПЛА здійснюється у складній завадовій обстановці, яка характеризується наявністю хибних відміток. Кількість хибних відміток, що надходять на вхід траєкторної обробки, істотно залежить як від інтенсивності завад, так і від ефективності попередньої обробки радіолокаційної інформації, що характеризується ймовірністю хибних тривог.

При розробці алгоритмів супроводження, як правило, обмежуються розглядом вимірювань у деякій області – стробі супроводження, в яку на черговому такті з високою ймовірністю має потрапити справжній вимір. Строб супроводження є багатовимірним еліпсоїдом, розміри якого визначаються необхідною ймовірністю потрапляння до нього вектора виміру. Зазвичай

практично строб супроводження представляють як паралелепіпед у просторі вимірів. Центр строга збігається з екстрапольованим положенням цілі на даний крок виміру, а розміри залежать від помилок виміру та екстраполяції. Очевидно, що зі збільшенням розмірів строга ймовірність зриву супроводження маневруючої цілі зменшується, проте при цьому підвищується ймовірність попадання в строб помилкових відміток, що також може призводити до зриву супроводження.

Квазіоптимальний алгоритм адаптивного прогнозування (3.3)-(3.5) дозволяє виконати оптимізацію розмірів стробів супроводження на основі отриманих оцінок змінної перемикавання $a_j(k)$. Поточні строги визначаються з використанням характеристик помилок екстраполяції, розрахованих для моделі руху цілі, екстрапольована ймовірність якої максимальна.

Центр строга збігається з екстрапольованим положенням цілі на даний крок виміру, а розміри залежать від помилок вимірювання та екстраполяції. Перевірка на потрапляння в строб супроводження m -ї відмітки $(r_m^v(k), \dot{r}_m^v(k))$ виконується шляхом одночасної перевірки наступних умов

$$\begin{cases} \left| r_m^v(k) - r_j^*(k) \right| \leq k_s \sqrt{p_{rj}^*(k) + \sigma_r^2} \\ \left| \dot{r}_m^v(k) - \dot{r}_j^*(k) \right| \leq k_s \sqrt{p_{ej}^*(k) + \sigma_e^2} \end{cases}, \quad (3.6)$$

Параметр k_s вибирається виходячи з необхідної ймовірності потрапляння відмітки в строб супроводження. На практиці обирають в інтервалі $k_s \in [3, 4]$.

За відсутності вимірювань у поточному стробі супроводження, що може бути обумовлено зміною типу руху цілі, здійснюється її допושук у стробі супроводження з більшими розмірами, отриманими для моделі руху цілі з маневром найбільшої інтенсивності. При відсутності цілі в стробі допощуку оцінювання не проводиться і в якості апостеріорних використовуються екстрапольовані характеристики руху цілі і ймовірності видів руху. Також формується ознака невиявлення цілі на поточному кроці.

На основі відміток, що потрапили в строб супроводження, формується вектор вимірювання $\mathbf{r}^{cT}(k) = (\mathbf{r}_1^v(k), \dots, \mathbf{r}_{M_s(k)}^v(k))$, який містить координатну інформацію відміток, де $M_s(k)$ - кількість відміток, що потрапила в строб супроводження. Також формується вектор $\mathbf{z}(k) = (\tilde{z}_1(k), \dots, \tilde{z}_{M_s(k)}(k))$, що включає вирішальні статистики відміток, які отримані в стробі на k -у огляді. Вводяться гіпотези про походження відміток $\mathbf{r}^c(k)$ з вирішальними статистиками $\mathbf{z}(k)$, які потрапили в строб супроводження [51]:

- $\gamma_m(k)$, $m = \overline{1, M_s(k)}$ - гіпотеза, яка полягає в тому, що m -а відмітка належить траєкторії, що супроводжується;

- $\gamma_0(k)$ - гіпотеза, яка полягає в тому, що всі відмітки, які потрапили в строб, є хибними.

На першому етапі розраховуються $\hat{\mathbf{r}}_{jm}(k), \tilde{\mathbf{P}}_j(k)$ - математичні сподівання і кореляційні матриці умовних щільностей ймовірностей $W_{jm}(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}(k) / a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_\Pi(k), \mathbf{Z}(k))$, $j = \overline{1, M}$, $m = \overline{1, M_s(k)}$ по формулам (3.7)-(3.9)

$$\hat{\mathbf{r}}_{jm}(k) = \mathbf{r}_j^*(k) + \mathbf{K}_{jm}(k)(\mathbf{r}_m^v(k) - \mathbf{H}\mathbf{r}_j^*(k)); \quad (3.7)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}_j^*(k)\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}; \quad (3.8)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) - \mathbf{K}_j(k)\mathbf{H}\mathbf{P}_j^*(k); \quad (3.9)$$

Як видно з формул (3.10), (3.11) кореляційні матриці $\tilde{\mathbf{P}}_j(k)$ не залежать від гіпотез $\gamma_0(k)$, $\gamma_m(k)$, $m = \overline{1, M_s(k)}$.

Наступним кроком є обчислення умовних апостеріорних імовірностей $W_{m|j}(k) = P(\gamma_m(k) | a_j(k), \mathbf{U}_\mathbf{r}^v(k), \mathbf{Z}(k))$ гіпотез $\gamma_0(k)$, $\gamma_m(k)$, $m = \overline{1, M_s(k)}$ при умові, що має місце відповідний тип руху $a_j(k)$, $m = \overline{1, M}$. Вони розраховуються на основі формули Байєса у вигляді

$$W_{m|j}(k) = \begin{cases} \frac{f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_0(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) P(\gamma_0(k))}{f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))}, m=0, \\ \frac{f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) P(\gamma_m(k))}{f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))}, m=\overline{1, M_s(k)}. \end{cases} \quad (3.10)$$

де умовна щільність ймовірності $f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ визначається по формулі:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \\ = \sum_{l=0}^{M(k)} f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_l(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) P(\gamma_l(k)) \end{aligned} \quad (3.11)$$

Визначимо складові, що входять у вираз (3.11). Умовна щільність ймовірності $f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_0(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ має вигляд:

$$f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_0(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = V_{\text{стр}}^{-M_s(k)} \prod_{m=1}^{M_s(k)} f_N^y(\tilde{z}_m(k)) \quad (3.12)$$

де $V(k)$ - об'єм строба супроводження.

Апріорна ймовірність $P(\gamma_0(k))$ розраховується по формулі

$$P(\gamma_0(k)) = (1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}). \quad (3.13)$$

де $D_{\text{вх}}$ - ймовірність первинного виявлення цільової відмітки; $P_{\text{стр}}$ - ймовірність попадання цільової відмітки в строб супроводження.

Умовні щільності ймовірності $f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$, $m=\overline{1, M_s(k)}$ мають вигляд:

$$\begin{aligned}
& f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \\
& = f(\mathbf{r}_m^c(k) | a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) V_{\text{стр}}^{-M_s(k)+1} f_S^y(\tilde{z}_m(k)) \prod_{j=1, j \neq m}^{M(k)} f_N^y(\tilde{z}_j(k)),
\end{aligned} \tag{3.14}$$

де $f(\mathbf{r}_m^v(k) | a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ умовна щільність ймовірності, яка має вигляд

$$f(\mathbf{r}_m^v(k) | a_j(k), \gamma_m(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \frac{N(\mathbf{r}_m^v(k), \mathbf{h}(\mathbf{r}_j^*(k)), \mathbf{D}_j(k))}{P_{\text{стр}}};$$

$\mathbf{D}_j(k)$ - кореляційна матриця нев'язки вимірювання $\mathbf{r}_m^v(k)$ при умові, що має місце j -й тип руху МБПЛА, яка розраховується по формулі

$$\mathbf{D}_j(k) = \mathbf{H} \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}.$$

Апріорні ймовірності $P(\gamma_m(k))$, $m = \overline{1, M_s(k)}$ розраховуються по формулі

$$P(\gamma_m(k)) = \frac{D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}}{M_s(k)}. \tag{3.15}$$

Підставивши формули (3.12)-(3.15) в вираз (3.12), отримаємо

$$W_{m|j}(k) = \begin{cases} \frac{b(k)}{b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)}, & m = 0, \\ \frac{e_{jm}(k) \lambda_m(k)}{b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)}, & m = \overline{1, M_s(k)}, \end{cases} \tag{3.16}$$

де $b(k)$, $e_{jm}(k)$, $\lambda_m(k)$ розраховуються по формулам:

$$b(k) = M(k) \frac{1 - D_{\text{вх}} P_{\text{стр}}}{D_{\text{вх}} P_{\text{стр}} V(k)}; \quad e_{jm}(k) = \frac{N(\mathbf{r}_I^m(k), \mathbf{h}(\mathbf{r}_j^*(k)), \mathbf{D}_j(k))}{P_{\text{стр}}} \tag{3.17}$$

$$\lambda_m(k) = \frac{f_S^y(\tilde{z}_m(k))}{f_N^y(\tilde{z}_m(k))}; \tag{3.18}$$

Наступним кроком є осереднення параметрів руху МБПЛА по отриманим вимірюванням за умови, що має місце відповідний тип руху $a_j(k)$, $m = \overline{1, M}$

$$\hat{\mathbf{r}}_j^v(k) = \mathbf{r}_j^*(k)W_{0|j}(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} \hat{\mathbf{r}}_{jm}(k)W_{m|j}(k); \quad (3.19)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_j(k) = & \{ \mathbf{P}_j^*(k) + (\mathbf{r}_j^*(k) - \hat{\mathbf{r}}_j(k))(\mathbf{r}_j^*(k) - \hat{\mathbf{r}}_j(k))^T \} W_{0|j}(k) + \\ & + \sum_{m=1}^{M(k)} \{ \tilde{P}_j(k) + (\hat{\mathbf{r}}_{jm}(k) - \hat{\mathbf{r}}_j(k))(\hat{\mathbf{r}}_{jm}(k) - \hat{\mathbf{r}}_j(k))^T \} W_{m|j}(k) \end{aligned} \quad (3.20)$$

Апостеріорні ймовірності $W_j(k) = P(a_j(k) | \mathbf{U}_r^v(k), \mathbf{Z}(k))$ того, що має місце рух МБПЛА $a_j(k)$, $m = \overline{1, M}$ розраховується по формулі:

$$\begin{aligned} W_j(k) = & P(\mathbf{r}^v(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) W_j^*(k) / \\ & / P(\mathbf{r}^v(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) \end{aligned}, \quad (3.21)$$

$f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ - функція правдоподібності вимірювань $\mathbf{r}^v(k), \mathbf{z}(k)$, що визначається по формулі:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \\ = (b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)) \frac{D_{\text{вх}} P_{\text{стр}} V_{\text{стр}}^{-M_s(k)+1}}{M(k)} \prod_{m=1}^{M_s(k)} f_N^y(\tilde{z}_m(k)), \end{aligned} \quad (3.22)$$

$P(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ - умовна щільність ймовірності вимірювань $\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k)$, яка після їх отримання виконує функцію нормуючого множника і розраховується по формулі:

$$\begin{aligned}
P(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \\
= \sum_{j=1}^{M_s(k)} P(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) W_j^*(k).
\end{aligned} \quad (3.23)$$

З врахуванням наведеного, в цілому алгоритм уточнення прогнозованих параметрів руху маневруючого МБПЛА, в якому відбувається ймовірнісне ототожнення відміток, що потрапили в строб супроводження на основі методу PDA, описується рівняннями:

$$\hat{\mathbf{r}}_{jm}^v(k) = \mathbf{r}_j^*(k) + \mathbf{K}_{jm}(k)(\mathbf{r}_m^v(k) - \mathbf{h}(\mathbf{r}_j^*(k))); \quad (3.24)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}; \quad (3.25)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H} \mathbf{P}_j^*(k); \quad (3.26)$$

$$W_{m|j}(k) = \begin{cases} \frac{b(k)}{b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)}, & m = 0, \\ \frac{e_{jm}(k) \lambda_m(k)}{b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)}, & m = \overline{1, M_s(k)}, \end{cases} \quad (3.27)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_j^v(k) = \mathbf{r}_j^*(k) W_{0|j}(k) + \sum_{m=1}^{M(k)} \hat{\mathbf{r}}_{jm}^v(k) W_{m|j}(k); \quad (3.28)$$

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{P}}_j(k) = & \{ \mathbf{P}_j^*(k) + (\mathbf{r}_j^*(k) - \hat{\mathbf{r}}_j^v(k))(\mathbf{r}_j^*(k) - \hat{\mathbf{r}}_j^v(k))^T \} W_{0|j}(k) + \\
& + \sum_{m=1}^{M(k)} \{ \tilde{\mathbf{P}}_j(k) + (\hat{\mathbf{r}}_{jm}^v(k) - \hat{\mathbf{r}}_j^v(k))(\hat{\mathbf{r}}_{jm}^v(k) - \hat{\mathbf{r}}_j^v(k))^T \} W_{m|j}(k);
\end{aligned} \quad (3.29)$$

$$\begin{aligned}
W_j(k) = & P(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) W_j^*(k) / \\
& / P(\mathbf{r}^c(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}_r^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)).
\end{aligned} \quad (3.30)$$

Як випливає з формул (3.24)-(3.30), при визначенні осереднених апостеріорних характеристик $\hat{\mathbf{r}}_j^v(k), \hat{\mathbf{P}}_j(k)$ при справедливості гіпотези $\gamma_0(k)$ використовуються екстрапольовані характеристики.

В квазіоптимальному адаптивному алгоритмі супроводження маневруючої цілі виконується спільне оцінювання параметрів руху цілі та змінної перемикачності, що характеризує вид її руху. При цьому він забезпечує представлення апостеріорної щільності ймовірності $W(\mathbf{r}(k))$ при переході на наступний крок фільтрації у вигляді суми M гаусівських щільностей, що дозволяє ефективно виявляти зміну типу її руху. На k – му кроці обчислюються умовні вектори оцінок параметрів руху цілі $\hat{\mathbf{r}}_j(k)$ та кореляційні матриці помилок оцінок $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ за умови, що тип руху цілі $a_j(k)$ є відомим, а також апостеріорні ймовірності $W_j(k)$ параметра $a_j(k)$, $j = \overline{1, M}$, які є початковими умовами для наступного кроку супроводження.

3.2 Аналіз розробленого методу адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток шляхом статистичного моделювання

Аналіз ефективності адаптивного алгоритму радіолокаційного супроводження маневруючого МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних за координатними та амплітудними ознаками проведено методом статистичного моделювання.

Модель руху МБПЛА описується стохастичною динамічною системою з випадковою структурою (3.1), яка враховує три основних види руху $M = 3$: зависання $j = 1$, майже рівномірний рух $j = 2$, рух з маневром $j = 3$. Вектор стану $\mathbf{u}_w^T(k) = (x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k))$ включає координати положення, швидкості і прискорення по осях місцевої прямокутної СК.

Матриці $\mathbf{F}_j^b, \mathbf{G}_j^b, j = \overline{1,3}$ що входять у модель руху (3.1) мають вигляд:

$$\mathbf{F}_1^b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{F}_2^b = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{F}_3^b = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_1^b = \begin{bmatrix} a_1 \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_2^b = \begin{bmatrix} \frac{a_2 \cdot T^2}{2} \\ a_2 \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_3^b = \begin{bmatrix} \frac{a_3 \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_3 \cdot T^2}{2} \\ a_3 \cdot T \end{bmatrix};$$

a_1, a_2, a_3 — СКВ випадкових флуктуацій швидкості, прискорення і швидкості зміни прискорення МБПЛА для першого, другого і третього типів руху, відповідно.

Для розглянутої моделі руху цілі матриця спостереження \mathbf{H} має вигляд

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Тестові траєкторії руху МБПЛА моделювались в системі координат xYZ наступним чином. Траєкторія включає такти $-1 \leq k \leq 52$. Перші два такти використовуються для формування початкових умов адаптивного алгоритму. На них моделюється рівномірний рух $j = 2$ МБПЛА. Такти $3 \leq k \leq 52$ використовуються для оцінки ефективності роботи алгоритму. Для наглядності аналізу ефективності роботи алгоритму кожна тестова траєкторія була розбита на інтервали, на яких моделювався відповідний тип руху:

- перший $1 \leq k \leq 9$ – рівномірний рух $j = 2$;
- другий $10 \leq k \leq 15$ – маневр $j = 3$;
- третій $16 \leq k \leq 20$ – рівномірний рух $j = 2$

- четвертий $21 \leq k \leq 25$ – маневр «скидання швидкості» $j = 3$;
- п'ятий $26 \leq k \leq 33$ – зависання $j = 1$;
- шостий $34 \leq k \leq 39$ – маневр $j = 3$;
- сьомий $40 \leq k \leq 52$ – рівномірний рух $j = 2$.

Початкові параметри руху МБПЛА: $r(1)=1000$ м, $\dot{r}(1)=-20$ м/с, $\ddot{r}(1)=0$ м/с²,
Темп формування траєкторії МБПЛА $T=1$ секунда.

Помилки вимірювання координат РЛС встановлено $\sigma_r = 1.3$ м, $\sigma_{\dot{r}} = 1.6$ м/с.

При описі адаптивного алгоритму оцінювання СКВ шумів збудження для різних типів руху МБПЛА встановлено: $a_1 = 1$ м/с²; $a_2 = 1$ м/с².; $a_3 = 7$ м/с³.
Початкові умови адаптивного фільтра формувалися за двома вимірюваннями. Рішення про зрив супроводження приймалося при непопаданні відмітки цілі у строб супроводження на трьох сусідніх тактах. Кількість випробувань методом Монте-Карло дорівнює 10^3 .

На рис. 3.1 показані математичні сподівання $m_r^*, m_{r'}^*$ (криві-1) і СКВ $\sigma_r^*, \sigma_{r'}^*$ (криві-2) помилок прогнозу положення об'єкту, котрі визначені методом Монте-Карло та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_r^*}, \sqrt{p_{r'}^*}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. При цьому хибні відмітки в стробі супроводження не моделювались. Математичне сподівання реальної похибки оцінювання добре корелюється з СКВ похибок оцінювання, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритма оцінювання параметрів руху МБПЛА. На ділянках прямолінійного рівномірного руху та зависання адаптивний фільтр забезпечує зменшення СКВ похибок прогнозу дальності МБПЛА в 2 і 2.7 разів та швидкості в 3 і 9 разів, ніж на ділянках руху з маневром. Це дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації.

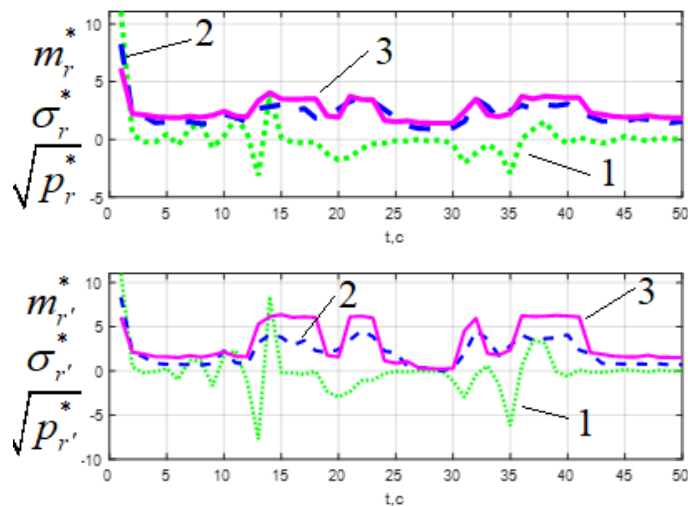
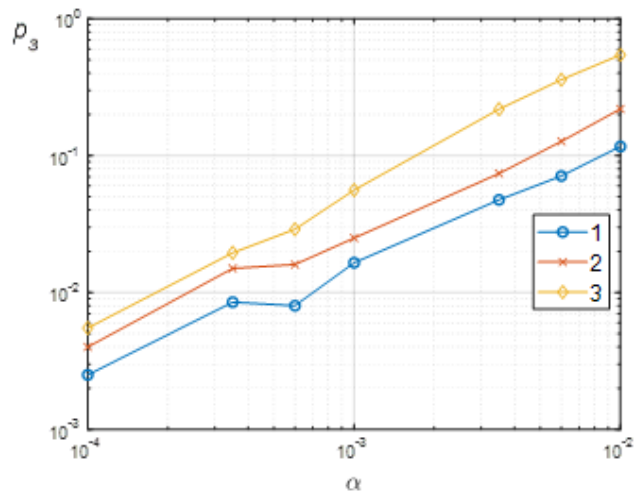


Рисунок 3.1 — Точносні характеристики прогнозування дальності $r(k)$ та радіальної швидкості $\dot{r}(k)$

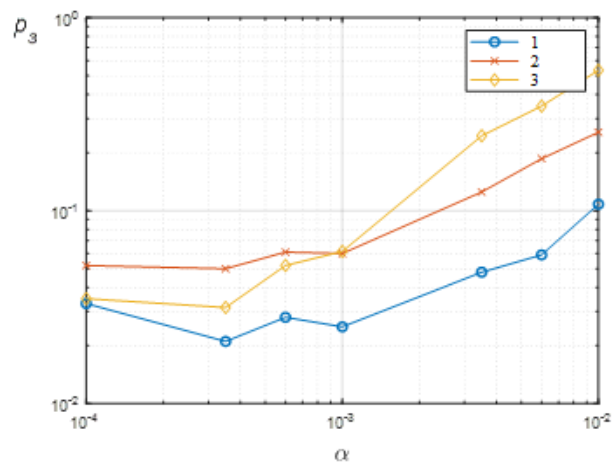
На рис. 3.2 а, б, в показані залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА p_z від ймовірності хибної тривоги α , отримані при використанні розробленого алгоритму (крива 1), а також алгоритмів, в яких ототожнення даних в стробі супроводу відбувається за методами «найсильніший сусід» (крива 2) і «найближчий сусід» (крива 3) при значеннях ВСШ $q = 2, 3, 4$ дБ.

Як видно з рис. 3.2 –3.3 при ВСШ 2 дБ і зменшенні хибної тривоги $\alpha < 10^{-3}$ збільшується ймовірність зриву супроводження, оскільки зменшується ймовірність правильного виявлення D .

