

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

СОКОЛОВ КИРИЛО АНАТОЛІЙОВИЧ

УДК 004.932:621.396.96.3:004.4:004.7:629.8

**МЕТОДИ АДАПТИВНОГО ОЦІНЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ
МАНЕВРУЮЧОГО МАЛОРОЗМІРНОГО БПЛА ЗА ДАНИМИ
ВІДЕОКАМЕРИ ТА ДАЛЕКОМІРА**

172 Телекомунікації та радіотехніка

17 Електроніка та телекомунікації

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ Соколов К. А.

Науковий керівник (консультант) Жук Сергій Якович, д.т.н., професор

Київ — 2025

АНОТАЦІЯ

Соколов К. А. Методи адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого малорозмірного БПЛА за даними відеокамери та далекоміра. — Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

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

Метою дослідження є підвищення точності визначення місцеположення маневруючого малорозмірного БПЛА шляхом розробки методів адаптивного оцінювання параметрів його руху за даними відеокамери та далекоміра, які не вимагають значних обчислювальних витрат.

На сьогоднішній день широкого розповсюдження набули малорозмірні БПЛА (МБПЛА) з різними багатофункціональними модифікаціями. Це спричинило проблему у створенні систем контролю і моніторингу за МБПЛА для забезпечення безпеки. Окремим завданням у вирішенні цієї проблеми є покращення методів виявлення та слідкування за МБПЛА з використанням доступних та поширених пристроїв.

Обробка інформації отриманої з послідовності кадрів відеокамери дає змогу визначити напрямок на об'єкт, проте не містить інформації про дальність до об'єкту. Комплексування відеокамери та далекоміра дає можливість визначити місцеположення об'єкта у просторі.

Активне маневрування МБПЛА призводить до ускладнення процесу супроводження та зниження точності оцінювання параметрів руху. Побудовані на основі калманівської фільтрації у дискретному часі алгоритми визначення параметрів руху об'єктів за даними траєкторних вимірювань мають рекурентну структуру, що зручно реалізувати на ЕОМ. Проте, такі алгоритми при

оцінюванні параметрів руху інтенсивно маневруючих об'єктів часто є розбіжними.

Байєсівський метод адаптивного оцінювання процесів з випадковою структурою в дискретному часі призводить до фільтрів зі зростаючим числом каналів, які практично не можливо реалізувати, і не дозволяє отримати рекурентні оптимальні алгоритми оцінювання таких процесів.

Тому актуальною **науковою задачею** є розробка методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра, що забезпечують підвищення точності визначення його місцеположення і не вимагають значних обчислювальних витрат.

Зміст дисертаційного дослідження викладено у чотирьох розділах, у кожному з яких представлено з поясненням основні результати дослідження.

У **вступі** надано обґрунтування актуальності обраної теми дисертаційної роботи та сформульовано наукову задачу. Окреслено об'єкт і предмет дослідження, сформульовано мету роботи, та, на її основі, поставлені завдання з вказанням методів дослідження. Представлено основні наукові результати, обґрунтовано їх новизну. Зазначено особистий внесок здобувача у дослідження, а також висвітлений зв'язок з науковими програмами, планами, темами, грантами. Описано практичне значення отриманих результатів та наведено дані щодо апробації матеріалів дисертації.

У **першому розділі** виконано аналіз наукових джерел зі зазначенням актуальних досягнень, пов'язаних з тематикою дисертаційного дослідження. Надано класифікацію різновидів БПЛА, на основі якої відмічені основні характерні особливості поведінки даних літальних апаратів, важливих в рамках наукового дослідження. Розглянуто типову будову БПЛА, характерну для класу малогабаритних БПЛА. Увагу зосереджено на динамічних характеристиках, відмінностях даного класу літальних апаратів з поміж інших. Також розглянуто особливості функціонування, будови та використання сучасних рішень у системах відеоспостереження. Зазначені класи відеокамер в залежності від кутів їх огляду. Показані переваги та недоліки використання

вузькопольних та широкопольних систем відеоспостереження. Відмічено важливі для дослідження характеристики систем відеоспостереження. Розглянуті два основних види далекомірів, які можуть бути використані для отримання даних спостереження. Зазначені основні фізичні принципи функціонування лазерних далекомірів та FMCW радарів. Підкреслено важливу для дослідження характерну різницю в роботі FMCW радарів та лазерних далекомірів. Проаналізовано актуальні методи виявлення та супроводження рухомих об'єктів на послідовності кадрів системи відеоспостереження. Детально розглянуто кореляційно-екстремальний метод стеження, наведено основний математичний апарат, що використовується у даному методі. Проведено аналіз актуальних методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта. Розглянуто основні засади класичного методу оцінювання параметрів руху об'єкта — калманівської фільтрації. Надано загальну класифікацію методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта.