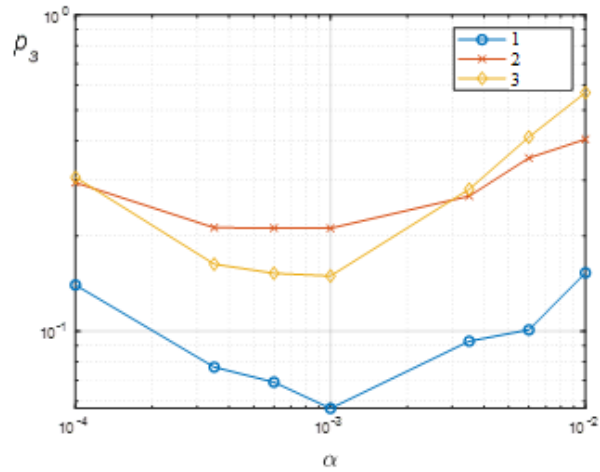
Адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження до 2 разів у порівнянні з методом «найсильніший сусід» в діапазоні ВСШ 3-4 дБ, при ймовірності хибної тривоги $\alpha \geq 3.5 \cdot 10^{-4}$. При подальшому збільшенні ВСШ дані алгоритми мають близькі характеристики. При ВСШ 2 дБ синтезований алгоритм дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження в середньому у 3 рази в усьому діапазоні ймовірності хибних тривог.



а



б



в

Рисунок 3.2 — Залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА

p_3 при: а - 4дБ ; б - 3дБ ; в - 2дБ.

На рис. 3.3 наведено залежності ймовірності правильного виявлення D від хибної тривоги α для різних ВСШ q .

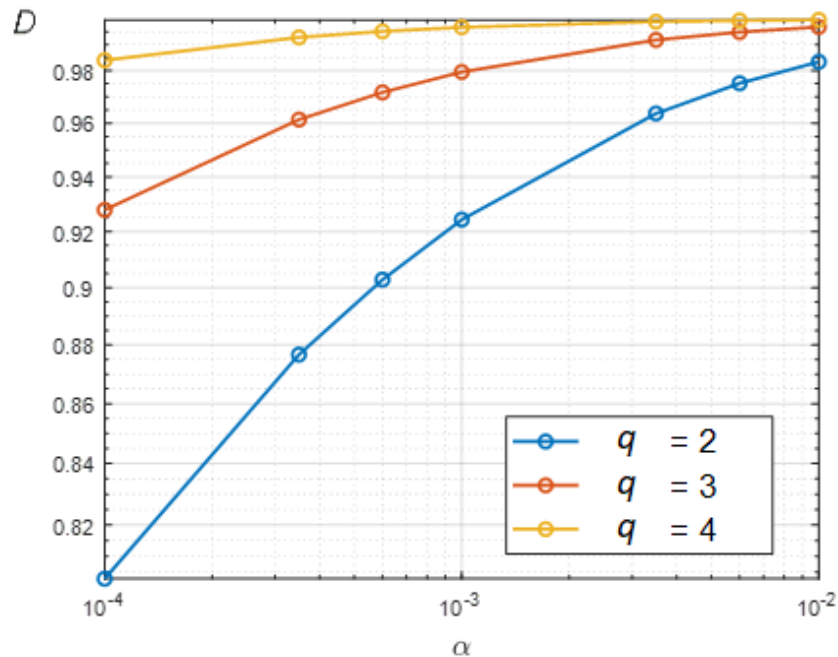
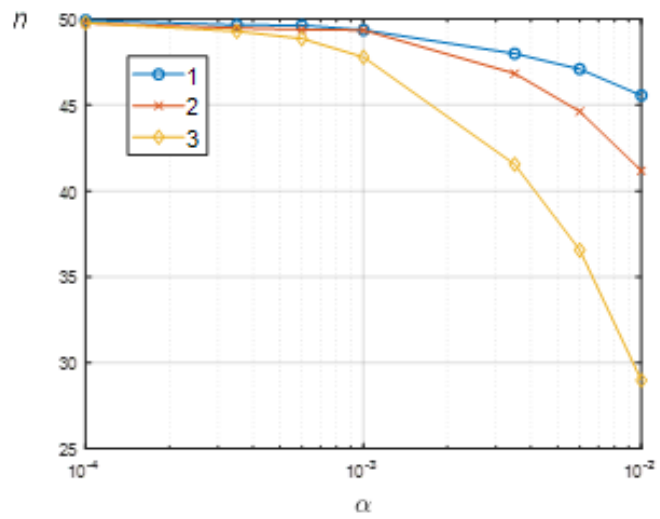
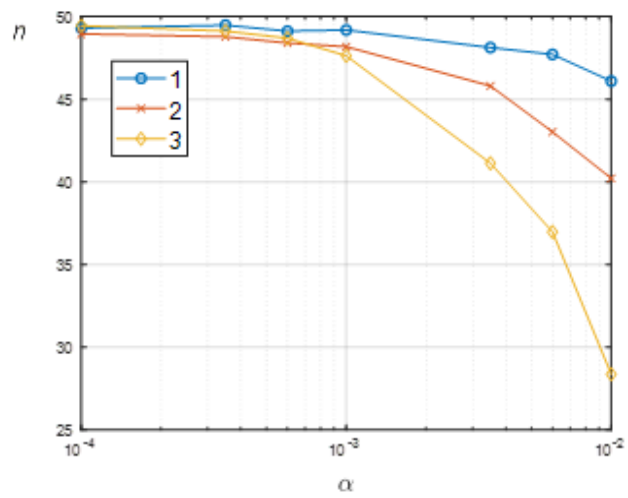


Рисунок 3.3 — Залежності ймовірності правильного виявлення D при: а - 4дБ ; б - 3дБ ; в - 2дБ.

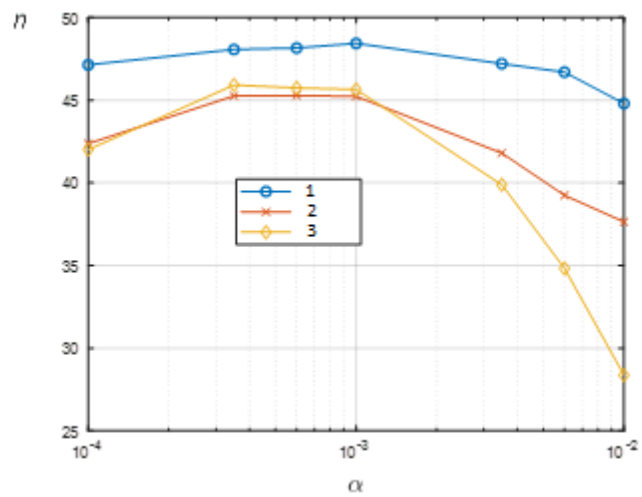
На рис. 3.4. показані залежності математичного сподівання часу супроводження цілі n_r від ймовірності хибної тривоги α , отримані при використанні адаптивних алгоритмів супроводу з ототожненням відміток за методами з ймовірнісним об'єднанням даних (крива 1), «найсильніший сусід» (крива 2) і «найближчий сусід» (крива 3) при значеннях ВСШ $q = 2, 3, 4$ дБ. При ВСШ 2 дБ, адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісним об'єднанням дозволяє збільшити середній час супроводження цілі до від 7 до 38% у порівнянні з адаптивним алгоритмом, який використовує метод ототожнення відміток «найближчий сусід» та від 7 до 18% у порівнянні з адаптивним алгоритмом, який використовує метод ототожнення відміток «найсильніший сусід» в діапазоні ймовірності хибної тривоги $1 \cdot 10^{-3} \leq \alpha \leq 1 \cdot 10^{-2}$.



а



б



в

Рисунок 3.4 — Залежності математичного сподівання часу супроводження цілі n_r при: а - 4дБ ; б - 3дБ ; в - 2дБ

При ВСШ 3-4 дБ, адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісним об'єднанням дозволяє збільшити середній час супроводження цілі до від 4 до 38% у порівнянні з адаптивним алгоритмом, який використовує метод ототожнення відміток «найближчий сусід» та від 2 до 13% у порівнянні з адаптивним алгоритмом, який використовує метод ототожнення відміток «найсильніший сусід» в діапазоні ймовірності хибної тривоги $1 \cdot 10^{-3} \leq \alpha \leq 1 \cdot 10^{-2}$.

В умовах високої щільності хибних відміток підвищення ефективності супроводження може бути досягнуто шляхом застосування більш складних алгоритмів ототожнення відміток у стробі спільно з отриманим квазіоптимальним алгоритмом адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючої цілі, однак це призводить до зростання обчислювальних витрат.

3.3 Розробка методу виявлення зриву супроводження МБПЛА за критерієм l/n з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки

Важливим етапом вторинної обробки радіолокаційної інформації є виявлення зриву супроводження траєкторії цілі, після чого здійснюється її скидання [57, 70]. На практиці для прийняття рішення щодо зриву супроводження широко використовується евристичний критерій l/n [57, 70]. За цим критерієм рішення щодо зриву супроводження траєкторії приймається при відсутності відміток в l стробах супроводу на n суміжних періодах огляду. Відсутність відміток в стробі супроводу визначається як пропуск цілі. Однак при наявності в зоні огляду значної кількості хибних відміток, ефективність алгоритмів виявлення зриву за критерієм l/n значно знижується. Це обумовлено тим, що при відсутності цільової відмітки в стробі, на супроводження братимуться хибні відмітки, що призводить до втрати траєкторії цілі і супроводження хибної траси. Для ілюстрації цього, на рис. 3.5

показані отримані шляхом статистичного моделювання залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА p_z за критерієм 3/4 (крива 2) від ймовірності хибної тривоги α при використанні розробленого адаптивного алгоритму супроводження з ймовірнісним об'єднання даних (3.24)-(3.30), при значеннях ВСШ $q = 4$ дБ. Також на рис. 3.5 показана ймовірність істинного зриву супроводження цілі (крива 1) розглянутим алгоритмом, який визначався при відсутності цільової відмітки в стробі супроводження на трьох оглядах поспіль. При значеннях ймовірності хибної тривоги $\alpha > 3 \times 10^{-3}$ ймовірності зриву супроводження МБПЛА за критерієм 3/4 відрізняється від ймовірності істинного зриву супроводження цілі на порядок і більше.

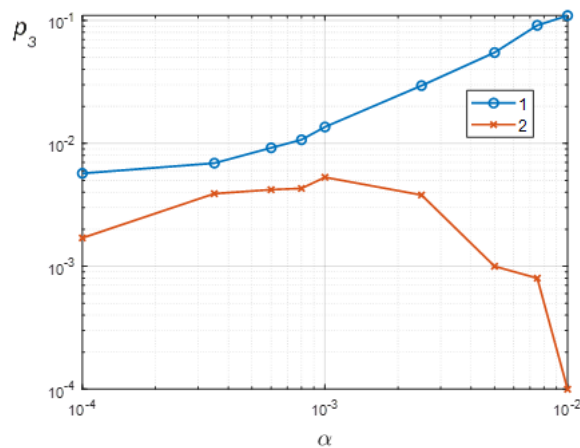


Рисунок 3.5 — Залежності ймовірності виявлення зриву супроводження МБПЛА за критерієм 3/4 p_z при: ВСШ 4 дБ.

Недоліком алгоритму виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n також є те, що він не використовує наявну інформація про значення вирішальних статистик відміток, отриманих з виходу оптимального приймача первинної обробки сигналів.

Для підвищення ефективності вирішення задач вторинної обробки радіолокаційної інформації при значній кількості хибних відміток використовуються вирішальні статистики, отримані в оптимальному приймачі

первинної обробки сигналів. Так при вирішенні задач виявлення траєкторії цілі і її супроводженні при наявності в стробі кількох відміток, для ідентифікації цільової відмітки використовується критерій «найсильніший сусід». Відповідно до цього критерію в якості цільової вибирається відмітка з максимальним значенням вирішальної статистики [68]. В роботах [1-3] ефективність алгоритму супроводження в умовах завад на основі алгоритму PDA також була покращена за допомогою використання вирішальних статистик відміток.

Для виявлення сигналів цілі FMCW радаром широко використовуються алгоритми сімейств CFAR (Constant False Alarm Rate) [50-52]. Для забезпечення постійного рівня хибної тривоги в таких алгоритмах відбувається ковзне оцінювання невідомої потужності шуму в межах вікна для корегування порогу CFAR детектору. В розробленому в підрозділі 2.1 адаптивному виявлюванні малорозмірного БПЛА FMCW радаром також відбувається оцінювання невідомої потужності шуму з використанням довірчих інтервалів. Тому закон розподілу нормованих вирішальних статистик хибних відміток є відомим і описується усіченим центральним розподілом хі-квадрат з двома ступенями свободи

При зриві супроводження в стробі можуть з'являтися лише хибні відмітки, закон розподілу достатніх статистик яких є відомим. На відміну від відомого алгоритму виявлення за критерієм l / n пропонується за наявності накопичувати вирішальні статистики найсильніших відміток за формулою

$$Z_{\Sigma} = \sum_{j=1}^l \tilde{z}_j. \quad (3.31)$$

Оскільки обчислення вирішальних статистик в оглядах виконується незалежно, їх накопичення за формулою (3.31) отримало назву некогерентне [69, 70].

Закон розподілу накопиченої статистики за умови, що найсильніші відмітки є хибними, розглядається як основна гіпотеза. На кожному інтервалі

n оглядів поряд з перевіркою кількості пропусків цілі за критерієм l/n також відбувається перевірка основної гіпотези щодо накопиченої статистики отриманих найсильніших відміток проти альтернативи із заданим рівнем значущості κ за правилом

$$Z_{\Sigma} \underset{d_0}{\overset{d_1}{>}} H_{\kappa, m}$$

де m - кількість оглядів, на яких в стробах супроводу були отримані відмітки. Якщо Z_{Σ} перевищує поріг, основна гіпотеза щодо розподілу достатньої статистики відхиляється і приймається рішення d_1 , щодо продовження супроводу траєкторії цілі. В протилежному випадку приймається рішення d_0 щодо підтвердження основної гіпотези. Прийняття основної гіпотези свідчить про зрив супроводження цілі.

Необхідно відмітити, що проводити перевірку за накопичуваними статистиками доцільно не для всіх можливих варіантів потрапляння відміток в строби, а лише для яких рішення на основі кількісного підрахунку пропусків цілей за критерієм l/n прийняти не вдається. Наприклад для критерія $3/4$ такими варіантами є потрапляння відміток на двох $m = 2$ і трьох $m = 3$ оглядах на інтервалі $n = 4$.

Показниками ефективності алгоритму виявлення зриву супроводження траєкторії цілі є середній час супроводження істинної і хибної траєкторії. Обмежимося аналітичним розрахунком середнього часу супроводження хибної траєкторії. Аналіз середнього часу супроводження істинної траєкторії буде проведено шляхом статистичного моделювання.

Для аналітичного рішення задачі визначення ймовірностей правильного виявлення зриву траєкторії цілі за критерієм l/n використовується представлення алгоритму у вигляді стохастичного автомату із кінцевим набором станів [69]. При виявленні зриву супроводження автомат залишається в так званому поглинаючому стані, який як правило позначають як нульовий. Щоб забезпечити наочність, зміну станів автомата представляють за

допомогою спрямованого графа. На k -у кроці автомат описується за допомогою вектору-рядка ймовірностей станів $\mathbf{p}(k) = [p_0(k), \dots, p_l(k)]$. Перехід між станами задається матрицею перехідних ймовірностей $\mathbf{\Pi}$. Таке уявлення дозволяє аналізувати автомат за допомогою математичного апарату ланцюгів Маркова [69].

Загальна методика визначення ймовірностей скидання траєкторії з супроводження на k -у огляді і середнього часу супроводження траєкторії має наступний вигляд.

1. Визначення початкового (вихідного) вектора ймовірностей станів автомата $\mathbf{p}(0)$.

2. Обчислення вектора ймовірностей станів автомата $\mathbf{p}(k)$ з використанням рекурентного перетворення

$$\mathbf{p}(k) = \mathbf{p}(k-1)\mathbf{\Pi}, \quad k = \overline{1, \infty}. \quad (3.32)$$

Визначення ймовірностей $p_0(k)$ переходу автомата в поглинаючий стан, яка дорівнює ймовірності скидання траєкторії з супроводження до k -го огляду включно. Ймовірності $p_0(k)$, $k = \overline{1, \infty}$ є наростаючими від огляду до огляду, оскільки автомат досягає поглинаючого стану і залишається в ньому.

3. Обчислення ймовірності $p'_0(k)$ скидання траєкторії з супроводження на k -у огляді, яка визначається за формулою

$$p'_0(k) = p_0(k) - p_0(k-1). \quad (3.33)$$

4. Обчислення середнього часу супроводження траєкторії до прийняття рішення щодо її скидання

$$\bar{k} = \sum_{\mu=1}^{\infty} \mu p'_0(\mu). \quad (3.34)$$

Граф і матрицю перехідних ймовірностей алгоритму виявлення зриву траєкторії цілі на основі критеріїв l/n в загальному вигляді уявити не вдається, тому розглянемо задачу аналізу характеристик алгоритму, в якому використовується критерій скидання 3/4.

При використанні критерію 3/4 скидання траєкторії відбувається при наявності трьох пропусків цілі в чотирьох періодах огляду. У відповідності до запропонованого вище підходу відбувається перевірка за накопичуваними статистиками для двох варіантів потрапляння відміток в строби:

$m = 2$ - наявність відміток на двох оглядах;

$m = 3$ - наявність відміток на трьох оглядах.

Послідовність роботи алгоритму 3/4 можна проілюструвати за допомогою графа з випадковими переходами, зображеного на рис. 1.

Стан «1» є початковим і відповідає супроводженню траєкторії цілі. Стан «0» є поглинаючим станом, при досягненні якого фіксується зрив супроводження траєкторії і автомат залишається в ньому. Переходи в стани «2»-«14» відбувається за наявності (суцільна лінія) або відсутності (штрихова лінія) відміток в строби. Переходи із станів «8»-«14» в стани «1» або «0» можуть відбуватися як за наявності, так відсутності відміток в стробі на четвертому кроці і показані штрих-пунктирною лінією.

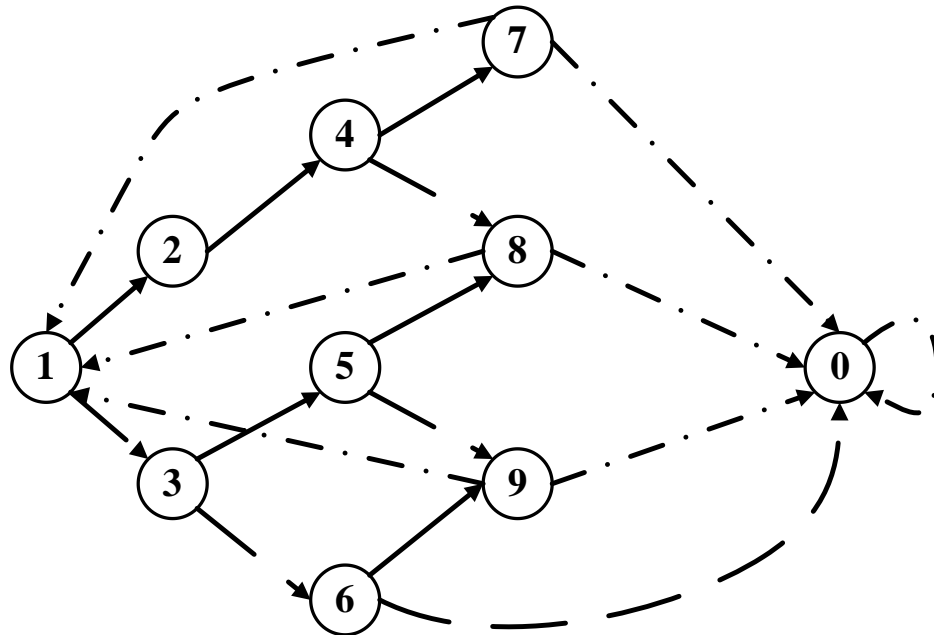


Рисунок 3.6 — Граф алгоритму виявлення зриву траєкторії цілі за критерієм 3/4 з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки

Матриця перехідних ймовірностей для критерію 3/4 має вигляд

$$\mathbf{\Pi} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \pi_1 & \pi_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \pi_1 & \pi_0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \pi_1 & \pi_0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \pi_1 & \pi_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \pi_1 & \pi_0 \\ \pi_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \pi_1 \\ \pi_{70} & \pi_{71} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \pi_{80} & \pi_{81} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \pi_{90} & \pi_{91} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.35)$$

Ймовірності переходів між станами, описуються виразами:

$$\pi_1 = (1 - p_0); \quad \pi_0 = p_0;$$

$$\pi_{7,0} = \pi_0 F_3; \quad \pi_{7,1} = \pi_1 + \pi_0 (1 - F_3);$$

$$\pi_{8,0} = \pi_0 F_2 + \pi_1 F_3; \quad \pi_{8,1} = \pi_1 (1 - F_3) + \pi_0 (1 - F_2)$$

$$\pi_{9,0} = \pi_1 F_2 + \pi_0; \quad \pi_{9,1} = \pi_1 (1 - F_2)$$

де p_0 - ймовірність відсутності хибних відміток в стробі; F_2 , F_3 - ймовірності неперевикнення сумами двох і трьох вирішальних статистик порогів $H_{\kappa,2}$ і $H_{\kappa,3}$ відповідно, які розраховуються по формулам

$$F_2 = 1 - \kappa; \quad F_3 = 1 - \kappa.$$

Початковий вектор ймовірностей станів автомата має вигляд $\mathbf{p}(0) = [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$. Елементи матриці ймовірностей переходів $\mathbf{\Pi}$ для випадків розрахунку ймовірностей виявлення істинного та хибного зриву траєкторії цілі є різними.

На основі методики (3.32)-(3.34) розраховано ймовірність виявлення істинного зриву $p'_0(k)$ траєкторії цілі, при ймовірності хибної тривоги $\alpha = 0.007$ і рівні значущості $\kappa = 0.15$, які представлені на рис.3.7. На 3 такті роботи автомата ймовірність виявлення істинного зриву дорівнює 0.33 і середній час виявлення зриву траєкторії \bar{k} склав 3.90 такти.

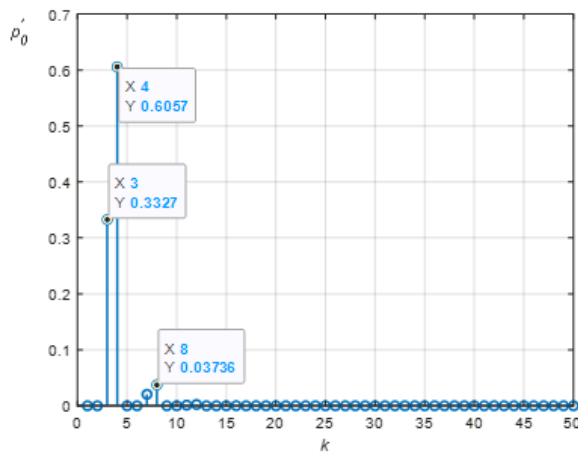


Рисунок 3.7 — Аналітична ймовірність виявлення зриву траєкторії цілі за критерієм 3/4

З метою перевірки аналітичного розрахунку, було проведено статистичне моделювання роботи автомата методом Монте – Карло. Для цього на кожному такті траєкторії формувались строби супроводження, в які з заданою ймовірністю хибної тривоги моделювалось потрапляння хибних відміток.