Другий розділ присвячено розробці алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними відеокамери з використання кореляційного пошуку. Наведено методику розрахунку траєкторії руху МБПЛА за відеоданими, описано модель руху МБПЛА у матричному вигляді. Виконано аналіз точності позиціонування МБПЛА на поточному кадрі. Описано основні засади побудови алгоритму адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними відеокамери з використанням кореляційного пошуку. Проведено синтез оптимального та квазіоптимального алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними відеокамери з використанням кореляційного пошуку. Виконано аналіз квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними відеокамери, з використанням кореляційного пошуку методом статистичного моделювання на ЕОМ у середовищі MATLAB.

У третьому розділі дослідження виконано розробку методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру. Синтезовано оптимальний і квазіоптимальний алгоритми адаптивного

оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру та проведено аналіз квазіоптимального алгоритму. На основі квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру розроблено адаптивний алгоритм з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтру та виконано його аналіз. Виконано розробку оптимального і квазіоптимального алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань та проведено аналіз квазіоптимального алгоритму. Продемонстровано перевагу отриманих алгоритмів над класичним фільтром Калмана у потенційній помилці в точності оцінювання дальності.

У **четвертому розділі** надані пропозиції щодо побудови комплексу стеження за МБПЛА з використанням відеокамери та далекоміра. Розглянуто питання отримання та первинної обробки відеопотока з IP камер. Розроблено алгоритм керування IP PTZ камерою з використанням API на базі протоколу ONVIF. Синтезовано оптимальну цифрову систему керування кроковими двигунами рухомої поворотної платформи далекоміра. Описані дві конфігурації комплексу стеження за МБПЛА та надано рекомендації по вибору його складових модулів. Зазначено рекомендовані характеристики модулів для конструктивного виконання комплексу.

В **загальних висновках** підсумовано основні результати досліджень, проведених у дисертаційній роботі.

Наукова новизна одержаних результатів при виконанні дисертаційної роботи полягає у наступному:

1. Розроблено метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери з використанням кореляційного пошуку, в якому, на відміну від існуючих, виконується розпізнавання виду його руху, що дозволяє підвищити точність оцінювання і будувати строби супроводу адекватно поточній ситуації.

2. Розроблено метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань, в якому, на відміну від існуючих, виконується сумісне розпізнавання виду його руху і хибних вимірювань, що дозволяє підвищити точність оцінювання і забезпечує стійку роботу адаптивного фільтру.

3. Модифіковано метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру за рахунок фіксування коефіцієнтів підсилення каналів фільтру, що забезпечує зниження обчислювальних витрат.

Практичне значення отриманих результатів полягає у наступному:

Розроблений адаптивний фільтр за даними відеокамери з використанням кореляційного пошуку забезпечує розпізнавання зависання і майже рівномірний рух МБПЛА з ймовірностями не нижче 0.9. На ділянках рівномірного руху і зависання МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 і 6.5 разів менше, ніж на ділянках руху з маневром, що знижує ймовірність потрапляння в строб сторонніх об'єктів.

Розроблений метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери може бути застосований без суттєвих змін при використанні методів міжкадрової різниці та обчислення оптичного потоку для виявлення і вимірювання координат маневруючого МБПЛА

Розроблений адаптивний фільтр за даними далекоміру на ділянках майже рівномірного руху і зависання забезпечує СКВ похибок прогнозу дальності на 70 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 3.8 раз менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність прогнозування в 2 рази. При цьому він забезпечує розпізнавання хибних вимірювань з ймовірністю близькою до одиниці.

Розроблений адаптивний фільтр за даними далекоміру з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтру не погіршує точносні характеристики в стаціонарних режимах роботи і дозволяє зменшити кількість операцій множення на один такт роботи алгоритму у 31 раз, а кількість операцій додавання — у 8 разів.

Розроблені: алгоритм керування IP PTZ камерою з використанням API на базі протоколу ONVIF, модель оптимальної цифрової система керування кроковими двигунами рухомої поворотної платформи, пропозиції щодо вибору відеокамер та лазерних далекомірів, які можуть бути використані при побудові комплексу стеження за МБПЛА за двома конфігураціями.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат, БПЛА, повітряний об'єкт, комп'ютерний зір, фільтр Калмана, адаптивний алгоритм, оптимальний алгоритм, алгоритм, метод Монте-Карло, оброблення зображень, безпека, кореляційні функції, дальність виявлення, траєкторія руху, PID контролер.

ABSTRACT

Sokolov K. A. Methods of adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering small-sized UAV Based on Video Camera and Rangefinder Data. — Qualifying scientific work as a manuscript.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 17 "Electronics and Telecommunications" with the specialty 172 "Telecommunications and Radio Engineering." — National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2025.