У відомій літературі відсутні аналітичні закони для суми усічених центральних розподілів хі-квадрат з двома ступенями свободи. Тому при заданому рівні значущості κ критичні рівні (пороги) $H_{\kappa,2}$ і $H_{\kappa,3}$, що розділяють критичну область і область прийняття основної гіпотези, були отримані шляхом статистичного моделювання. Для цього моделювались набори даних, які складались з сум двох і трьох статистично незалежних випадкових величин, що мають усічений закон розподілу хі-квадрат з двома ступенями свободи. Для визначення порогів $H_{\kappa,2}$ і $H_{\kappa,3}$ використовувалась програма MATLAB quantile, яка для заданого масиву даних повертає квантілі, що розраховуються у відповідності для заданого рівня значущості κ . При ймовірності хибної тривоги $\alpha = 0.007$ і рівні значущості $\kappa = 0.15$ розраховані пороги дорівнюють $H_{\kappa,2} = 27.86$ і $H_{\kappa,3} = 41.52$.

Розрахована експериментально ймовірність виявлення зриву p_0 траєкторії цілі показана на рис.3.8. Середній час виявлення зриву траєкторії зриву \bar{k} склав 3.91 такти. При цьому Кількість ітерацій методу Монте – Карло становила 10^6 . Як видно з рис. 3.7, рис.3.8 розраховані експериментальні ймовірності істинного зриву фактично співпадають з розрахованими аналітично.

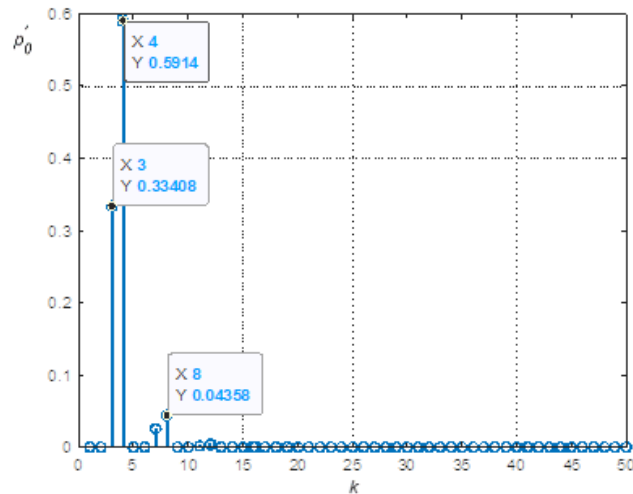


Рисунок 3.8 — Експериментальна ймовірність виявлення зриву траєкторії цілі за критерієм 3/4

3.4. Аналіз вдосконаленого методу виявлення зриву супроводження МБПЛА за критерієм l/n з використання вибіркової статистики найсильнішої відмітки шляхом статистичного моделювання

Оцінка ефективності розробленого алгоритму виявлення зриву була проведена шляхом статистичного моделювання супроводження цілі за дальністю. Для опису руху цілі по дальності використовувалась модель руху маневруючого МБПЛА, розглянута в підрозділі 3.2. Вимірювались координати дальності і радіальної швидкості, при цьому СКВ помилок вимірювання становлять $\sigma_r = 1.3 \text{ м}^2$, $\sigma_{\dot{r}} = 1.6 (\text{м/с})^2$. Темп надходження даних покладался $T = 1 \text{ с}$. Для супроводження цілі в умовах перешкод застосовувався розроблений в підрозділі 3.1 алгоритм адаптивного супроводження

маневруючого малорозмірного БПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток. Кількість хибних відміток підпорядковується закону Пуассона з відомою просторовою щільністю λ , що розраховувалась по формулі /ст кван РЛ/

$$\lambda = \frac{\alpha}{12\sigma_r\sigma_{\dot{r}}} \quad (3.36)$$

Кількість випробувань за методом Монте-Карло дорівнювало 10^4 .

В табл. 3.1 наведено розраховані значення порогів $H_{\kappa,2}$ і $H_{\kappa,3}$ при рівні значущості $\kappa = 0.15$ для заданих ймовірностей хибної тривоги α .

Таблиця 3.1 Значення порогів $H_{\kappa,2}$ і $H_{\kappa,3}$

α	0.0001	0.00035	0.0006	0.0008	0.001	0.0025	0.005	0.0075	0.01
$H_{\kappa,2}$	43.703	38.514	36.620	35.538	34.363	30.599	27.957	26.398	25.317
$H_{\kappa,3}$	64.632	57.080	53.928	52.065	50.994	45.499	41.173	38.823	37.051

Для визначення показників виявлення зриву, моделювався експеримент, в якому ціль супроводжувалася в завадах перші чотири такти, після чого моделювання траєкторії цілі припинялось, і формувались тільки хибні відмітки. На рис.3.9 наведено отримані методом Монте-Карло ймовірності виявлення зриву траєкторії цілі розробленим алгоритмом за критерієм 3/4 з використанням вирішальних статистик (крива 1), відомим алгоритмом за критерієм 3/4 і істинного зриву супроводження цілі (крива 3), який визначався при відсутності цільової відмітки в стробі супроводження на трьох оглядах поспіль в залежності-від хибної тривоги α .

Розроблений алгоритм виявлення зриву супроводження з використання вирішальних статистик у порівнянні з відомим дозволяє підвищити ймовірність виявлення зриву супроводження приблизно в 2 – 8 разів при ймовірності хибної тривоги $\alpha = 2.5 \cdot 10^{-3} \dots 7.5 \cdot 10^{-3}$. Зі збільшенням

ймовірності хибної тривоги $\alpha > 0.001$ ймовірність виявлення зриву супроводження зростає у порівнянні з відомим алгоритмом.

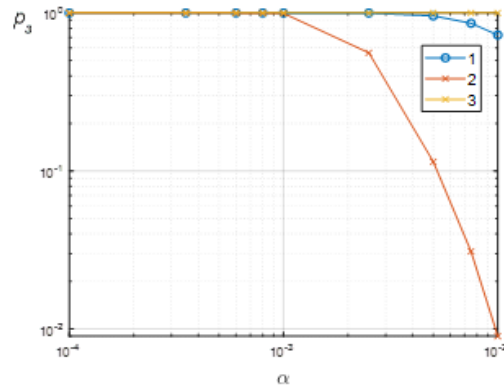


Рисунок.3.9 — Ймовірність виявлення зриву траєкторії цілі фільтром з використанням вирішальних статистик і без за критерієм 3/4

На рис.3.10 наведено отримані методом Монте-Карло залежності середнього часу виявлення зриву траєкторії цілі розробленим алгоритмом за критерієм 3/4 з використанням вирішальних статистик (крива 1), відомим алгоритмом за критерієм 3/4 і істинного зриву супроводження цілі (крива 3) при різних значеннях ймовірності хибної тривоги α .

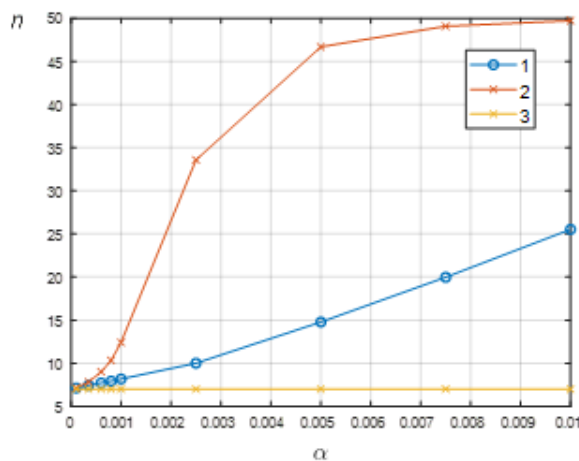


Рисунок 3.10 — Середній час виявлення зриву траєкторії цілі фільтром з використанням вирішальних статистик і без за критерієм 3/4

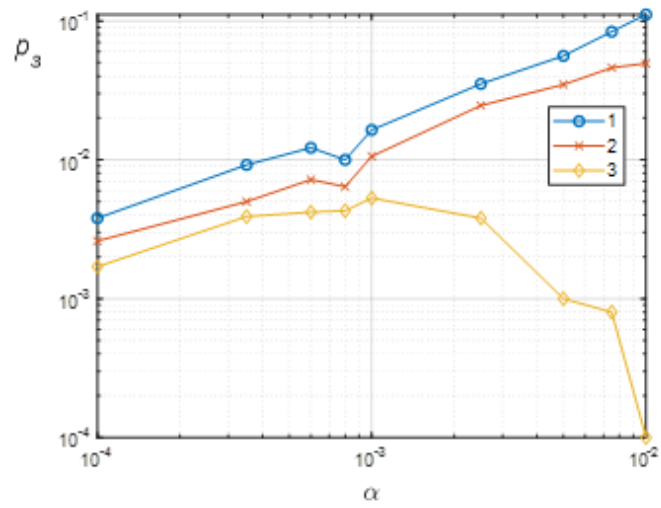
Також для розглянутого прикладу було проведено аналіз ефективності виявлення зриву при супроводження цілі розробленим алгоритмом адаптивного супроводження маневруючого малорозмірного БПЛА з

ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток. В цьому випадку моделювання траєкторії цілі відбувалось на кожному такті спостереження. Рішення щодо істинного зриву супроводження приймалось при не потраплянні істинної відмітки цілі в строб супроводження на трьох тактах поспіль. На рис.3.11 наведено отримані методом Монте-Карло ймовірності виявлення зриву траєкторії цілі розробленим алгоритмом за критерієм $3/4$ з використанням вирішальних статистик (крива 2), відомим алгоритмом без використанням вирішальних статистик (крива 3) та істинного зриву супроводження цілі (крива 1) в залежності від хибної тривоги α при ВСШ $q = 4, 3, 2$ дБ. Розроблений алгоритм виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм $3/4$ з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки дозволяє збільшити ймовірність правильного виявлення зриву супроводження приблизно в 2 – 8 разів при ймовірності хибної тривоги $\alpha = 2.5 \cdot 10^{-3} \dots 7.5 \cdot 10^{-3}$, у порівнянні з алгоритмом $3/4$, який не використовує вирішальні статистики.

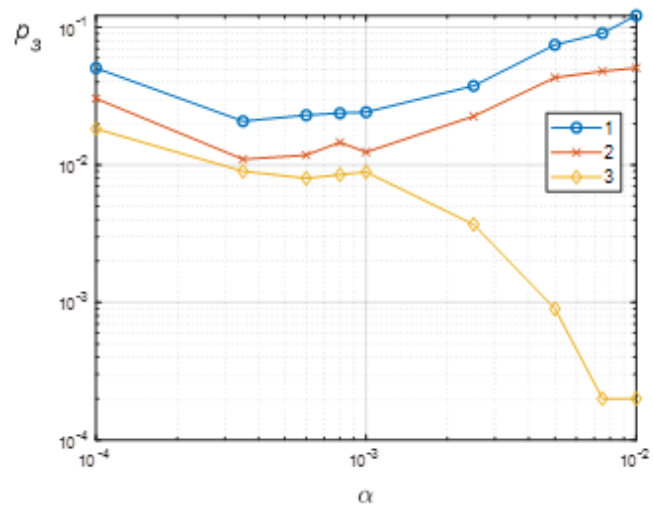
На рис.3.12 показані залежності математичного сподівання часу супроводження цілі до виявлення зриву траєкторії цілі розробленим алгоритмом з використанням вирішальних статистик і без та істинний середній час супроводження траєкторії цілі в залежності від ймовірності хибної тривоги α , при ВСШ $q = 2, 3, 4$ дБ.

Середній час супроводження траєкторії цілі при використанні розробленого алгоритму відрізняється від істинного середнього часу супроводження менше ніж на 7% в усьому діапазоні ймовірностей хибної тривоги α .

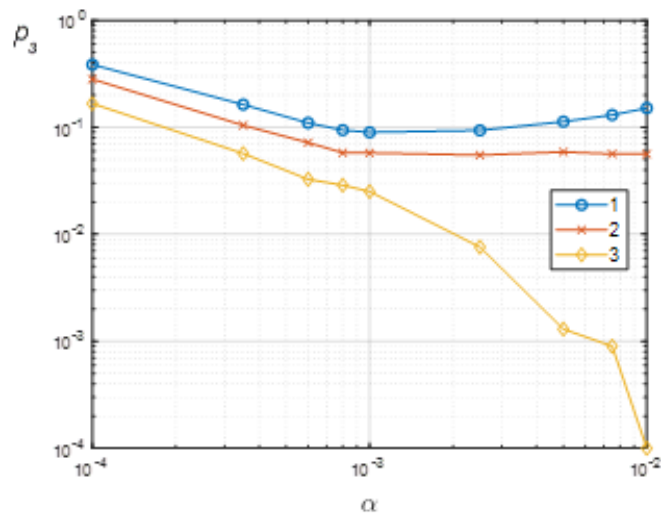
Середній час супроводження при використанні відомого алгоритму при малому ВСШ збільшився за рахунок невиявлення зриву і супроводження хибних відміток.



а

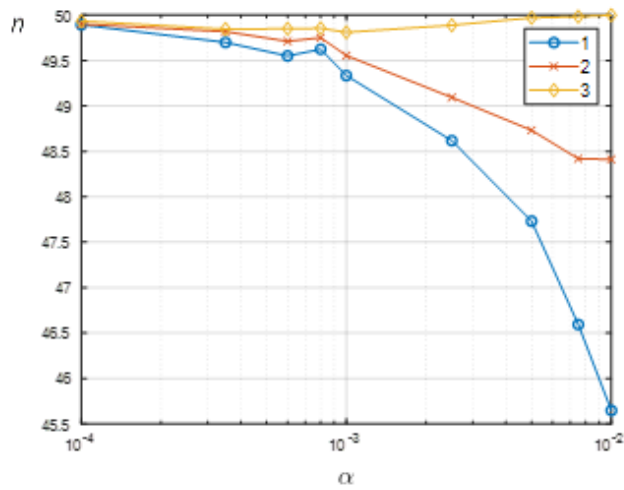


б

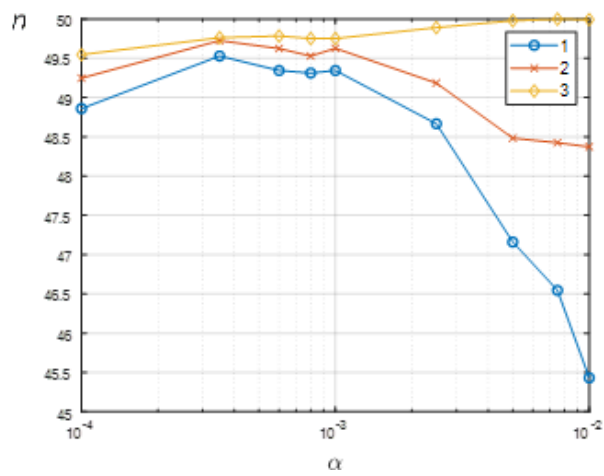


в

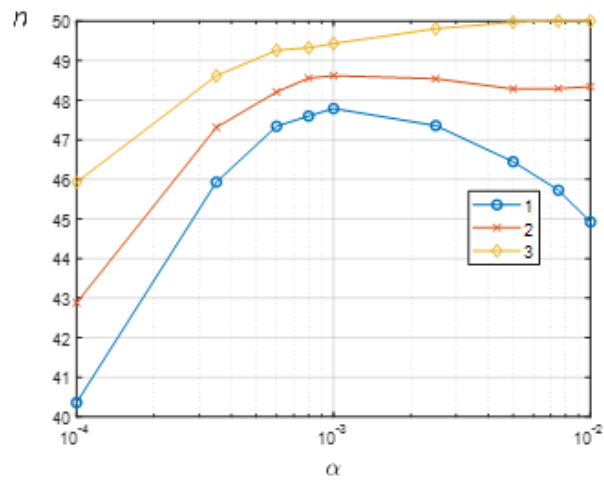
Рисунок 3.11 — Ймовірність виявлення зриву траєкторії фільтром з використанням вирішальних статистик і без за критерієм 3/4 , при: а - 4дБ ; б - 3дБ ; в - 2дБ.



а



б



в

Рисунок 3.12 — Середній час супроводження траєкторії цілі фільтром з використанням вирішальних статистик та без за критерієм 3/4, при: а - 4дБ; б - 3дБ; в - 2дБ.

Висновки до розділу 3

1. Розроблений алгоритм адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток є рекурентним. На кожному кроці обчислюються умовні вектори оцінок параметрів руху цілі $\hat{\mathbf{r}}_j(k)$ та кореляційні матриці помилок оцінок $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ за умови, що тип руху цілі $a_j(k)$ є відомим, а також апостеріорні ймовірності $W_j(k)$ типів руху $a_j(k)$, $j = \overline{1, M}$, які є початковими умовами для наступного кроку супроводження. При цьому забезпечується представлення апостеріорної щільності ймовірності параметрів руху цілі $W(\mathbf{r}(k))$ при переході на наступний крок фільтрації у вигляді суми M гаусівських щільностей ймовірності.

2. Формування стробу супроводження відбувається у відповідності до розпізнаного типу руху цілі, що дозволяє зменшити його розміри на інтервалах зависання і руху цілі без маневру і таким чином зменшити ймовірність потрапляння в нього хибних відміток. Для ототожнення відміток в стробі супроводження використано метод ймовірнісного об'єднання даних PDA, в якому враховуються вирішальні статистики всіх відміток в стробі супроводження і їх умовні щільностей ймовірності за умови, що відмітка є цільовою або хибною.

3. На ділянках прямолінійного рівномірного руху та зависання адаптивний фільтр забезпечує зменшення СКВ похибок прогнозу дальності МБПЛА в 2 і 2.7 разів та швидкості в 3 і 9 разів, ніж на ділянках руху з маневром.

4. Розроблений адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження у порівнянні з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами

«найсильніший сусід» і «найближчий сусід»: при ВСШ 4 дБ в 2.5-5.5 рази, при ВСШ 3 дБ в 2.5-3 рази, при ВСШ 2 дБ в 2-3 рази.

5. Розроблений адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних дозволяє збільшити середній час супроводження цілі при ВСШ 2-4 дБ у порівнянні з адаптивними алгоритмами, що використовують методи ототожнення відміток «найсильніший сусід» і «найближчий сусід» на 4% - 38% і 2% - 18% відповідно, в діапазоні ймовірності хибної тривоги $1 \cdot 10^{-3} \leq \alpha \leq 1 \cdot 10^{-2}$.

6. В удосконаленому методі виявлення зриву супроводження малорозмірного БПЛА FMCW радаром на основі критерію l/n , виконується додаткова перевірка основної гіпотези щодо закону розподілу накопичених вирішальних статистик найсильніших відміток, отриманих в стробах супроводження, які вважаються хибними, проти альтернативи із заданим рівнем значущості. Критичні рівні (пороги), що розділяють критичну область і область прийняття основної гіпотези при заданому рівні значущості κ , були отримані шляхом статистичного моделювання.

7. На прикладі алгоритму виявлення зриву за критерієм $3/4$, шляхом його представлення у вигляді стохастичного автомату із кінцевим набором станів проведено аналітичний розрахунок ймовірності виявлення істинного зриву $p'_0(k)$ траєкторії цілі. Середній час виявлення зриву траєкторії склав 3.9 такти. Розраховані експериментальні ймовірності істинного зриву фактично співпали з розрахованими аналітично.

8. Розроблений алгоритм виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм $3/4$ з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки дозволяє збільшити ймовірність правильного виявлення зриву супроводження приблизно в 2 – 8 разів при ймовірності хибної тривоги $\alpha = 2.5 \cdot 10^{-3} \dots 7.5 \cdot 10^{-3}$, у порівнянні з алгоритмом $3/4$, який не використовує вирішальні статистики. Середній час виявлення зриву траєкторії цілі зменшується приблизно в 2.4 - 3.3 рази.

4. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ І МОЖЛИВОСТЕЙ ПРАКТИЧНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ

4.1 Синтез алгоритму адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток трикоординатним FMCW радаром

Для вирішення задачі траєкторної фільтрації маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром, доцільно використовувати прямокутну систему координат (СК) з початком у точці розташування РЛС [61, 70]. Така СК називається місцевою прямокутною. Модель руху маневруючої цілі у місцевій прямокутній СК описується стохастичною динамічною системою з випадковою структурою, яка враховує три основних види руху $M = 3$: зависання $j = 1$, майже рівномірний рух $j = 2$, рух з маневром $j = 3$ у вигляді

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{F}_j(k, k-1)\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{G}_j(k)\boldsymbol{\omega}(k), \quad j = \overline{1, M}, \quad (4.1)$$

де $\mathbf{u}_w^T(k) = (x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), \ddot{y}(k), z(k), \dot{z}(k), \ddot{z}(k))$ - вектор стану, що включає координати положення, швидкості і прискорення цілі по осях декартової системи координат; $\boldsymbol{\omega}(k)$ – некорельована послідовність гаусівських векторів з одиничною кореляційною матрицею.

Матриці, що входять в модель руху (4.1) мають вид

$$\mathbf{F}_j(k, k-1) = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_j^b & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_j^b & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{F}_j^b \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_j(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_j^b & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_j^b & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{G}_j^b \end{bmatrix},$$

де $\mathbf{F}_j^b, \mathbf{G}_j^b, j = \overline{1, 3}$ мають вид

$$\mathbf{F}_1^b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_2^b = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_3^b = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_1^b = \begin{bmatrix} a_1 \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_2^b = \begin{bmatrix} \frac{a_2 \cdot T^2}{2} \\ a_2 \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_3^b = \begin{bmatrix} \frac{a_3 \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_3 \cdot T^2}{2} \\ a_3 \cdot T \end{bmatrix};$$

a_1, a_2, a_3 — СКВ випадкових флуктуацій швидкості, прискорення і швидкості зміни прискорення МБПЛА для першого, другого і третього типів руху, відповідно.

Для опису типу структури моделі руху цілі (4.1), що відповідає певному виду маневру, застосовується змінна перемикання $a_j(k), j = \overline{1, M}$. Вона відноситься до класу ланцюгів Маркова, з матрицею ймовірностей переходів $\Pi_{ij}(k, k-1), i, j = \overline{1, M}$ і початковими ймовірностями $p_i(0), i = \overline{1, M}$, що дозволяє врахувати переходи між різними видами руху цілі у довільні моменти часу.

РЛС вимірюють азимут $\beta^v(k)$, кут місця $\varepsilon^v(k)$, радіальну дальність $r^v(k)$ до МБПЛА та радіальну швидкість $\dot{r}^v(k)$ в сферичній системі координат. Враховуючи, що при побудові моделі руху цілі використано прямокутну систему координат, рівняння спостереження можна представити у вигляді

$$\begin{aligned} \beta^v(k) &= \arctg\left(\frac{y(k)}{x(k)}\right) + v_\beta(k); \\ \varepsilon^v(k) &= \arctg\left(\frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}}\right) + v_\varepsilon(k); \\ r^v(k) &= \sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)} + v_r(k); \\ \dot{r}^v(k) &= \frac{x(k)\dot{x}(k) + y(k)\dot{y}(k) + z(k)\dot{z}(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)}} + v_{\dot{r}}(k), \end{aligned} \tag{4.2}$$

де $v_\beta(k), v_\varepsilon(k), v_r(k), v_{\dot{r}}(k)$ - некорельовані гаусівські помилки вимірювань азимуту, кута місця, радіальної дальності і радіальної швидкості МБПЛА в

полярній СК з нульовим математичними сподіваннями та дисперсіями складових $\sigma_\beta^2, \sigma_\varepsilon^2, \sigma_r^2, \sigma_{\dot{r}}^2$.

Вимірювані координати положення МБПЛА в прямокутній і сферичній системах координат зв'язані нелінійними рівняннями

$$\begin{aligned}x^v(k) &= r^v(k) \cos \varepsilon^v(k) \cos \beta^v(k); \\y^v(k) &= r^v(k) \cos \varepsilon^v(k) \sin \beta^v(k); \\z^v(k) &= r^v(k) \sin \varepsilon^v(k),\end{aligned}\tag{4.3}$$

де $x^v(k), y^v(k), z^v(k)$ - вимірювані координати положення МБПЛА в прямокутній системі координат.

Зв'язок між координатами положення МБПЛА в сферичній і прямокутній системах координат показаний на рис. 4.1.

Виконавши лінеаризацію виразів (4.3) відносно істинних значень координат МБПЛА в сферичній системі координат, рівняння спостереження РЛС в прямокутній системі координат можна привести до вигляду [69]

$$\begin{aligned}x^v(k) &= x(k) + v_x(k); \\y^v(k) &= y(k) + v_y(k); \\z^v(k) &= z(k) + v_z(k); \\\dot{r}^v(k) &= \frac{x(k)\dot{x}(k) + y(k)\dot{y}(k) + z(k)\dot{z}(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)}} + v_{\dot{r}}(k),\end{aligned}\tag{4.4}$$

де $v_x(k), v_y(k), v_z(k)$ - помилки вимірювання положення МБПЛА у прямокутній СК.

В векторному вигляді рівняння спостереження можна представити у вигляді

$$\mathbf{u}^v(k) = \mathbf{h}(\mathbf{u}(k)) + \mathbf{v}(k),\tag{4.5}$$

де $\mathbf{u}^v(k) = (x^v(k), y^v(k), z^v(k), \dot{r}^v(k))^T$ - вектор спостереження, що включає, виміряні координати положення МБПЛА в прямокутній системі координат і радіальну швидкість; $\mathbf{h}(\mathbf{u}(k))$ - нелінійна векторна функція, значенням якої є вектор істинних координат положення МБПЛА прямокутної СК і радіальної

швидкості цілі $(x(k), y(k), z(k), \dot{r}(k))^T$; $\mathbf{v}(k) = (v_x(k), v_y(k), v_z(k), v_{\dot{r}}(k))^T$ - вектор помилок вимірювання координат положення МБПЛА у прямокутній СК та радіальній швидкості цілі з нульовим математичним сподіванням та кореляційною матрицею $\mathbf{R}(k)$.

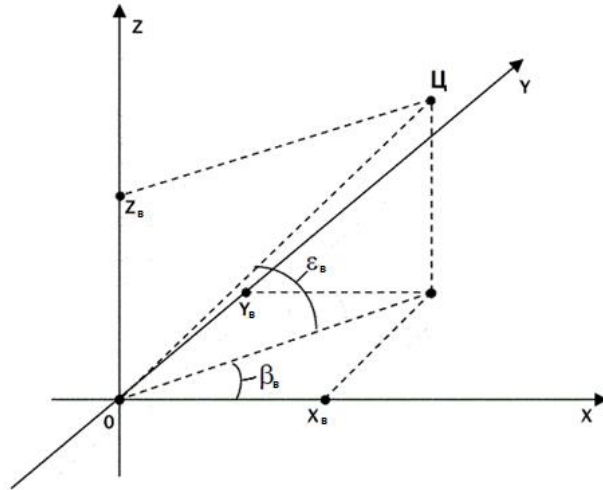


Рисунок 4.1 – Координати положення МБПЛА в сферичній і прямокутній системах координат

Кореляційна матриця помилок вимірювання в прямокутній системі координат має вигляд

$$\mathbf{R}(k) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2(k) & \sigma_{xy}(k) & \sigma_{xz}(k) & 0 \\ \sigma_{xy}(k) & \sigma_y^2(k) & \sigma_{yz}(k) & 0 \\ \sigma_{xz}(k) & \sigma_{yz}(k) & \sigma_z^2(k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{r}}^2(k) \end{bmatrix}.$$

При цьому її елементи визначаються по формулах [163]:

$$\begin{aligned} \sigma_x^2(k) = & \sigma_r^2 \cos^2 \varepsilon(k) \cos^2 \beta(k) + r^2(k) \sigma_\varepsilon^2 \cos^2 \beta(k) \sin^2 \varepsilon(k) + \\ & + r^2(k) \sigma_\beta^2 \sin^2 \beta(k) \cos^2 \varepsilon(k); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\sigma_y^2(k) &= \sigma_r^2 \cos^2 \varepsilon(k) \sin^2 \beta(k) + r^2(k) \sigma_\varepsilon^2 \sin^2 \beta(k) \sin^2 \varepsilon(k) + \\
&\quad + r^2(k) \sigma_\beta^2 \cos^2 \beta(k) \cos^2 \varepsilon(k); \\
\sigma_z^2(k) &= \sigma_r^2 \sin^2 \varepsilon(k) + \sigma_\varepsilon^2 r^2(k) \cos^2 \varepsilon(k); \\
\sigma_{xy}^2(k) &= 0.5 \sin 2\beta(k) (\cos^2 \varepsilon(k) \sigma_r^2 - r^2(k) \sigma_\beta^2 + \sin^2 \varepsilon(k) r^2(k) \sigma_\varepsilon^2); \\
\sigma_{xz}^2(k) &= 0.5 \sin 2\varepsilon(k) \sin \beta(k) (\sigma_r^2 - r^2(k) \sigma_\varepsilon^2(k)); \\
\sigma_{yz}^2(k) &= 0.5 \sin 2\varepsilon(k) \cos \beta(k) (\sigma_r^2 - r^2(k) \sigma_\varepsilon^2(k)),
\end{aligned}$$

де σ_r^2 , σ_β^2 , σ_ε^2 - дисперсії помилок вимірювання координат цілі в сферичній системі координат; $r(k)$, $\beta(k)$, $\varepsilon(k)$ - координати цілі в сферичній системі координат.

Компоненти кореляційної матриці помилок вимірювання в прямокутній системі координат залежать від поточного положення МБПЛА. Тому вони повинні обчислюватися на кожному кроці спостережень.

Рівняння (4.1), (4.5) є вихідними для синтезу адаптивних алгоритмів траєкторної фільтрації МБПЛА у прямокутній СК. Виконуючи лінеаризацію рівняння вимірювання радіальної швидкості (4.4) і використовуючи метод синтезу, розглянутий у підрозділі 3.1, адаптивний алгоритм радіолокаційного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток трикоординатним FMCW радаром можна представити в наступному вигляді. Квазіоптимальний алгоритм прогнозування параметрів руху МБПЛА у прямокутній системі координат має вигляд

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (4.6)$$

$$\mathbf{u}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{u}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (4.7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_j^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{P}}_i(k-1) \mathbf{F}_j^T(k, k-1) + \mathbf{G}_j(k) \mathbf{G}_j^T(k) + \right. \\ & + (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{u}}_i(k-1) - \mathbf{u}_j^*(k)) (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{u}}_i(k-1) - \mathbf{u}_j^*(k))^T \Big\} \times \\ & \times \Pi_{ij}^\Gamma(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (4.8)$$

де $\mathbf{u}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{u}}_j(k)$, $\mathbf{P}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ - математичні сподівання та кореляційні матриці умовних щільностей ймовірності $W_j^*(\mathbf{u}(k))$, $W_j(\mathbf{u}(k))$;

Селекція відміток у стробі супроводження виконується у сферичній системі координат, що дозволяє скоротити обчислювальні витрати при функціонуванні РЛС у складній багатоцільовій завадовій обстановці, яка характеризується значною кількістю хибних відміток у секторі огляду. Тому екстрапольовані параметри траєкторії цілі на кожному кроці оновлення інформації перераховуються з місцевої прямокутної СК у сферичну. При цьому перерахунок екстрапольованих координат цілі виконується за формулами:

$$\begin{aligned} r_j^*(k) &= \sqrt{x_j^*(k)^2 + y_j^*(k)^2 + z_j^*(k)^2}; \\ \beta_j^*(k) &= \arctg\left(\frac{y_j^*(k)}{x_j^*(k)}\right); \\ \varepsilon_j^*(k) &= \arctg\left(\frac{z_j^*(k)}{\sqrt{x_j^*(k)^2 + y_j^*(k)^2}}\right); \\ \dot{r}_{j,k}^* &= \frac{x_{j,k}^* \dot{x}_{j,k}^* + y_{j,k}^* \dot{y}_{j,k}^* + z_{j,k}^* \dot{z}_{j,k}^*}{\sqrt{x_{j,k}^{*2} + y_{j,k}^{*2} + z_{j,k}^{*2}}}. \end{aligned} \quad (4.9)$$

Виконуючи лінеаризацію виразів (4.9), можна показати, що дисперсії $p_{rj}^*(k)$, $p_{\beta j}^*(k)$, $p_{\varepsilon j}^*(k)$ помилок екстраполяції координат цілі $r(k)$, $\beta(k)$, $\varepsilon(k)$ у сферичній СК, визначаються за формулами (4.10) – (4.12):

$$\begin{aligned} p_{rj}^*(k) &= \dot{r}_{xj}^{*2}(k) p_{xj}^*(k) + \dot{r}_{yj}^*(k) p_{yj}^*(k) + \dot{r}_{zj}^*(k) p_{zj}^*(k) + \\ & + 2\dot{r}_{xj}^*(k) \dot{r}_{yj}^*(k) p_{xyj}^*(k) + 2\dot{r}_{xj}^*(k) \dot{r}_{zj}^*(k) p_{xzj}^*(k) + 2\dot{r}_{yj}^*(k) \dot{r}_{zj}^*(k) p_{yzj}^*(k); \end{aligned} \quad (4.10)$$

$$p_{\beta j}^*(k) = \left(\frac{1}{\left(1 + \left(\frac{y_j^*(k)}{x_j^*(k)}\right)^2\right) x_j^*(k)} \right)^2 \left(p_{yj}^*(k) - 2 \left(\frac{y_j^*(k)}{x_j^*(k)} \right) p_{xyj}^*(k) + p_{xj}^*(k) \left(\frac{y_j^*(k)}{x_j^*(k)} \right)^2 \right); \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned} p_{\epsilon j}^*(k) = & \dot{\epsilon}_{xj}^{*2}(k) p_{xj}^*(k) + \dot{\epsilon}_{yj}^{*2}(k) p_{yj}^*(k) + \dot{\epsilon}_{zj}^{*2}(k) p_{zj}^*(k) + \\ & + 2\dot{\epsilon}_{xj}^*(k) \dot{\epsilon}_{yj}^*(k) p_{xyj}^*(k) + 2\dot{\epsilon}_{xj}^*(k) \dot{\epsilon}_{zj}^*(k) p_{xzj}^*(k) + 2\dot{\epsilon}_{yj}^*(k) \dot{\epsilon}_{zj}^*(k) p_{yzj}^*(k), \end{aligned} \quad (4.12)$$

де $p_{xj}^*(k), p_{yj}^*(k), p_{zj}^*(k), p_{xyj}^*(k), p_{xzj}^*(k), p_{yzj}^*(k)$ - елементи кореляційної матриці

$\mathbf{P}_j^*(k)$; $\dot{r}_{xj}^*(k), \dot{r}_{yj}^*(k), \dot{r}_{zj}^*(k), \dot{\epsilon}_{xj}^*(k), \dot{\epsilon}_{yj}^*(k), \dot{\epsilon}_{zj}^*(k)$ - визначаються за формулами

$$\dot{r}_{xj}^*(k) = \frac{x_j^*(k)}{r_j^*(k)}; \quad \dot{r}_{yj}^*(k) = \frac{y_j^*(k)}{r_j^*(k)}; \quad \dot{r}_{zj}^*(k) = \frac{z_j^*(k)}{r_j^*(k)};$$

$$\dot{\epsilon}_{xj}^*(k) = \frac{-z_j^*(k) x_j^*(k)}{\left(1 + \left(\frac{z_j^*(k)}{r_{xyj}^*(k)}\right)^2\right) r_{xyj}^{*3}(k)}; \quad \dot{\epsilon}_{yj}^*(k) = \frac{-z_j^*(k) y_j^*(k)}{\left(1 + \left(\frac{z_j^*(k)}{r_{xyj}^*(k)}\right)^2\right) r_{xyj}^{*3}(k)};$$

$$\dot{\epsilon}_{zj}^*(k) = \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{z_j^*(k)}{r_{xyj}^*(k)}\right)^2\right) r_{xyj}^*(k)}; \quad r_{xyj}^*(k) = \sqrt{x_j^*(k)^2 + y_j^*(k)^2}.$$

Дисперсія помилки прогнозу радіальної швидкості $p_{\dot{r}j}^*(k)$ обчислюється за формулою

$$p_{\dot{r},j}^*(k) = \sum_{m=1}^9 \sum_{n=1}^9 H_{4n,j}(k) p_{nm,j}^*(k) H_{4m,j}(k).$$

де $H_{4m,j}(k)$ - елементи матриці Якобі $\mathbf{H}_j(k) = \nabla_{\mathbf{u}(k)} \mathbf{h}(\mathbf{u}^*(k))$, яка має

вигляд

$$\mathbf{H}_j(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{\dot{x}_j^* r_j^* - \dot{r}_j^* x_j^*}{r_j^{*2}} & \frac{x_j^*}{r_j^*} & 0 & \frac{\dot{y}_j^* r_j^* - \dot{r}_j^* y_j^*}{r_j^{*2}} & \frac{y_j^*}{r_j^*} & 0 & \frac{\dot{z}_j^* r_j^* - \dot{r}_j^* z_j^*}{r_j^{*2}} & \frac{z_j^*}{r_j^*} & 0 \end{bmatrix}.$$

Перевірка на потрапляння в строб супроводження m -ї відмітки $(r_m^v(k), \dot{r}_m^v(k), \beta_m^v(k), \varepsilon_m^v(k))$ виконується шляхом одночасної перевірки наступних умов (4.13):

$$\begin{cases} |r_m^v(k) - r_j^*(k)| \leq k_s \sqrt{p_{rj}^*(k) + \sigma_r^2} \\ |\beta_m^v(k) - \beta_j^*(k)| \leq k_s \sqrt{p_{\beta j}^*(k) + \sigma_\beta^2} \\ |\varepsilon_m^v(k) - \varepsilon_j^*(k)| \leq k_s \sqrt{p_{\varepsilon j}^*(k) + \sigma_\varepsilon^2} \\ |\dot{r}_m^v(k) - \dot{r}_j^*(k)| \leq k_s \sqrt{p_{\dot{r}j}^*(k) + \sigma_{\dot{r}}^2} \end{cases}. \quad (4.13)$$

Параметр k_s вибирається виходячи з необхідної ймовірності потрапляння відмітки в строб супроводження. На практиці обирають в інтервалі $k_s \in [3, 4]$.

Поточний строб визначається за допомогою характеристик помилок екстраполяції, розрахованих для моделі руху цілі, екстрапольована ймовірність якої є максимальною. За відсутності вимірювань у поточному стробі супроводження, що може бути обумовлено зміною типу руху цілі, здійснюється її допущук у стробі супроводження з більшими розмірами, отриманими для моделі руху цілі з маневром $j = 3$. Після отримання вимірювання та його обробки, у фільтрі приймається рішення про зміну виду руху цілі, та подальше супроводження виконується на основі відповідних стробів.

Координати відміток, що потрапили в строб супроводження, перераховуються в прямокутну СК, і формується вектор вимірювання $\mathbf{u}^{cT}(k) = (\mathbf{u}_1^v(k), \dots, \mathbf{u}_{M_s(k)}^v(k))$, де $M_s(k)$ - кількість відміток, що потрапила в строб супроводження. Формується вектор $\mathbf{z}(k) = (\tilde{z}_1(k), \dots, \tilde{z}_{M_s(k)}(k))$, що включає вирішальні статистики відміток, які отримані в стробі на k -у огляді. Алгоритм уточнення прогнозованих параметрів руху маневруючого МБПЛА, в якому відбувається ймовірнісне ототожнення відміток, що потрапили в строб супроводження на основі методу PDA, описується рівняннями

$$\hat{\mathbf{u}}_{jm}(k) = \mathbf{u}_j^*(k) + \mathbf{K}_j(k)(\mathbf{u}_m^c(k) - \mathbf{h}(\mathbf{u}_j^*(k))); \quad (4.14)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}_j^T(k) (\mathbf{H}_j(k) \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}_j^T(k) + \mathbf{R}_j(k))^{-1}; \quad (4.15)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H}_j(k) \mathbf{P}_j^*(k); \quad (4.16)$$

$$W_{m|j}(k) = \begin{cases} \frac{b(k)}{b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)}, & m=0, \\ \frac{e_{jm}(k) \lambda_m(k)}{b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)}, & m = \overline{1, M_s(k)}, \end{cases} \quad (4.17)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_j(k) = \mathbf{u}_j^*(k) W_{0|j}(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} \hat{\mathbf{u}}_{jm}(k) W_{m|j}(k); \quad (4.18)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_j(k) = & \{ \mathbf{P}_j^*(k) + (\mathbf{u}_j^*(k) - \hat{\mathbf{u}}_j(k))(\mathbf{u}_j^*(k) - \hat{\mathbf{u}}_j(k))^T \} W_{0|j}(k) + \\ & + \sum_{m=1}^{M_s(k)} \{ \tilde{\mathbf{P}}_j(k) + (\hat{\mathbf{u}}_{jm}(k) - \hat{\mathbf{u}}_j(k))(\hat{\mathbf{u}}_{jm}(k) - \hat{\mathbf{u}}_j(k))^T \} W_{m|j}(k); \end{aligned} \quad (4.19)$$

$$\begin{aligned} W_j(k) = & P(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) W_j^*(k) / \\ & / P(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)). \end{aligned} \quad (4.20)$$

де $b(k)$, $e_{jm}(k)$, $\lambda_m(k)$ розраховуються по формулам

$$b(k) = M(k) \frac{1 - D_{\text{BX}} P_{\text{стр}}}{D_{\text{BX}} P_{\text{стр}} V(k)} ; \quad e_{jm}(k) = \frac{N(\mathbf{u}_{\text{И}}^m(k), \mathbf{h}(\mathbf{u}_j^*(k)), \mathbf{D}_j(k))}{P_{\text{стр}}}$$

$$\lambda_m(k) = \frac{f_S^y(\tilde{z}_m(k))}{f_N^y(\tilde{z}_m(k))};$$

$f(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ - функція правдоподібності вимірювань $\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k)$, що визначається по формулі (4.21)

$$\begin{aligned} f(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k)) | a_j(k), \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \\ = (b(k) + \sum_{m=1}^{M_s(k)} e_{jm}(k) \lambda_m(k)) \frac{D_{\text{BX}} P_{\text{стр}} V_{\text{стр}}^{-M_s(k)+1}}{M(k)} \prod_{m=1}^{M_s(k)} f_N^y(\tilde{z}_m(k)), \end{aligned} \quad (4.21)$$

$P(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1))$ - умовна щільність ймовірності вимірювань $\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k)$, яка після їх отримання виконує функцію нормуючого множника і розраховується по формулі (4.22)

$$P(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k) | \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) = \sum_{j=1}^{M_s(k)} P(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}^v(k-1), \mathbf{Z}(k-1)) W_j^*(k) ; \quad (4.22)$$

Для усунення ефекту розбіжності алгоритму оцінювання на початкових тактах роботи виконується збільшення дисперсії помилки вимірювання радіальної швидкості на величину, пропорційну дисперсії помилки екстраполяції радіальної швидкості $p_{\dot{r},k}^*$ по формулі

$$R'_{44,j,k} = R_{44,j,k} + k_c p_{\dot{r},j,k}^*, \quad (4.23)$$

де k_c - коефіцієнт, що регулює величину додаткової складової дисперсії помилки вимірювання, що вноситься. У [63] показано, що доцільно вважати $k_c = 0.8$.

Адаптивний алгоритм супроводження (4.6)-(4.8) є нелінійним. При його реалізації обчислюються лише перший і другий моменти умовних

апостеріорних розподілів $W_j(\mathbf{u}(k))$, $j = \overline{1, M}$. При цьому апостеріорна щільність ймовірності $W(\mathbf{u}(k))$ при переході на наступний крок фільтрації апроксимується сумою M гаусівських щільностей.

Для запуску квазіоптимального адаптивного алгоритму необхідно встановити початкові умови. За наявності двох вимірів у момент часу $k = 1$ и $k = 2$ вектори початкової оцінки однакові та мають вигляд

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{u}}_j^T(2) = & (x^v(2); \frac{x^v(2) - x^v(1)}{T}; 0; y^v(2); \frac{y^v(2) - y^v(1)}{T}; 0; \\ & z^v(2); \frac{z^v(2) - z^v(1)}{T}; 0), \quad j = \overline{1, M}. \end{aligned} \quad (4.25)$$

Кореляційні матриці помилок початкової оцінки різні та мають вигляд

$$\hat{\mathbf{P}}_j(2) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2(2) & \frac{\sigma_x^2(2)}{T} & 0 & \sigma_{xy}^2(2) & \frac{\sigma_{xy}^2(1)}{T} & 0 & \sigma_{xz}^2(2) & \frac{\sigma_{xz}^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_x^2(2)}{T} & \frac{\sigma_x^2(2) + \sigma_x^2(1)}{T^2} + \sigma_{jax}^2 & 0 & \frac{\sigma_{xy}^2(2)}{T} & \frac{\sigma_{xy}^2(1) + \sigma_{xy}^2(0)}{T^2} & 0 & \frac{\sigma_{xz}^2(2)}{T} & \frac{\sigma_{xz}^2(2) + \sigma_{xz}^2(1)}{T^2} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{jax}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_{xy}^2(2) & \frac{\sigma_{xy}^2(2)}{T} & 0 & \sigma_y^2(2) & \frac{\sigma_y^2(1)}{T} & 0 & \sigma_{yz}^2(2) & \frac{\sigma_{yz}^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_{xy}^2(2)}{T} & \frac{\sigma_{xy}^2(2) + \sigma_{xy}^2(1)}{T^2} & 0 & \frac{\sigma_y^2(2)}{T} & \frac{\sigma_y^2(1) + \sigma_y^2(0)}{T^2} + \sigma_{jay}^2 & 0 & \sigma_{yz}^2(2) & \frac{\sigma_{yz}^2(2) + \sigma_{yz}^2(1)}{T^2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{jay}^2 & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_{xz}^2(2) & \frac{\sigma_{xz}^2(2)}{T} & 0 & \sigma_{yz}^2(2) & \sigma_{yz}^2(1) & 0 & \sigma_z^2(2) & \frac{\sigma_z^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_{xz}^2(2)}{T} & \frac{\sigma_{xz}^2(2) + \sigma_{xz}^2(1)}{T^2} & 0 & \frac{\sigma_{yz}^2(2)}{T} & \frac{\sigma_{yz}^2(1) + \sigma_{yz}^2(0)}{T^2} & 0 & \frac{\sigma_z^2(2)}{T} & \frac{\sigma_z^2(2) + \sigma_z^2(1)}{T^2} + \sigma_{jaz}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{jaz}^2 \end{bmatrix} \quad j = \overline{1, M}, \quad (4.26)$$

4.2 Оцінка ефективності алгоритму адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток трикоординатним FMCW радаром

Аналіз ефективності синтезованого алгоритму з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток

трикоординатним FMCW радаром виконаний за допомогою статистичного моделювання на ЕОМ.

Тестові траєкторії руху МБПЛА моделювались в системі координат XYZ наступним чином. Траєкторія включає такти $-1 \leq k \leq 52$. Перші два такти використовуються для формування початкових умов адаптивного алгоритму. На них моделюється рівномірний рух $j = 2$ МБПЛА. Такти $3 \leq k \leq 52$ використовуються для оцінки ефективності роботи алгоритму. Для наочності аналізу ефективності роботи алгоритму кожна тестова траєкторія була розбита на інтервали, на яких моделювався відповідний тип руху:

- перший $1 \leq k \leq 9$ – рівномірний рух $j = 2$;
- другий $10 \leq k \leq 15$ – маневр $j = 3$;
- третій $16 \leq k \leq 20$ – рівномірний рух $j = 2$;
- четвертий $21 \leq k \leq 25$ – маневр «скидання швидкості» $j = 3$;
- п'ятий $26 \leq k \leq 33$ – зависання $j = 1$;
- шостий $34 \leq k \leq 39$ – маневр $j = 3$;
- сьомий $40 \leq k \leq 52$ – рівномірний рух $j = 2$.

Початкові параметри руху МБПЛА: $x(1)=400$ м, $\dot{x}(1)=-20$ м/с, $\ddot{x}(1)=0$ м/с², $y(1)=800$ м, $\dot{y}(1)=-20$ м/с, $\ddot{y}(1)=0$ м/с², $z(1)=100$ м, $\dot{z}(1)=0$ м/с, $\ddot{z}(1)=0$ м/с². Темп формування траєкторії МБПЛА $T=1$ секунда.

На рис. 4.2 показано типову тестову траєкторію руху МБПЛА в системі координат XYZ . На рис. 4.3 показано типову тестову траєкторію руху МБПЛА на площині $X Y$.

На рис. 4.4 показано залежність зміни параметрів руху МБПЛА: положення x, y , швидкості \dot{x}, \dot{y} , прискорення \ddot{x}, \ddot{y} – по осях X (криві-1) і Y (криві-2) прямокутної СК. За значеннями швидкості і прискорення легко визначаються ділянки з різними типами руху МБПЛА.

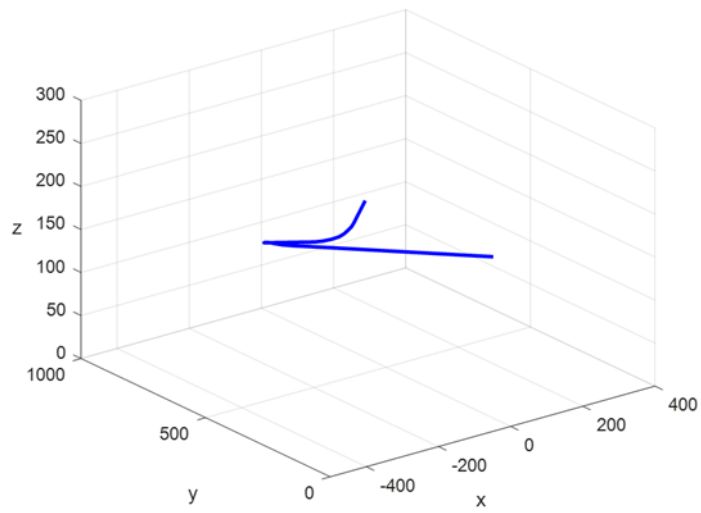


Рисунок 4.2 — Траєкторія руху МБПЛА в СК XYZ

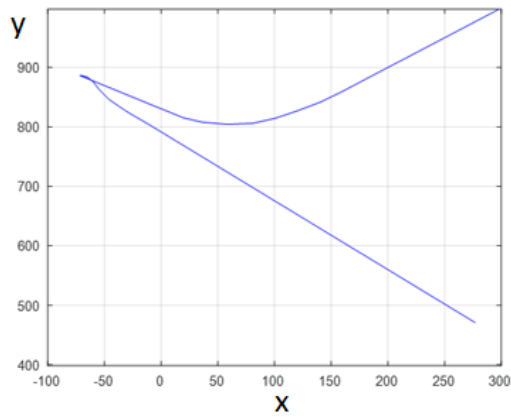


Рисунок 4.3 — Траєкторія руху МБПЛА на площині XY

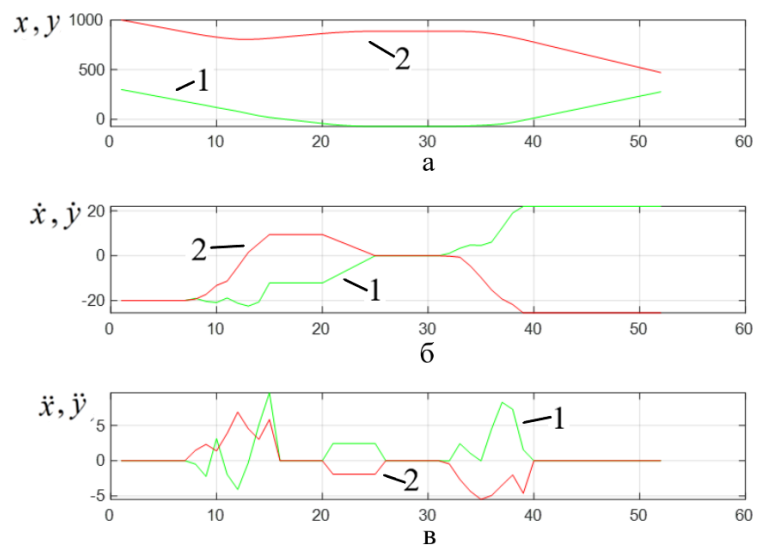


Рисунок 4.4 — Залежності зміни параметрів руху МБПЛА по осях XY

При описі адаптивного алгоритму оцінювання СКВ шумів збудження для різних типів руху МБПЛА встановлено: $a_1 = 1 \text{ м/с}^2$; $a_2 = 1 \text{ м/с}^2$; $a_3 = 7 \text{ м/с}^3$. Помилки вимірювання координат РЛС встановлено $\sigma_\beta = 0.1 \text{ град.}$, $\sigma_\varepsilon = 0,1 \text{ град.}$, $\sigma_r = 20 \text{ м}$, $\sigma_{\dot{r}} = 10 \text{ м/с}$. Кількість реалізацій метода Монте-Карло дорівнює 100.

На рис. 4.5 показані математичні сподівання m_x^*, m_y^*, m_z^* (криві-1) і СКВ $\sigma_x^*, \sigma_y^*, \sigma_z^*$ (криві-2) помилок прогнозу положення об'єкту, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_x^*}, \sqrt{p_y^*}, \sqrt{p_z^*}$ (криві 3) положення об'єкту, які обчислені фільтром по осях СК XYZ. Математичне сподівання реальної похибки оцінювання добре корегується з СКВ похибок оцінювання, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. На ділянках прямолінійного рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність прогнозування його положення в 2 рази. Це дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації.

На рис. 4.6 показані математичні сподівання $\hat{m}_x, \hat{m}_y, \hat{m}_z$ (криві-1) і $\hat{\sigma}_x, \hat{\sigma}_y, \hat{\sigma}_z$ (криві-2) помилок оцінки положення об'єкту, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_x}, \sqrt{\hat{p}_y}, \sqrt{\hat{p}_z}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. Фактичні та розраховані фільтром СКО помилок оцінок добре узгоджуються між собою, що свідчить про правильну роботу алгоритму.

На рис. 4.7 показані ймовірності p_{m1} (криві-1), p_{m2} (криві-2), p_{m3} (криві-3) розпізнавання адаптивним алгоритмом різних видів руху МБПЛА: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром. Адаптивний алгоритм забезпечує високу ймовірність розпізнавання різних видів руху МБПЛА.

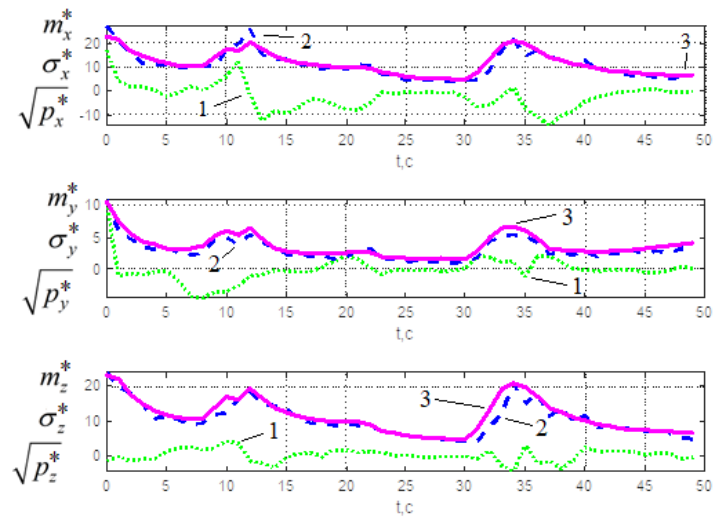


Рисунок 4.5 — Графіки математичних очікувань і СКВ помилок прогнозу

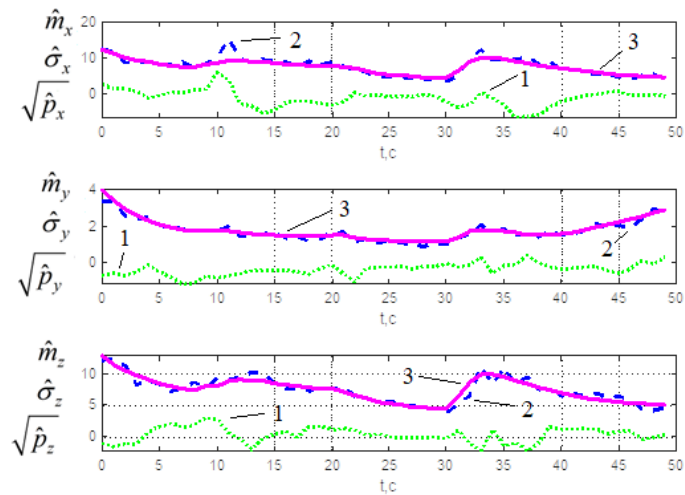


Рисунок 4.6 — Графіки математичних очікувань і СКВ помилок оцінок

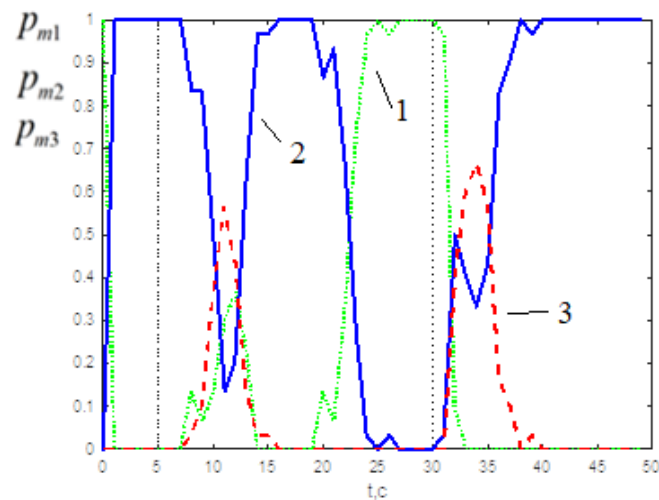


Рисунок 4.7 — Ймовірності розпізнавання адаптивним алгоритмом різних видів руху МБПЛА

На рис. 4.8 показані математичні сподівання $m_r^*, m_\beta^*, m_\varepsilon^*, m_{r'}^*$ (криві-1) і СКВ $\sigma_r^*, \sigma_\beta^*, \sigma_\varepsilon^*, \sigma_{r'}^*$ (криві-2) помилок прогнозу положення об'єкту, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_r^*}, \sqrt{p_\beta^*}, \sqrt{p_\varepsilon^*}, \sqrt{p_{r'}^*}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. Математичне сподівання реальної похибки оцінювання добре корегується з СКВ похибок оцінювання, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. На ділянках прямолінійного рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 1.8 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність прогнозування його положення в 2 рази. Це дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації.

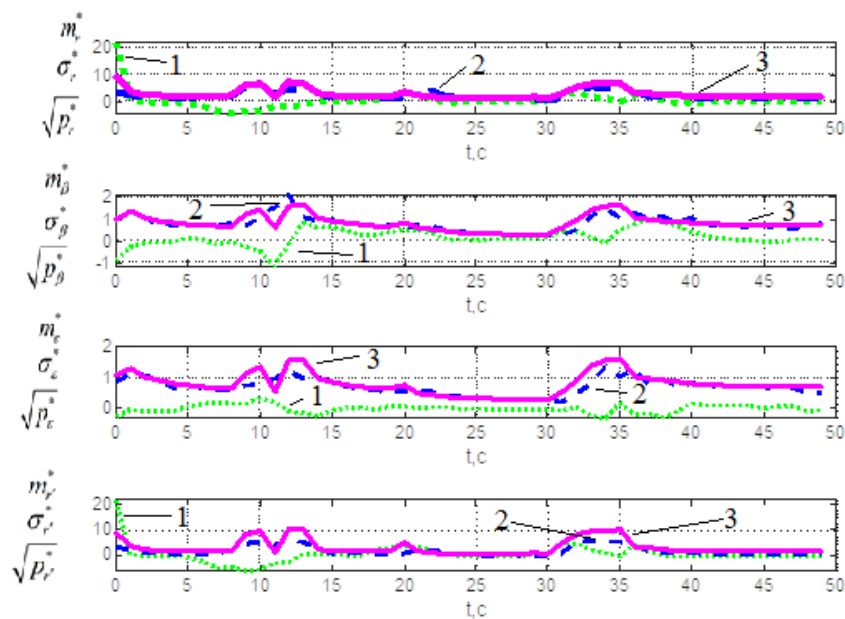


Рисунок 4.8 — Точносні характеристики прогнозування азимута $\beta(k)$, кута місця $\varepsilon(k)$, дальності $r(k)$ та радіальної швидкості $\dot{r}(k)$

Найбільше поширення на практиці отримав метод «найближчий сусід». Він полягає у відборі позначки, найближчої до центру строба, як істинної [53].

Правило відбору істинної позначки у стробі, що відповідає j – му типу руху цілі, має вид (4.27)

$$\min_m d_m(k) \quad (4.27)$$

де $d_m(k)$ - визначається по формулі (3.68)

$$d_m(k) = \frac{(r_m^v(k) - r_j^*(k))^2}{p_{rj}^*(k) + \sigma_r^2} + \frac{(\beta_m^v(k) - \beta_j^*(k))^2}{p_{\beta j}^*(k) + \sigma_\beta^2} + \frac{(\varepsilon_m^v(k) - \varepsilon_j^*(k))^2}{p_{\varepsilon j}^*(k) + \sigma_\varepsilon^2} + \frac{(\dot{r}_m^v(k) - \dot{r}_j^*(k))^2}{p_{\dot{r}j}^*(k) + \sigma_{\dot{r}}^2}. \quad (4.28)$$

Істинною вважається відмітка, у якої $d_m(k)$ мінімально.

При вимірюванні вирішальних статистик позначок також використовується алгоритм ототожнення позначок за максимальним значенням достатньої статистики. Правило відбору істинної позначки у стробі, що відповідає j – му типу руху цілі, має вид (4.29)

$$\max_m \tilde{z}_m(k) \quad (4.29)$$

де $\tilde{z}_m(k)$ - виміряне значення достатньої статистики m -ї відмітки.

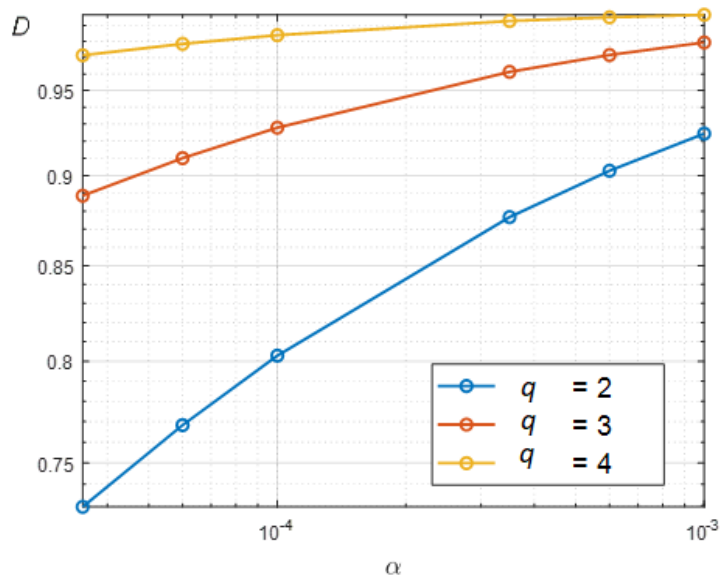


Рисунок 4.9 — Залежності ймовірності правильного виявлення D при: а - 4дБ; б - 3дБ ; в - 2дБ.

Аналіз ефективності алгоритмів супроводження маневруючого МБПЛА з ототожненням відміток з використанням методів «найближчий сусід», «найсильніший сусід», ймовірного об'єднання даних PDA було проведено шляхом статистичного моделювання на ЕОМ. Було використано траєкторію руху МБПЛА, наведену на рис. 4.2. темп отримання вимірювань $T=1$ с. Рішення про зрив супроводження приймалося при непопаданні позначки цілі у строб супроводження на трьох сусідніх тактах. Кількість випробувань методом Монте-Карло дорівнює 10^3 .

На рис. 4.10 показані залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА p_3 від ймовірності хибної тривоги α , отримані при використанні розробленого алгоритму (крива 1), а також алгоритмів, в яких ототожнення даних в стробі супроводу відбувається за методами «найсильніший сусід» (крива 2) і «найближчий сусід» (крива 3) при значеннях ВСШ $q = 4$ дБ.

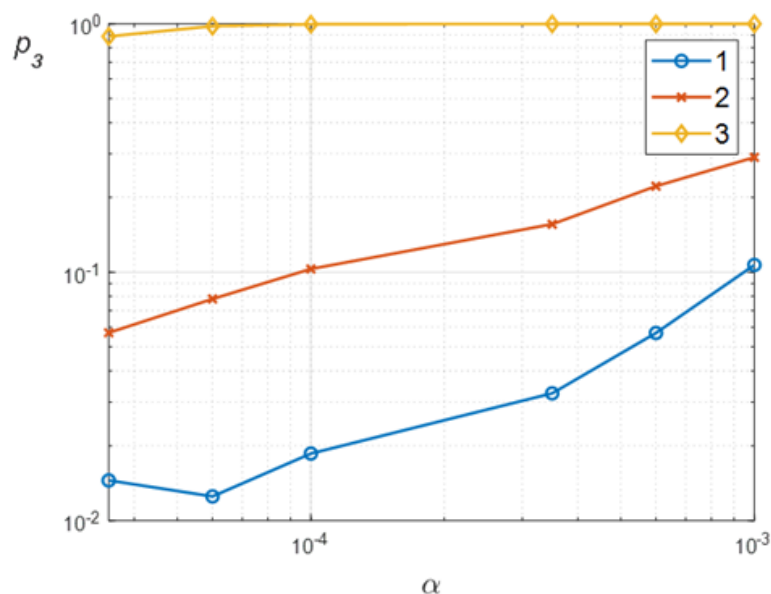


Рисунок 4.10 — Залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА

p_3 при: $q = 4$ дБ.

На рис. 4.11 показані залежності математичного сподівання часу супроводження цілі n_r від ймовірності хибної тривоги α , отримані при використанні розробленого алгоритму (крива 1), а також алгоритмів, в яких ототожнення даних в стробі супроводу відбувається за методами «найсильніший сусід» (крива 2) і «найближчий сусід» (крива 3) при значеннях ВСШ $q = 4$ дБ.

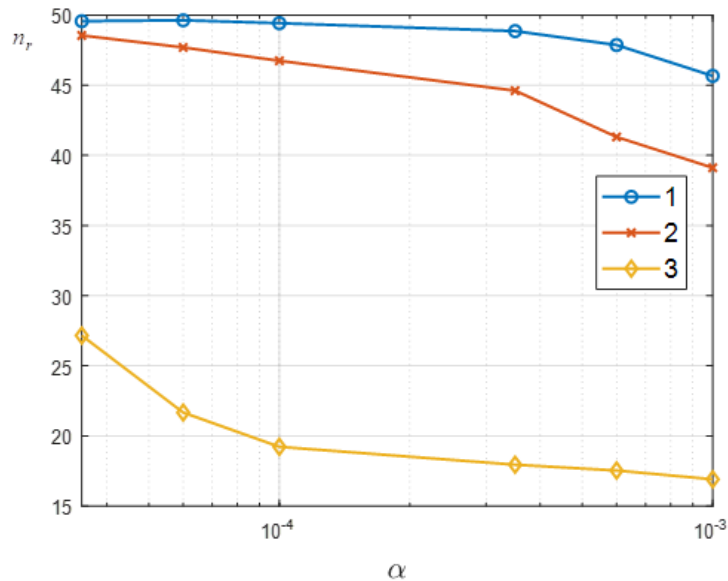


Рисунок 4.11 — Залежності математичного сподівання часу супроводження цілі n_r при: $q = 4$ дБ..

Розроблений адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження у порівнянні з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами «найсильніший сусід» і «найближчий сусід»: при ВСШ 4 дБ в 2.5-5.5 рази та збільшити середній час супроводження цілі до 2.5 разів, в діапазоні ймовірності хибної тривоги $10^{-4} \leq \alpha \leq 10^{-3}$. При цьому алгоритм супроводження з ототожненням даних за методам «найближчий сусід» є непрацездатним.

На рис. 4.12, а, б, в показані залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА p_z від ймовірності хибної тривоги α . Істинний зрив (крива 1), з

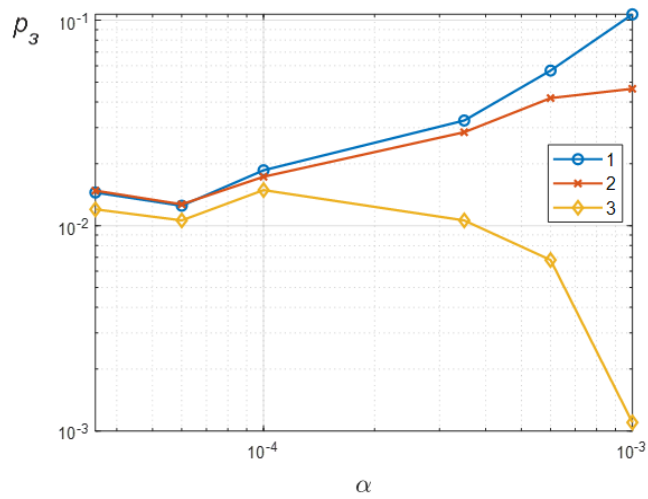
використанням методів ймовірнісного об'єднання даних PDA з використанням вирішальних статистик (крива 2), з використанням методів ймовірнісного об'єднання даних PDA без використання вирішальних статистик (крива 3) при значеннях ВСШ $q = 2, 3, 4$ дБ.

Розроблений алгоритм супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження від 1.5 до 10 разів, у порівнянні з алгоритмом, який не використовує ВС в усьому діапазоні ВСШ, при ймовірності хибної тривоги $\alpha > 0.25 \cdot 10^{-4}$.

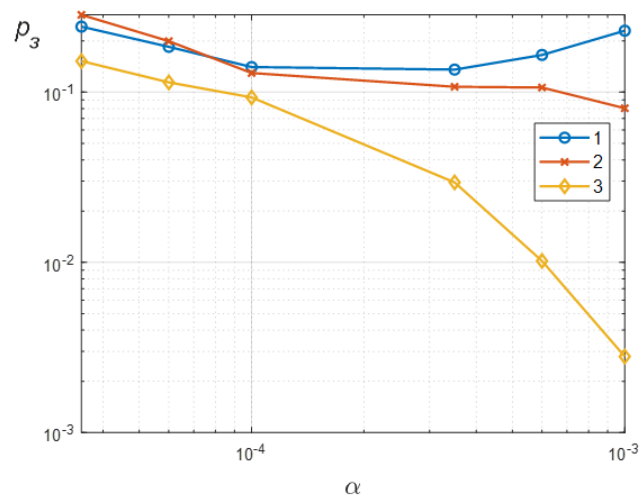
На рис. 4.13, а, б, в показані залежності математичного сподівання часу супроводження цілі n_r від ймовірності хибної тривоги. Істинний зрив (крива 1), з використанням методів ймовірнісного об'єднання даних PDA з використанням вирішальних статистик (крива 2), з використанням методів ймовірнісного об'єднання даних PDA без використання вирішальних статистик (крива 3) при значеннях ВСШ $q = 2, 3, 4$ дБ.

Розроблений алгоритми супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик дозволяє покращити середній час супроводження в середньому на 10 тактів при ВСШ 2 дБ та на 1-2 такти при ВСШ 3,4 дБ.

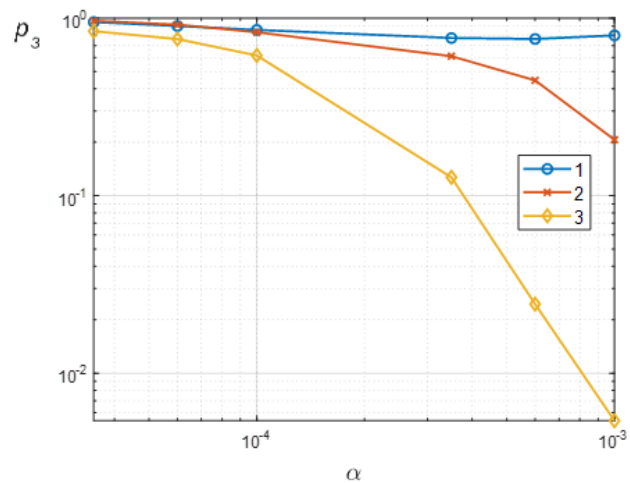
В умовах високої щільності хибних відміток підвищення ефективності супроводження може бути досягнуто шляхом застосування більш складних алгоритмів ототожнення відміток у стробі спільно з отриманим квазіоптимальним алгоритмом адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючої цілі, однак це призводить до зростання обчислювальних витрат.



а

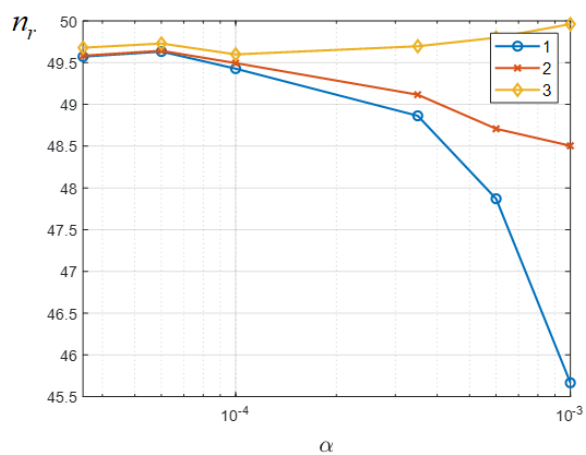


б

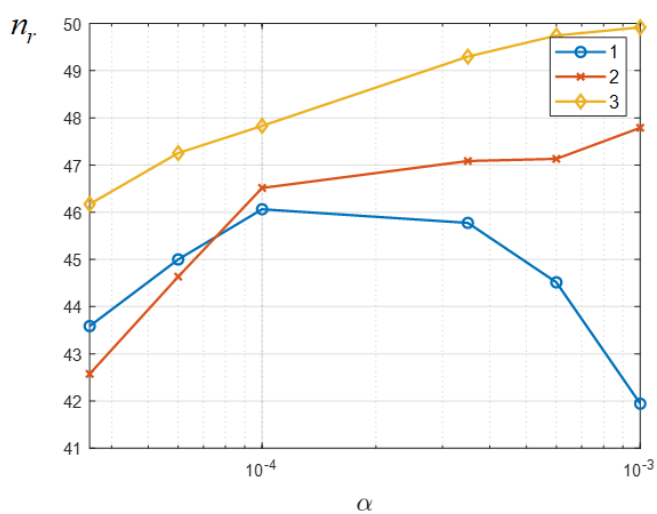


в

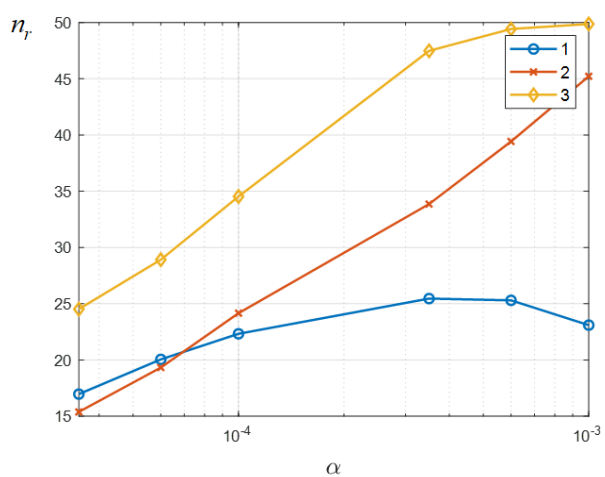
Рисунок 4.12 — Залежності ймовірності зриву супроводження МБПЛА p_3 при: а - 2дБ ; б - 3дБ ; в - 4дБ.



а



б



в

Рисунок 4.13 — Залежності математичного сподівання часу супроводження цілі n_r при: а - 2дБ ; б - 3дБ ; в - 4дБ

4.3 Розробка рекомендацій щодо побудови FMCW радару в надвисокочастотному діапазоні радіохвиль

Все більш перспективною стає розробка радарних систем у НВЧ діапазоні, що дає ряд переваг такій системі. А саме: можливість реалізації широсмугових антен та підсилювачів, що дозволяє покращити роздільну здатність та зменшити густину потужності випромінювання. Зі зростанням частоти, зростає ЕПР цілі, що дозволяє краще виявляти малорозмірні цілі. Висока частота та низька спектральна потужність випромінювання робить такий радар малопомітним. Робота в НВЧ діапазоні частот дозволяє суттєво зменшити масо-габаритні показники виробу.

Використання зонduючого сигналу у діапазоні надвисоких частот дозволяє розробити малогабаритні радіолокаційні системи на основі компактних гібридно – монолітних інтегральних НВЧ елементів. Використання таких елементів, також дозволяє забезпечити високий ККД передавача.

Важливе значення при розробці FMCW радару має обґрунтування параметрів зонduючого сигналу: ширина смуги модуляції B та періоду модуляції T . Це вимагає врахування багатьох суперечливих факторів, вплив яких наведено в таблиці 4.1.

Зменшення смуги зонduючого сигналу дозволяє зменшити широкосмуговість компонентів, що робить радар більш дешевим у виробництві. Зі зменшенням смуги модуляції можна використовувати більш високу вихідну потужність, при цьому зменшуються амплітудні та фазові шуми. Але збільшення смуги зонduючого сигналу забезпечує кращу роздільну здатність по дальності та меншу спектральну щільність випромінюваної потужності.

Покращена роздільна здатність по дальності дозволяє точніше визначати просторову інформацію про ціль, що можна використовувати для таких режимів роботи, як розпізнавання чи наведення на ціль. Менша спектральна щільність випромінюваної потужності зменшує ймовірність перехоплення

сигналу, оскільки він випромінюється в ширшому діапазон частот, з меншою потужністю, отже потужність, що передається на одиницю частоти, менша.

Таблиця 4.1 Вибір параметрів сигналу FMCW радару

Параметр	Причини для зменшення	Причини для збільшення
Ширина смуги зонduючого сигналу B	<ul style="list-style-type: none"> Зменшення смуги радіотракту. Спрощення конструкції вузькосмугового підсилювача. Менші амплітудні та фазові шуми радіотракту. Більш дешеві електрорадіо елементи та антена. 	<ul style="list-style-type: none"> Краща роздільна здатність по дальності. Нижча спектральна щільність випромінюваної потужності.
Період модуляції	<ul style="list-style-type: none"> Більше значення вимірюваної максимальної швидкості цілі. 	<ul style="list-style-type: none"> Менша різницева частота. Краща роздільна здатність по дальності і швидкості. Більше значення максимальної дальності до цілі.

Збільшення періоду модуляції збільшує інтервал, протягом якого може здійснюватися когерентна обробка. Чим довше триває когерентна обробка, тим краще є потенціал обробки для роздільної здатності по дальності та швидкості.

Розглянемо тактико-технічні характеристики та варіант побудови FMCW радару на сучасній елементній базі за твердотільною технологією.

Запропонований радар повинен виявляти та супроводжувати малорозмірні, маневрені цілі, з ЕПР 0,01 м². Основні вимоги наведено в табл. 4.2. Мала потужність випромінювання не більше 1 Вт у відміченому діапазоні хвиль робить його виявлення практично неможливим.

Таблиця 4.2. Вимоги до FMCW радару

Параметр	Значення
Максимальна дальність до цілі	1000 м
Максимальна швидкість цілі	30 м/с
Випромінювана потужність	не більше 1 Вт
Робоча частота	10 – 20 ГГц
Роздільна здатність по дальності	не більше 4 м
Роздільна здатність по швидкості	не більше 4 м/с

Доцільно обрати робочу частоту f_c 14 ГГц, так як такий радар можна буде виконати на основі інтегральних монолітних гібридних мікросхем, що забезпечить технологічність виготовлення та мінімальні габарити радару.

Заданий радар повинен виявляти малорозмірні цілі на відстані до 1000м, з роздільною здатністю не більше 4м, отже доцільно обрати ДПФ довжиною 512, тоді кількість елементів розрізнення по дальності буде дорівнювати 256, що забезпечить наступну роздільну здатність:

$$\Delta R = \frac{R_{\max}}{256} = \frac{1000}{256} = 3.90\text{м}; \quad (4.30)$$

Тоді для забезпечення, такої роздільної здатності необхідно згенерувати ЛЧМ сигнал такої смуги:

$$\Delta f = \frac{c}{2\Delta R} = \frac{3 \cdot 10^8}{3.9} = 38.4\text{МГц}; \quad (4.31)$$

Щоб визначитись з тривалістю зондуючого сигналу, необхідно розрахувати час затримки від найдалшої цілі та її максимальну швидкість:

$$t_3 = \frac{2R_{\max}}{c} = \frac{2 \cdot 1000}{3 \cdot 10^8} = 6,67 \text{ нс} \quad (4.32)$$

$$T = \frac{\lambda}{4V_{\max}} = \frac{0.0214}{4 \cdot 30} = 178.45 \text{ нс} \quad (4.33)$$

Отже щоб виявити ціль зі швидкістю 30 м/с, тривалість зондуючого сигналу повинна бути мінімум 178,45 нс.

Для визначення роздільної здатності по швидкості необхідно визначити

$$\Delta V = \frac{\lambda}{2N_{FFT} T} = \frac{0.0214}{2 \cdot 16 \cdot 178.45} = 3.75 \text{ м / с} \quad (4.34)$$

Необхідно розрахувати максимальну різницеву частоту для вибору ФНЧ та АЦП.

Максимальна різницєва частота розраховується за формулою

$$f_{b \max} = \frac{2R_{\max} B}{Tc} + \frac{2V_{\max}}{\lambda} = \frac{2 \cdot 1000 \cdot 38.4 \cdot 10^6}{3 \cdot 10^8} + \frac{2 \cdot 30}{0.0214} = 1,438 \text{ МГц} \quad (4.35)$$

Так як частота АЦП повинна задовольняти умові $F_{АЦП} \geq 2f_{b \max}$, то $F_{АЦП} = 2 \cdot 1,438 = 2.876 \text{ МГц}$

В загальному випадку, значення параметра максимальної дальності виявлення цілі FMCW радаром, визначається рівнянням радіолокації, яке має наступний вигляд:

$$R_{\max} = \sqrt[4]{\frac{P_{Tx} G_{Tx} G_{Rx} \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 k T f_{b \max} q F L}} \quad (4.36)$$

де P_{Tx} - потужність передавача, G_{Tx} - коефіцієнт підсилення передавальної антени, G_{Rx} - коефіцієнт підсилення приймальної антени, λ - довжина хвилі, σ - ефективна площа розсіювання цілі, k - стала Больцмана, T - температура навколишнього середовища, q - значення ВСШ, F - коефіцієнт шуму приймача, L - втрати в системі.

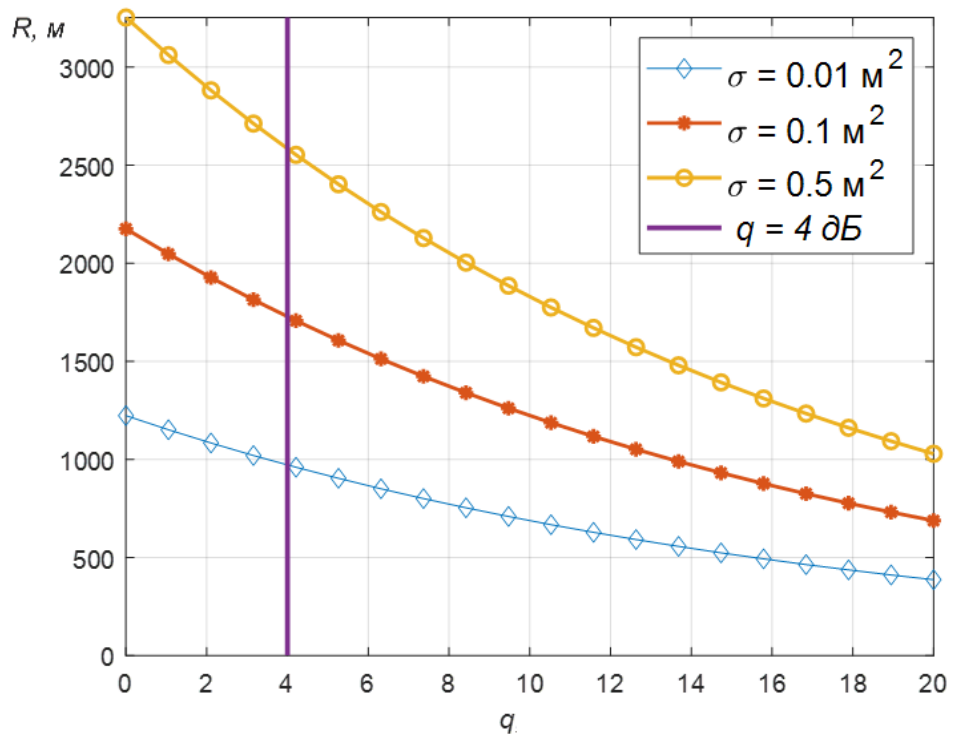


Рисунок 4.14 — Залежності значення максимальної дальності виявлення цілі радіолокаційною системою від значення ВСШ

Як видно з рисунку 4.14 розрахований радар на дальності 1000м, має ВСШ 4 дБ, для ЕПР $\sigma = 0.01 \text{ м}^2$.

Запропоновану реалізацію радару з використанням твердотільної технології за схемою, представлено на рис. 4.15.

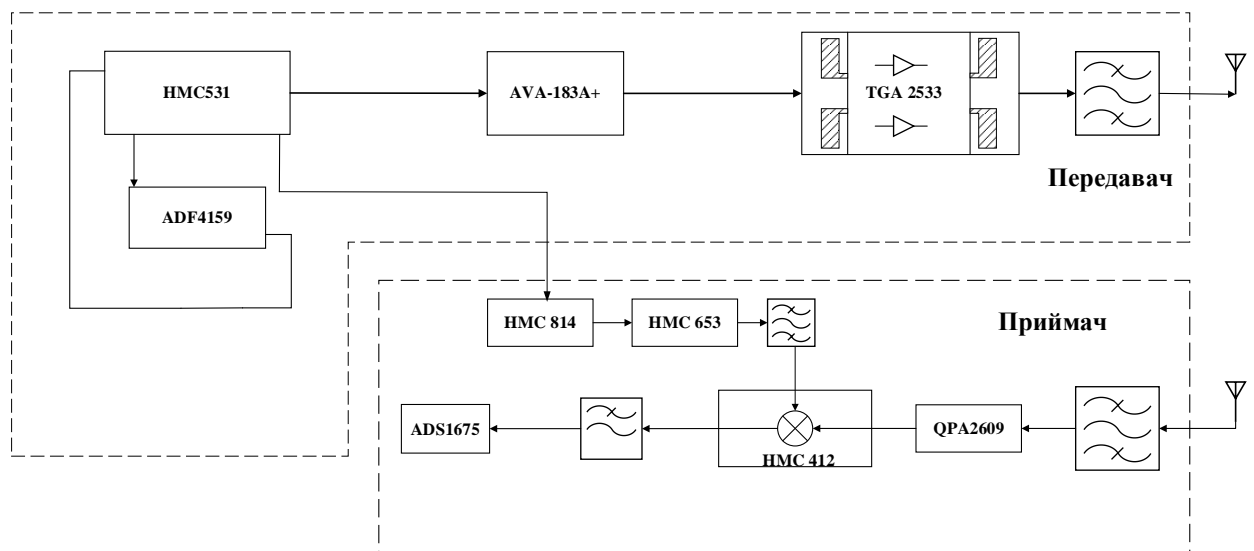


Рисунок 4.15 — Схема функціональна FMCW радару

Передавач пропонується зібрати з використанням гібридно-інтегральної хвилеводно-планарної схеми підсилювача із просторовим сумуванням потужності.

В якості генератора зонduючого сигналу використано монолітно-інтегральну схему (МІС) генератора керованого напругою (ГКН) HMC531, контрольованого за допомогою МІС швидкого синтезатора частот ADF4159. З виходу ГКН частина потужності відгалужується на синтезатор частот ADF4159, який формує керуючий сигнал ГКН, тим самим забезпечуючи на його виході ЛЧМ. Крім того використання ADF4159 дає можливість точного встановлення параметрів зонduючого сигналу, таких як T, B, f_c . Сформований зонduючий сигнал попередньо підсилюється МІС AVA-183A+, після чого за допомогою повздовжньо-зондового переходу з мікросмужкової лінії на прямокутний хвилевід потрапляє на вихідний підсилювач потужності (ВПП). ВПП побудований за схемою просторового сумування потужності в прямокутному хвилеводі двох МІС підсилювачів TGA2533. Сумування відбувається за допомогою повздовжньо-зондових переходів з прямокутного хвилеводу на компланарну мікросмужкову лінію. Використання такої схеми дозволяє ефективно сумувати потужності окремих МІС підсилювачів, крім того підсилювач за такою схемою працює в класі АВ, що дозволяє знизити рівень інтермодуляційних спотворень вихідного сигналу. Підсилений до необхідного рівня потужності зонduючий сигнал подається на смуговий трьохрезонаторний хвилевідно-планарний фільтр на індуктивних смужках та випромінюється в простір дзеркальною антеною.

Прийнятий антеною відбитий від цілі сигнал, відфільтровується вищезгаданим хвилевідно-планарним фільтром, після чого за допомогою повздовжньо-зондового переходу потрапляє на вхід МІС малошумлячого підсилювача QPA2609. Після чого підсилений прийнятий сигнал потрапляє на вхід МІС подвійного балансного змішувача HMC412. В якості сигналу гетеродину змішувача використовується сформований раніше в

передавальному тракці зонduючий сигнал з виходу половинної частоти МІС ГКН НМС531, помножений вдвічі МІС помножувача частоти НМС814, розміщеної біля змішувача. Використання половинної частоти зонduючого сигналу продиктоване конструктивом радара, так як приймальна і передавальна частини розміщуються безпосередньо на дзеркальних антенах, що виключає використання хвилеводу. Крім того, можливість налаштування фазу сигналу гетеродина шляхом підбору довжини фідера дозволяє компенсувати паразитні складові на виході змішувача. Сигнал проміжної частоти з виходу змішувача потрапляє на активний фільтр низьких частот (ФНЧ) побудований на МІС операційних підсилювачів. Активний ФНЧ також виконує трансформацію рівнів сигналу різницевої частоти для конкретної роботи МІС АЦП ADS1675.

Отже розробка радара в діапазоні НВЧ містить ряд переваг:

- Зі збільшенням робочих частот ЕПР цілі збільшується, що дозволяє працювати з невеликими рівнями потужності.
- Компактні розміри антен.
- Можливість точного визначення параметрів цілі.
- Можливість працювати із широкосмуговим зонduючим сигналом, що забезпечує високу роздільну здатність.
- Завадостійкість системи.
- Запропонована схема радара дозволяє працювати в широкому діапазоні відстаней.
- Використання запропонованої схеми дозволяє використовувати відносно дешеву елементну базу, що гарантує невисоку вартість системи.

4.4 Аналіз можливостей практичної реалізації розроблених алгоритмів виявлення і супроводження МБПЛА FMCW радаром

Розглянемо вимоги до необхідного обсягу обчислень для реалізації розроблених алгоритмів, в режимі реального часу. В цьому випадку однією з

основних характеристик є час обчислень [21, 77], необхідний на одну ітерацію алгоритму. Тому, доцільним є аналіз обчислювальних витрат, які потрібні для реалізації:

- алгоритму послідовного виявлення траєкторії малорозмірного БПЛА FMCW радаром з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки;

- алгоритму адаптивного супроводження маневруючого малорозмірного БПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток;

- алгоритму виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки.

Алгоритм послідовного виявлення траєкторії малорозмірного БПЛА FMCW радаром з використанням вирішальної статистики найсильнішої відмітки можна представити у вигляді послідовності етапів, наведених в табл.4.3.

У загальному випадку, для виявлення однієї траєкторії обчислювальна складність знаходження ВП l_k складе 3 операції множення, 1 ділення, 1 додавання. Обчислення функцій $f_N(\tilde{z}_k)$, $f_S(\tilde{z}_k)$ реалізовані за допомогою табличного методу.

Таблиця 4.3. Етапи алгоритму послідовного виявлення траєкторії

Етап 1	Екстраполяція координат відмітки на наступний огляд і розрахунок розмірів стробу.
Етап 2	Визначення відмітки з максимальною ВС ВП l_k .
Етап 3	Обчислення значення часткового ВП траєкторії l_k .
Етап 4	Перевірка на перевищення порогів. Якщо $L_k \geq A$, траєкторія цілі вважається виявленою і передається на супроводження. Якщо $L_k \leq B$, траєкторія вважається хибною і скидається з етапу виявлення траєкторії цілі. Якщо $B < L_k < A$, необхідне подальше уточнення ситуації, і відбувається перехід на 1 етап.

Екстраполяція координат відмітки на наступний огляд виконується за допомогою рівнянь:

$$\begin{aligned}r^*(k) &= r^v(k-1) + \dot{r}^v(k-1)T; \\ \dot{r}^*(k) &= \dot{r}^v(k-1); \\ \beta^*(k) &= \beta^v(k-1) + (\beta^v(k-1) - \beta^v(k-2)); \\ \varepsilon^*(k) &= \varepsilon^v(k-1) + (\varepsilon^v(k-1) - \varepsilon^v(k-2)),\end{aligned}$$

де $r^*(k)$, $\dot{r}^*(k)$, $\beta^*(k)$, $\varepsilon^*(k)$ - екстрапольовані значення дальності, радіальної швидкості, азимуту та кута місця.

Дисперсії помилки прогнозу дальності σ_r^{*2} і швидкості $\sigma_{\dot{r}}^{*2}$ азимуту і кута місця $\sigma_{\dot{\beta}}^{*2}$ розраховуються за формулами :

$$\begin{aligned}\sigma_r^{*2} &= \sigma_r^2 + \sigma_{\dot{r}}^2 T^2 + \frac{\sigma_a^2 T^4}{4}; \\ \sigma_{\dot{r}}^{*2} &= \sigma_{\dot{r}}^2 + \sigma_a^2 T^2; \\ \sigma_{\beta}^{*2} &= 5\sigma_{\beta}^2 + \frac{\sigma_a^2 T^4}{4(r^{\text{И}}(k))^2 \cos^2(e^{\text{И}}(k))}; \\ \sigma_{\varepsilon}^{*2} &= 5\sigma_{\varepsilon}^2 + \frac{\sigma_a^2 T^4}{4(r^{\text{И}}(k))^2}.\end{aligned}$$

Виконаємо аналіз кількості операцій, які необхідні для реалізації однієї ітерації алгоритму екстраполяції координат відмітки, коли в стробі супроводу перебуває $M_s \neq 0$ відміток, результати запишемо в табл. 4.4.

Таблиця 4.4 Кількість операцій на один такт алгоритму екстраполяції

Обчислювана величина	Кількість операцій множення	Кількість операцій ділення	Кількість операцій додавання
$r^*, \beta^*, \varepsilon^*$	1	0	1
\mathcal{K}	0	0	0
$\sigma_r^{*2}, \sigma_{\beta}^{*2}, \sigma_{\varepsilon}^{*2}$	11	3	4
$\sigma_{\mathcal{K}}^{*2}$	1	0	1
$\sigma_{sr}^2, \sigma_{s\beta}^2, \sigma_{s\varepsilon}^2$	4	0	4

Для екстраполяції траєкторії у сферичній СК (3 просторові координати і швидкість) необхідно 17 операцій множення, 10 операцій додавання, 3 операції ділення.

Тепер потрібно розглянути вимоги до необхідного обсягу пам'яті для реалізації алгоритму адаптивного супроводження маневруючого малорозмірного БПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток на ЕОМ, що працює в режимі реального часу.

Необхідний обсяг пам'яті ОЗП визначається розмірністю відповідних векторів і матриць, що входять у рівняння (4.6) – (4.20). Ці дані наведені в табл. 4.5.

Таблиця 4.5 Розмірність векторів і матриць, що входять у рівняння (4.6) – (4.20).

Змінна	Розмірність	Необхідне число комірок ЗП
$W_j^*(k), j = \overline{1, M}$	$M \times I$	M
$u_j^*(k), j = \overline{1, M}$	$N \times I$	MN
$P_j^*(k), j = \overline{1, M}$	$N \times M$	MN^2
$\mathbf{u}_m^c(k), l = \overline{1, M_s}$	$S \times I$	$M_s S$
$z_m(k), l = \overline{1, M_s}$	I	M_s
$\mathbf{h}(\mathbf{u}_j^*(k)), j = \overline{1, M}$	$S \times I$	MS
$H_j(k), j = \overline{1, M}$	$S \times N$	MSN
$G_j(k), j = \overline{1, M}$	$N \times L$	MNL
$K_j(k), j = \overline{1, M}$	$N \times S$	MNS
$\hat{\mathbf{u}}_{jm}, j = \overline{1, M}; m = \overline{0, M_s}$	$N \times I$	$MM_s N$
$W_{m j}(k), j = \overline{1, M}; m = \overline{0, M_s}$	I	$M(M_s + 1)$
$\hat{u}_j(k), j = \overline{1, M}$	$N \times I$	MN
$\hat{\mathbf{P}}_j(k), j = \overline{1, M}$	$N \times M$	MN^2
$W_j(k), j = \overline{1, M}$	$M \times I$	M

У таблиці. 4.6. наведено кількість операцій, які потрібні для реалізації однієї ітерації алгоритму радіолокаційного супроводження маневруючого БПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних за координатними та амплітудними ознаками.

Таблиця 4.6. Кількість операцій на один такт алгоритму(4.6) – (4.20).

Величина, яка обчислюється	Кількість операцій множення	Кількість операцій ділення	Кількість операцій додавання
1	2	3	4
$W_j^*(k), j = \overline{1, M}$	M^2	0	$M(M - 1)$
$u_j^*(k)$	$M^2(N^2 + 2N)$	M^2N	$MN(MN - 1)$
$P_j^*(k)$	$M^2(N^3 + N^2L + 4N^2)$	$2M^2N^2$	$M^2(N^3 - N^2 + N^2L) +$ $+M(M - 1)N^2$
$K_j(k)$	$M(N^2S + 2NS + S^3)$	0	$M(N^2S + 2NS^2 - 2NS +$ $+S^3)$
$\tilde{P}_j(k)$	$M(N^3 + N^2S)$	0	$M(N^3 + N^2S - N^2)$
\hat{u}_{jm}	$MNS(M_s + 1)$	0	$M(M_s + 1)(NS + S)$
$W_{mj}(k)$	$M(M_s^2 + 2M_s)$	$M(M_s^2 + M_s)$	$M(M_s + 1)$
$\hat{u}_j(k)$	$M(M_sN + N)$	0	$M((M_s - 1)N + N)$
$\hat{P}_j(k)$	$2N^2M(M_s + 1)$	0	$MM_s(N + N^2)$
$W_j(k)$	M	M	$M - 1$

При розрахунках передбачається, що функції: $e_{jm}(k)$, $\lambda_m(k)$, $b(k)$, $P(\mathbf{u}^v(k), \mathbf{z}(k) | a_j(k), \mathbf{U}^v(k - 1), \mathbf{Z}(k - 1))$ реалізовані за допомогою табличного методу.

На рис. 4.16 наведено залежності кількості операцій при $N=9, L=3, S=4$, $M=3$, при різній кількості відміток в стробі супроводження M_s

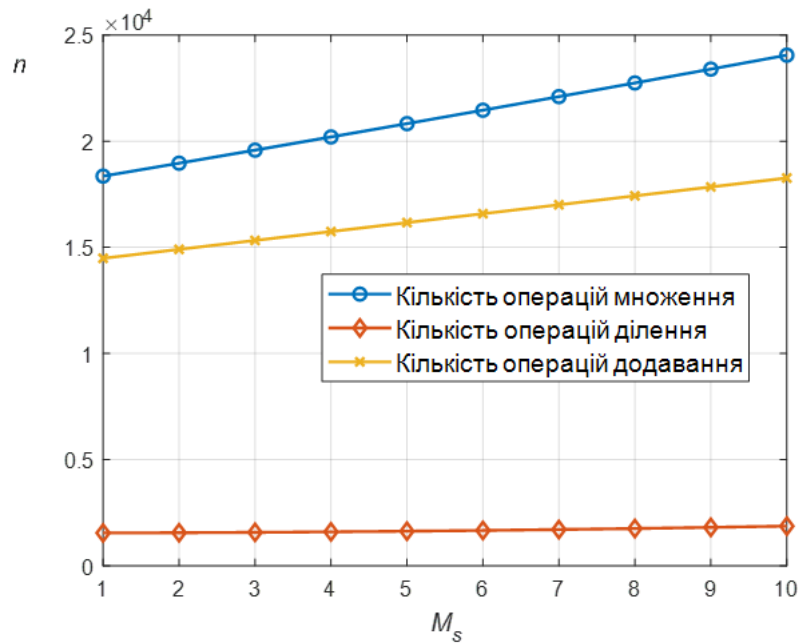


Рисунок 4.16 — Залежності кількості операцій при $N=9, L=3, S=4, M=3$, при різній кількості відміток в стробі супроводження M_s

Алгоритм виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки можна представити у вигляді послідовності етапів, наведених в табл.4.7. Для реалізації однієї ітерації алгоритму необхідно 2 операції додавання для обчислення Z_Σ та їхніх ознак.

Таблиця 4.7 Етапи алгоритму послідовного виявлення зриву

Дано	Відмітки в стробі супроводження та їх ВС
Етап 1	– Визначення відмітки з максимальною ВС
Етап 2	– Накопичення значень вирішальних статистик Z_Σ . і кількості ознак потрапляння відміток у строб супроводження.
Етап 3	– - перевірка на появу 3 пропусків відміток у стробах поспіль, за появи яких траєкторію знімають із супроводу.
Етап 4	- перевірка на появу 3 пропусків відміток у стробах поспіль, за появи яких траєкторію знімають із супроводу -Перевірка на перевищення порога. Якщо $Z_\Sigma \geq H_{\text{вих}}$, траєкторія цілі вважається виявленою і передається на супровід. Якщо $Z_\Sigma < H_{\text{вих}}$, побудована траєкторія вважається помилковою і скидається з етапу виявлення траєкторії цілі.

Через малу кількість математичних операцій, обчислювальними витратами на виявлення зриву супроводження при оцінці вимог до ЕОМ можна знехтувати.

Для цифрової обробки сигналів можна виділити декілька класів пристроїв: універсальні процесори, сигнальні процесори, мікроконтролери, програмовані логічні інтегральні схеми (ПЛІС), системи на кристалі (СнК) та радіотехнічні СнК [78-80].

Кожен клас пристроїв цифрової обробки сигналу має свої переваги і недоліки.

Універсальні процесори зручно використовувати для застосувань в яких є необхідність обчислень з плаваючою комою, та не має необхідності підключати велику кількість периферійних пристроїв.

Сигнальні процесори, розраховані на обробку великих обсягів даних у режимі реального часу. Їхньою особливістю є наявність операцій множення з накопиченням, що дає змогу виконувати множення двох чисел за один такт, оброблення даних у форматі з плаваючою комою. Відповідно використання сигнальних процесорів значно зменшує час виконання задачі з оброблення сигналів у порівнянні з універсальним процесором (при рівних умовах).

ПЛІС використовуються в першу чергу в тих пристроях, в яких проводиться векторні або матричні обчислення. ПЛІС здатні виконувати складні паралельні обчислення – працюючи на частотах порядку сотень МГц. Їх здатність паралельно виконувати велику кількість обчислень за один такт і при цьому споживати набагато менше енергії, ніж мікропроцесори, робить доцільним використання ПЛІС в системах радіолокації. Сучасні ПЛІС мають апаратні помножувачі, які здатні працювати з числами з плаваючою комою.

СнК поєднують у собі переваги ПЛІС і універсальних процесорів, так як на одному кристалі розташовані і ПЛІС, і процесор, які з'єднані між собою, спільною шиною. Це дозволяє виконувати швидкі паралельні обчислення на ПЛІС, після чого результати обробки передавати на процесор, для подальшої обробки радіолокаційної інформації (рис. 4.17). Це зі свого боку дозволяє

реалізувати усю обробку радіолокаційної інформації на одному кристалі, що дозволить отримати рішення, яке буде здатне виявляти та супроводжувати сотні цілей, одночасно з мінімальними енергозатратами

Радіотехнічні СнК містять в собі вбудовані високошвидкісні АЦП і ЦАП, що робить їх застосування виправданим у великих і складних радіотехнічних системах.

Так як розроблені алгоритми адаптивного оцінювання вимагають для своєї реалізації обчислення з плаваючою комою, а кількість каналів фільтру може досягати сотень, то доцільно обрати СнК, яка поєднує в собі переваги ПЛІС та мікропроцесора.

Серед сучасних СнК можна виділити моделі компанії Altera.

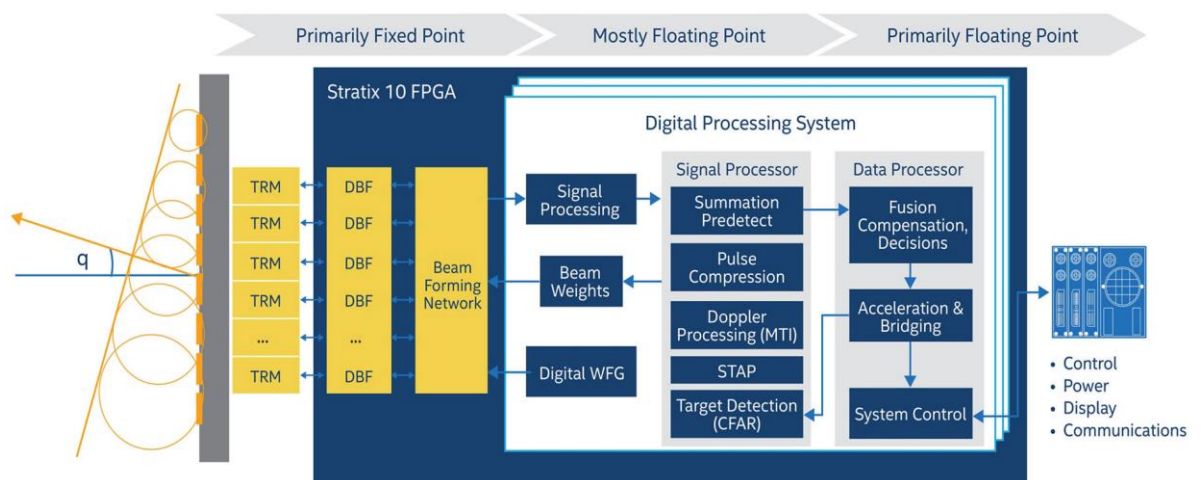


Рисунок 4.17 — СнК Stratix10 виробництва компанії Altera

Щоб наближено оцінити максимальну кількість траєкторій, що супроводжуються, будемо вважати, що в стробі в середньому присутні $M_s = 3$ відмітки, кількість гіпотез $L = 3$. Нехай, при цьому всі завдання вторинної ОРІ реалізуються однією обчислювальною машиною. У разі використання 1% обчислювальної потужності на задачу супроводження траєкторії максимальна

кількість траєкторій, що перебувають на цьому етапі, може бути обчислена за формулою

$$N_{\text{тр}} = \frac{0.01 \cdot TN_{\text{о.пк.}}}{N_{\text{о.а.}}},$$

де $N_{\text{о.пк.}}$ — максимальне число операцій з плаваючою комою за секунду,
 T — темп надходження даних; $N_{\text{о.а.}}$ — кількість операцій, яка потрібна на реалізацію однієї ітерації алгоритму з обробки однієї траєкторії.

Таблиця 4.8 Технічні характеристики обчислювальних засобів

Виробник	Модель	Максимальна робоча частота	Максимальн е число операцій с плаваючою комою в секунду	Вбудована пам'ять
Altera	SX2800	1500 МГц	до 9200 GFLOPS	195 Мбіт
STMicroelectronics	STM32H743	480 МГц	до 0.6 GFLOPS	8 Мбіт
Analog Devices	ADSP- TS101S	300 МГц	до 1.8 GFLOPS	6 Мбіт
AMD (Xilinx)	ZU48DR	1333 МГц	до 4272 GFLOPS	38 Мбіт

Для реалізації алгоритмів:

- послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром за критерієм «найсильніший сусід»
- виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки
- адаптивного радіолокаційного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних за координатними та амплітудними ознаками на базі СнК SX2800, і вважаючи, що темп надходження даних $T = 1$ с, максимальна кількість траєкторій буде становити 2.5 тис. що забезпечує роботу системи вторинної ОРІ при малих ВСШ з великою кількістю хибних відміток в стробі.

Висновки до розділу 4

1. Розроблено адаптивний алгоритм супроводження маневруючого МБПЛА, в якому виконується спільне оцінювання параметрів руху цілі та змінної перемикачності, що характеризує вид її руху, у декартовій системі координат, а ототожнення відміток в стробі супроводження виконується у сферичній системі координат на основі методу ймовірнісного об'єднання даних PDA з використанням вирішальних статистик відміток. Це дозволяє зменшити обчислювальні витрати при функціонуванні РЛС у складній багатоцільовій завадовій обстановці, яка характеризується значною кількістю хибних відміток у зоні огляду. При обчисленні дисперсій помилок екстраполяції координат цілі у сферичній СК використовуються дисперсії та взаємні кореляції помилок координат цілі у прямокутній СК.

2. Розроблений алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними РЛС забезпечує розпізнавання різних видів руху МБПЛА: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром – з ймовірностями вище 0.9, що дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації. Виявлення зміни типу руху цілі виконується за 1-3 такта роботи алгоритму. На ділянках прямолінійного рівномірного руху і зависання адаптивний фільтр забезпечує СКВ похибок прогнозу координат МБПЛА в 3.2 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром, що зменшує ймовірність потрапляння в строби хибних відміток. Це дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації.

3. Розроблений адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісним об'єднанням даних з використанням вирішальних статистик дозволяє покращити середній час супроводження в середньому на 10 тактів при ВСШ 2 дБ та на 1-2 такти при ВСШ 3,4 дБ. В умовах високої щільності хибних відміток підвищення ефективності супроводження може бути досягнуто шляхом застосування більш складних алгоритмів ототожнення відміток у стробі спільно з отриманим квазіоптимальним алгоритмом адаптивного

оцінювання параметрів руху маневруючої цілі, однак це призводить до зростання обчислювальних витрат.

4. Розроблений адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісним ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик забезпечує від 1.5 до 10 разів меншу ймовірність зриву супроводження цілі у порівнянні з алгоритмом, який не використовує вирішальні статистики в усьому діапазоні ВСШ, при ймовірності хибної тривоги .

5. Розроблений адаптивний алгоритм супроводження з ймовірнісною ідентифікацією даних дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження у порівнянні з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами «найсильніший сусід» і «найближчий сусід»: при ВСШ 4 дБ в 2.5-5.5 рази та збільшити середній час супроводження цілі до 2.5 разів, в діапазоні ймовірності хибної тривоги $10^{-4} \leq \alpha \leq 10^{-3}$.

6. При реалізації радара в надвисокочастотному діапазоні частот з використанням гібридно-інтегральних технологій і потужності випромінювання 1 Вт, забезпечується виявлення і супроводження цілі з ЕПР 0.01 м^2 розробленими алгоритмами з відстані 1000 м.

7. При використанні СнК SX2800 для реалізації алгоритмів: послідовного виявлення траєкторії МБПЛА FMCW радаром за критерієм «найсильніший сусід», виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм l/n з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки, адаптивного радіолокаційного супроводження маневруючого МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних за координатними та амплітудними ознаками дає змогу за умови використання 1% його обчислювальної потужності обробляти 2.5 тис. траєкторій відповідно, що забезпечує стійку роботу системи вторинної ОРІ при малих ВСШ з великою кількістю хибних відміток.

Основні результати і висновки

1. В удосконаленому методі виявлення МБПЛА FMCW радаром при невідомій потужності шуму, в якості максимально правдоподібної оцінки потужності шуму використовується середнє значення навчаючої вибірки, отриманої з далекомірною-доплерівського портрету, об'єм якої визначається з на основі заданої ймовірності хибної тривоги і довірчої ймовірності виходу реального значення хибної тривоги за межі довірчого інтервалу. При цьому нижня і верхня границі ймовірності хибної тривоги не залежать від оцінки потужності шуму і можуть бути розраховані апіорі.

2. В отриманому на основі критерію Вальда послідовному методі виявлення траєкторії МБПЛА при розрахунку часткового відношення правдоподібності використовується вирішальна статистика найсильнішої відмітки в стробі супроводження і її щільності ймовірності за умови, що вона є цільовою або хибною. Реалізація такого алгоритму не вимагає значних обчислювальних витрат. На відміну від відомого послідовного алгоритму виявлення траєкторії цілі, в якому не враховуються вирішальні статистики відміток, розроблений алгоритм забезпечує збільшення ймовірності виявлення траєкторії цілі при хибної тривоги $\alpha = 10^{-2}$ і $\alpha = 5 \times 10^{-3}$ до 50% і 34% відповідно. При цьому середнє число оглядів при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ зменшується приблизно в 4 та 2.5 рази. Ймовірність хибного виявлення траєкторії цілі $F_{\Sigma T}$ для розробленого алгоритму менше ніж на порядок. При цьому середнє число оглядів при $\alpha = 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}$ зменшується приблизно в 3.8 та 2.3 рази відповідно.

3. В розробленому методі адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних реалізоване рекурентне сумісне оцінювання і розпізнавання різних типів його руху. При цьому забезпечується полігаусівська апроксимація апостеріорної щільності ймовірності параметрів руху цілі. . Формування стробу супроводження відбувається у відповідності до

розпізнаного типу руху цілі, що дозволяє зменшити його розміри на інтервалах руху цілі без маневру і зависання і таким чином зменшити ймовірність потрапляння в нього хибних відміток. При ототожненні відміток в стробі супроводження враховуються їх вирішальні статистики і умовні щільності ймовірності за умови, що відмітка є цільовою або хибною.

4. Розроблений алгоритм адаптивного супроводження МБПЛА з ймовірнісною ідентифікацією даних з використанням вирішальних статистик відміток дозволяє зменшити ймовірність зриву супроводження у порівнянні з алгоритмами супроводження з ототожненням даних за методами «найсильніший сусід» і «найближчий сусід»: при ВСШ 4 дБ до 2.5 і 5.5 разів відповідно і збільшити середній час супроводження цілі до 38% і 18% відповідно, в діапазоні ймовірності хибної тривоги $10^{-3} \leq \alpha \leq 10^{-2}$.

5. В удосконаленому методі виявлення зриву супроводження малорозмірного БПЛА FMCW радаром на основі критерію l/n , виконується додаткова перевірка основної гіпотези щодо закону розподілу накопичених вирішальних статистик найсильніших відміток, отриманих в стробах супроводження, які вважаються хибними, проти альтернативи із заданим рівнем значущості.

6. Розроблений алгоритм виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм $3/4$ з накопиченням вирішальної статистики найсильнішої відмітки дозволяє підвищити ймовірність правильного виявлення зриву супроводження в 2 – 8 разів при ймовірності хибної тривоги $\alpha = 2.5 \cdot 10^{-3} \dots 7.5 \cdot 10^{-3}$, у порівнянні з алгоритмом $3/4$, який не використовує вирішальні статистики. Середній час виявлення зриву траєкторії цілі зменшується в 2.4 - 3.3 рази.

7. Розроблений адаптивний алгоритм супроводження маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром забезпечує розпізнавання різних видів руху МБПЛА: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром – з ймовірностями вище 0.9, що дозволяє формувати строби супроводження

адекватно поточній ситуації. Виявлення зміни типу руху цілі виконується за 1-3 такта роботи алгоритму. При прямолінійному русі і зависанні МБПЛА, адаптивний фільтр забезпечує СКВ похибок прогнозу і оцінки координат в 1.5 і 1.4 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром.

8. При реалізації радара в надвисокочастотному діапазоні частот з використанням гібридно-інтегральних технологій і потужності випромінювання 1 Вт, забезпечується виявлення і супроводження цілі з ЕПР 0.01м^2 розробленими алгоритмами з відстані 1000 м.

9. Використання 1% обчислювальної потужності СнК SX2800 для реалізації розробленого адаптивного алгоритму супроводження маневруючого МБПЛА трикоординатним FMCW радаром забезпечує супроводження 2.5 тис. траєкторій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Lerro D. Automated Tracking With Target Amplitude Information / D. Lerro, Y. Bar-Shalom // IEEE American Control Conference. — 1990. — P. 2875-2880.
2. Brekke. E. Tracking small targets in heavy-tailed clutter using amplitude information / E. Brekke, O. Hallingstad, J. Glattetre // IEEE Journal of Oceanic Engineering. — 2010. — № 35(2). — P. 314-329.
3. Low Observable Moving Target Tracking Based on Modified PDA-AI / Li Zhengzhou, Li Guoping, Tan Ju, Tian Fengcun, Jin Gang, Ren Youcheng // Journal of Infrared Millimeter and Terahertz Waves. — 2010. — V.31. — №10. — P.1245-1256.
4. Zhuk S.Y., Malenchyk, T.V., Neuimin, O.S. et al. Adaptive Radar Tracking Algorithm for Maneuverable UAV with Probabilistic Identification of Data Using Coordinate and Amplitude Characteristics. *Radioelectronics and Communications Systems*. 2023. № 65. С. 503–516. URL: <https://doi.org/10.3103/S073527272212007X>. (*Scopus (Q3)*).
5. Маленчик Т.В., Жук, С.Я. Адаптивне виявлення сигналу рухомої цілі в FMCW радарі при невідомій потужності шуму. *Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування*. 2024. № 96. С. 32–41. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2024.96.32-41>. (*WoS*).
6. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Алгоритм послідовного виявлення траєкторії малорозмірного БПЛА FMCW радаром за критерієм «найсильніший сусід». *Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування*. 2024. № 98. С. 23–29. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2024.96.32-41>. (*WoS*).
7. Т.В. Маленчик, О.Ю. Мирончук, О.С. Неуймін. Аналіз алгоритмів виявлення та супроводження точкових об'єктів у відеопотоці. *Вісник ВПІ*. 2022. № 6. С. 48–56. URL: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-165-6-48-56>. (фахове, категорія Б).

8. Неуймін О.С. Маленчик Т.В. Розрахунок дальності виявлення БПЛА FMCW радіолокатором на базі програмно визначеного радіо BLADERF 2.0.// *X Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2021)* - 09-11 листопада 2021 р.: матеріали конференції - Київ, 2021. – С.72 -74.
9. Маленчик Т.В., Неуймін О.С., Жук С.Я. Алгоритм супроводження точкової цілі з використанням моделі виявлення на основі патч-зображення.// *X Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2021)* - 09-11 листопада 2021 р.: матеріали конференції - Київ, 2021. – С.69 -71.
10. Неуймін О.С., Соколов К.А., Маленчик Т.В. Аналіз методу виявлення точкових цілей на основі моделі інфрачервоного патч-зображення // *XV Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2021"»* - 12-16 квітня 2021 р.: матеріали конференції - Київ, 2021. – С. 271-273.
11. O.S. Neuimin, S.Y. Zhuk, I.O. Tovkach, T.V. Malenchyk. Analysis Of The Small UAV Trajectory Detection Algorithm Based On The “1/n-d” Criterion Using Kalman Filtering Due To FMCW Radar Data.// *IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering " (TCSET -2022)* - 22-26 лютого 2022 р.: матеріали конференції – Львів-Славське, 2022. – С.741 -745. URL: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766929>. . (Scopus)
12. Махно К.М., Романенко Т.В., Саратов Є.М., Маленчик Т.В., Неуймін О.С. Експериментальне дослідження FMCW радару EHF // *XI Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2022)* - 22-24 листопада 2022 р.: матеріали конференції - Київ, 2022. – С. 36-38.
13. Маленчик Т.В. Аналіз енергетичних характеристик FMCW радару міліметрового діапазону на базі FPGA // *XVII Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2023"»* - 18-21 квітня 2023 р.: матеріали конференції - Київ, 2023. – С. 341-343.

14. Маленчик Т.В., Бендак В.Р., Олійник М.В., Деружко Б.М., Жук С.Я. Аналіз алгоритму виявлення сигналу в FMCW радарі // *XII Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2023)* - 13-15 грудня 2023 р.: матеріали конференції - Київ, 2023. – С. 27-29.
15. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Адаптивний алгоритм супроводження рухомої цілі за даними FMCW радару // *Міжнародна науково-технічна конференція "Сучасні проблеми в радіоелектроніці, телекомунікаціях присвячена 85-річчю кафедри теоретичної радіотехніки та радіовимірювань 2024" (СПРТ'2024)* - 22-23 травня 2024 р.: матеріали конференції - Львів, 2024. – С. 115-118.
16. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Виявлення сигналу рухомої цілі FMCW радаром при відомій потужності завади // *XVIII Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій 2024"»* - 15-19 квітня 2024 р.: матеріали конференції - Київ, 2024. – С. 277-279.
17. Маленчик Т.В., Жук С.Я. Виявлення зриву супроводження траєкторії цілі за критерієм $3/4$ з використання вирішальної статистики найсильнішої відмітки // *XIII Міжнародна науково-технічна конференція "Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи" (РТПСАС-2024)* - 28 листопада 2024 р.: матеріали конференції - Київ, 2024. – С. 80-82.
18. Беловол С. Світовий досвід правового регулювання використання безпілотників [Електронний ресурс] / Світлана Беловол // Європейський інформаційно-дослідницький центр. – 2011. – Режим доступу до ресурсу: <http://euinfocenter.rada.gov.ua/uploads/documents/28880.pdf>.
19. С.Д. Вишневський, Л.В. Бейліс, В.Й. Климченко, “Потенційні можливості РЛС РТВ з виявлення оперативно-тактичних та тактичних безпілотних літальних апаратів,” *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*, no. 2(27), pp. 92–98, 2017, doi: <https://doi.org/10.30748/nitps.2017.27.18>.

20. Ярош С.П., Гур'єв Д.О. Аналіз розвитку безпілотних літальних апаратів, способів їх бойового застосування та розробка пропозицій щодо організації ефективної боротьби з безпіотною авіацією. *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*. 2021. № 2(43). С. 54-60. <https://doi.org/10.30748/nitps.2021.43.07>.
21. Жук С.Я. Методи адаптивного оцінювання параметрів руху безпілотного літального апарату на основі вимірювань сенсорної мережі : монографія / С.Я. Жук, І.О. Товкач. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, «Політехніка», 2019, – 172 с.
22. V. Semkin, M. Yin, Y. Hu, M. Mezzavilla and S. Rangan, "Drone Detection and Classification Based on Radar Cross Section Signatures," *2020 International Symposium on Antennas and Propagation (ISAP)*, Osaka, Japan, 2021, pp. 223-224, doi: 10.23919/ISAP47053.2021.9391260.
23. Explore DJI Products in Different Fields [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.dji.com/products/drones>.
24. Khawaja W., Ezuma M., Semkin V. (2024). A Survey on Detection, Classification, and Tracking of Aerial Threats using Radar and Communications Systems. 10.36227/techrxiv.170629593.30210818/v1.
25. Slyusar V., Protsenko M., Chernukha A. Improving The Model Of Object Detection On Aerial Photographs And Video In Unmanned Aerial Systems. – *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1 (9 (115)), 24–34 2022, doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.252876>.
26. Dinesh, S., Key defence R&D fields to develop the national defence industry: Focus on C4ISR in support of network centric operations and unmanned vehicles. *Defence S&T Tech. Bull.*, 3: 43- 60, 2010.
27. Abs Plaza. Using Unmanned Aerial Vehicles [Електронний ресурс] / American Bureau of Shipping. –2011. –Режим доступу до ресурсу: http://www.martekuas.com/wp-content/uploads/2017/11/ABS_Guidelines.pdf.

28. Dinesh Sathyamoorthy. A Review of Security Threats of Unmanned Aerial Vehicles and Mitigation Steps, Science and Technology Research Institute for Defence, October 2015.
29. Solodov, A., Williams, A., Al Hanaei, S., & Goddard, B. (2017). Analyzing the threat of unmanned aerial vehicles (UAV) to nuclear facilities. Security Journal, 31(1), 305–324. <https://doi.org/10.1057/s41284-017-0102-5>
30. Larry Frieze with N.R. Jenzen-Jones & Michael Smallwood. (2016). Emerging Unmanned Threats: The use of commercially-available UAVs by armed non-state actors Perth, Australia by Armament Research Services, February 2016 – p. 66.
31. Maj Bryan A. How the Commercial Unmanned Aerial Vehicle Revolution Threatens the US Threshold, Air & Space Power Journal, Spring 2018.
32. Wallace, R. J., & Loffi, J. M. (2015). Examining Unmanned Aerial System Threats & Defenses: A Conceptual Analysis. International Journal of Aviation, Aeronautics, and Aerospace, 2(4). <http://dx.doi.org/10.15394/ijaaa.2015.1084>
33. Nonami K, Kendoul F, Suzuki S. Autonomous flying robots: unmanned aerial vehicles and micro aerial vehicles. 1st ed. New York: Springer, 2010.
34. Сучасний стан та проблеми протидії маловисотним, низькошвидкісним та малорозмірним БПЛА / А.С. Дудуш, В.О. Тютюнник, О.А. Резніченко, С.Ю. Гогонянц // Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони № 1(31)/2018
35. Аналіз сучасних засобів знищення безпілотних літальних апаратів [Електронний ресурс] / Р.В. Корольов, Н.О. Королюк, О.В. Петров, К.В. Сюлев // Ukrainian military pages. – Режим доступу: <https://www.ukrmilitary.com/2017/10/zasoby-proty-bpla.html>.
36. Карташов В.М. Особенности обнаружения и распознавания малых беспилотных летательных аппаратов / В.М Карташов., В.И. Олейников, С.А. Шейко и др. // Радиотехника. 2018. Вып. 195. С. 235-243.

37. Aouladhadj D, Kpre E, Deniau V, Kharchouf A, Gransart C, Gaquière C. Drone Detection and Tracking Using RF Identification Signals. *Sensors*. 2023; 23(17):7650. <https://doi.org/10.3390/s23177650>
38. . Городнов В., Модель протидії безпілотним літальним апаратам силами та засобами військових частин з охорони атомних електростанцій // В. П. Городнов, В. Г. Малюга, О. М. Головань, С. Н. Суконько // Честь і закон. – 2019. – № 1(68). – С. 12–22.
39. Мельник О., Сучасні методи протидії безпілотним системам: технології та перспективи. // О. Мельник, О. Онищенко, С. Курдюк, О. Дрозденко, Т. Гаврилюк, Д. Бурлаченко // Судноводіння / Shipping & Navigation. – 2024. – № 1(36). – С. 102–115. DOI: 10.31653/2306-5761.36.2024.102-115
40. Hadzagic M. Track-Before-Detect Methods in Tracking Low-Observable Targets: A Survey / Melita Hadzagic, Hannah Michalska, Eric Lefebvre // *Sensors and Transducers Magazine (ST e-Digest), Special Issue*. — 2005. — P. 374-380.
41. Рябуха, В. П. (2020). Радиолокационное наблюдение беспилотных летательных аппаратов (обзор). *Вісті вищих учбових закладів. Радіoeлектроніка*, 63(11), 655–669. <https://doi.org/10.20535/S0021347020110011>
42. Rawat, S.; Verma, S.; Kumar, Y. Review on recent development in infrared small target detection algorithms. *Procedia Comput. Sci.* 2020, 167, 2496–2505.)
43. K. L. Masita, A. N. Hasan and T. Shongwe, "Deep Learning in Object Detection: a Review," 2020 International Conference on Artificial Intelligence, Big Data, Computing and Data Communication Systems (icABCD), 2020, pp. 1-11, doi: 10.1109/icABCD49160.2020.9183866
44. Rai P. K. et al. Localization and Activity Classification of Unmanned Aerial Vehicle Using mmWave FMCW Radars. *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 14, 16043-16053, July, 2021, [doi: 10.1109/JSEN.2021.3075909](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3075909)

45. Kim, Bong-seok & Jin, Youngseok & Kim, Sangdong & Lee, Jonghun. (2019). A Low-Complexity FMCW Surveillance Radar Algorithm Using Two Random Beat Signals. [Sensors. 19.608.10.3390/s19030608](https://doi.org/10.3390/s19030608)
46. Mohinder J., FMCW Radar Design. 1st ed. Artech House, 2018.
47. Choi B, Oh D, Kim S, Chong J-W, Li Y-C. Long-Range Drone Detection of 24 G FMCW Radar with E-plane Sectoral Horn Array. Sensors. 2018; 18(12):4171. <https://doi.org/10.3390/s18124171>
48. Santos, D., Sebastião, P., & Souto, N. Low-cost SDR based FMCW radar for UAV localization. 2019 22nd International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC) IEEE, 2019. p. 1-6.
49. Richards M. Principles of Modern Radar. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Education 2014.
50. Kabakchiev H., Doukovska L., Garvanov I.,. (2006). Cell Averaging Constant False Alarm Rate Detector with Hough Transform in Randomly Arriving Impulse Interference. Cybernetics and information technologies 6(1), 83–89.
51. Wang J., CFAR-Based Interference Mitigation for FMCW Automotive Radar Systems. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 23, no. 8, 12229-12238, Aug. 2022, doi: 10.1109/TITS.2021.3111514.
52. Stimson, G.: Introduction to Airborne Radar 2st ed. SciTech Publishing, 1998
53. Richards M. Fundamentals of Radar Signal Processing. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Education 2014
54. Mohinder J., Design of Multi-Frequency CW Radars. 1st ed. SciTech Publishing, 2007
55. Skolnik M., Radar Handbook 3rd ed. McGraw-Hill Education, 2008
56. Luo Zuo, Jun Wang, Jipeng Wang, Gang Chen, UAV detection via long-time coherent integration for passive bistatic radar, Digital Signal Processing, Volume 112, 2021, <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.102997>.
57. Кузьмин С.З. Цифровая радиолокация. Введение в теорию / С. З. Кузьмин. — Киев: КБиЦ, 2000. — 428 с. — ISBN: 966-7192-20-2.

58. Richards M. Principles of Modern Radar Vol. II: Advanced Techniques 2nd ed. SciTech Publishing 2013
59. Performance evaluation of the sequential track initiation schemes with 3D position and doppler velocity measurements / F. Kural [and others] // Progress In Electromagnetics Research B. — 2009. — №18. — P.121–148.
60. Farina A. Radar data processing: Vol. I - Introduction and tracking/ 1st ed. Research Studies Press, 1985
61. Blackman S. Design and Analysis of Modern Tracking Systems / S. Blackman, R. Popoli. — Norwood, MA: Artech House, 1999. — 1230 p. — ISBN: 1580530060.
62. Willett P. Issues in Target Tracking / P. Willett // NATO RTO-EN-SET-157 Multisensor Fusion: Advanced Methodologies and Applications. — 2012. — P.1–22.
63. Pektas F. A score-based track initiation procedure to eliminate false tracks in the presence of sea clutter / F. Pektas, A.S. Aselsan, M. Sabuncu // In IEEE Radar Conference. — 2012. — P.830-834.
64. Li. X.R. SPRT-Based track confirmation and rejection / X.R. Li, N. Li, V.P. Jilkov // Information Fusion. Proceedings of the Fifth International Conference IEEE. — 2002. — №2. — P.951-958.
65. Johnston L.A. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm / L.A. Johnston, V. Krishnamurthy // IEEE Transactions on Aerospace and electronic systems.— 2002.— V.38.— № 1.— P. 228–242.
66. Buzzi S. Track-before-detect procedures for early detection of moving target from airborne radars / S. Buzzi, M. Lops, L. Venturino // IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.— 2005.— V.41.— № 3.— P. 937-954.
67. Blostein S.D. A sequential detection approach to target tracking / S.D. Blostein, H.S. Richardson // IEEE Transactions on Aerospace
68. Li X.R. Tracking in Clutter with Strongest Neighbor Measurements – Part I: Theoretical Analysis / X. Rong Li // IEEE Trans. On Automatic Control.— 1998.— V.43.— № 11.— P. 1560–1578.

69. Кузьмин С.З. Основы теории цифровой обработки радиолокационной информации / С. З. Кузьмин.- М.: Сов. радио, 1974. -432 с.
70. Bar-Sholom Y. X.R.L. Estimation and Tracking: Principles, Techniques and Software. - YBS Publishing, 1998
71. Bar-Shalom Y. The probabilistic data association filter / Y. Bar-Shalom, F. Daum, J. Huang // IEEE Control Systems. — 2009. — V.29. — №6. — P.82-100.
72. Brooker, Graham. (2009). Introduction to Sensors for Ranging and Imaging. 10.1049/SBRA014E.
73. McDonough R. Whalen. A. 1995. Detection of Signals in Noise (2nd. ed.). Academic Press, Inc., USA.
74. Теорія ймовірностей та математична статистика для наукових працівників та інженерів / Горбань І.І. – Київ, 2003.-244с.
75. Приходько С.Б. Визначення довірчого інтервалу точкової оцінки параметра експоненційного розподілу / С. Б. Приходько, Л. М. Макарова // Проблеми інформаційних технологій. – 2012. – №2 – С.84-87.
76. Neuimin, O.S., Zhuk, S.Y. Sequential detection of target trajectory using the decision statistics of pips. Radioelectron.Commun.Syst. 57, 262–273 (2014). <https://doi.org/10.3103/S0735272714060041>.
77. Жук С.Я. Послідовне виявлення траєкторії цілі з використанням вирішальних статистик відміток : монографія / С.Я. Жук, О.С. Неуймін -Київ: «Політехніка», КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2020, -172 с.
78. Crockett L., Northcote D., Stewart R. Software Defined Radio with Zynq Ultrascale+ RFSoc. 1st ed. Strathclyde Academic Media., 2023
79. Meyer-Baese U. Digital Signal Processing with Field Programmable Gate Arrays. 4th ed. Springer., 2014
80. Dahnoun N. Multicore DSP: From Algorithms to Real-time Implementation on the TMS320C66x SoC . 1st ed. Wiley., 2018