The **purpose of the study** is to improve the accuracy of determining the location of a maneuvering small-sized unmanned aerial vehicle (UAV) by developing methods for adaptive estimation of its motion parameters based on data from a video camera and a rangefinder, which do not require significant computational resources.

To date, small-sized UAVs (SUAVs) with various multifunctional modifications have gained widespread use. This has led to challenges in developing control and monitoring systems for SUAVs to ensure safety. A specific task in addressing this issue is enhancing methods for detecting and tracking SUAVs using accessible and widely available devices.

Processing information obtained from a sequence of video camera frames allows determining the direction to the object but does not provide range information. Integrating a video camera with a rangefinder enables the determination of the object's spatial location.

Active maneuvering of SUAVs complicates the tracking process and reduces the accuracy of motion parameter estimation. Algorithms for determining object motion parameters based on trajectory measurements, built on discrete-time Kalman filtering, have a recursive structure, making them convenient for implementation on computers. However, such algorithms often diverge when estimating the motion parameters of highly maneuvering objects.

The Bayesian method of adaptive estimation of processes with random structures in discrete time leads to filters with an increasing number of channels, which are practically infeasible to implement and do not allow obtaining recursive optimal algorithms for estimating such processes.

Thus, a relevant **scientific task** is the development of methods for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on video camera and rangefinder data, which enhance the accuracy of determining its location without requiring significant computational resources.

The content of the dissertation is presented in four chapters, each accompanied by explanations of the main research results.

In the **introduction**, the relevance of the chosen dissertation topic is substantiated, and the scientific task is formulated. The object and subject of the study are outlined, the research goal is defined, and based on it, the objectives are set with an indication of the research methods. The main scientific results are presented, and their novelty is justified. The personal contribution of the candidate to the research is noted, as well as its connection to scientific programs, plans, topics, and grants. The practical significance of the obtained results is described, and information on the validation of the dissertation materials is provided.

In the **first chapter**, an analysis of scientific sources is conducted, highlighting current achievements related to the dissertation topic. A classification of UAV types is provided, based on which the key behavioral characteristics of these aircraft relevant to the scientific study are identified. The typical structure of SUAVs, characteristic of the small-sized UAV class, is examined. Attention is focused on the dynamic characteristics and differences of this class of aircraft compared to others. The features of operation, design, and application of modern solutions in video surveillance systems are also considered. Video camera classes are specified depending on their field of view angles. The advantages and disadvantages of using narrow-field and wide-field video surveillance systems are demonstrated. Key characteristics of video surveillance systems relevant to the study are highlighted.

Two main types of rangefinders that can be used to obtain observation data are reviewed. The basic physical principles of operation of laser rangefinders and FMCW radars are outlined. A significant difference in the operation of FMCW radars and laser rangefinders, crucial for the study, is emphasized. Current methods for detecting and tracking moving objects in a sequence of video surveillance system frames are analyzed. The correlation-extremal tracking method is examined in detail, with the primary mathematical framework used in this method presented. An analysis of current methods for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering object is conducted. The fundamental principles of the classical method of estimating object motion parameters—Kalman filtering—are reviewed. A general classification of methods for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering object is provided.

The **second chapter** is dedicated to the development of algorithms for adaptive estimation of SUAV motion parameters based on video camera data using correlation search. The methodology for calculating the SUAV motion trajectory from video data is presented, and the SUAV motion model is described in matrix form. An analysis of the SUAV positioning accuracy in the current frame is performed. The basic principles of constructing an algorithm for adaptive estimation of SUAV motion parameters based on video camera data using correlation search are outlined. The synthesis of optimal and quasi-optimal algorithms for adaptive estimation of SUAV motion parameters based on video camera data using correlation search is conducted. An analysis of the quasi-optimal algorithm for adaptive estimation of SUAV motion parameters based on video camera data using correlation search is performed through statistical modeling on a computer in the MATLAB environment.

In the **third chapter**, methods for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on rangefinder data are developed. Optimal and quasi-optimal algorithms for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on rangefinder data are synthesized, and an analysis of the quasi-optimal algorithm is conducted. Based on the quasi-optimal algorithm for adaptive

estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV using rangefinder data, an adaptive algorithm with constant filter channel gain coefficients is developed and analyzed. Optimal and quasi-optimal algorithms for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on rangefinder data in the presence of missing and false measurements are developed, and an analysis of the quasi-optimal algorithm is performed. The advantage of the developed algorithms over the classical Kalman filter in terms of potential error in range estimation accuracy is demonstrated.

In the fourth chapter, proposals for constructing an SUAV tracking complex using a video camera and rangefinder are provided. Issues related to obtaining and primary processing of video streams from IP cameras are considered. An algorithm for controlling an IP PTZ camera using an API based on the ONVIF protocol is developed. An optimal digital control system for stepper motors of the rangefinder's movable rotating platform is synthesized. Two configurations of the SUAV tracking complex are described, and recommendations for selecting its component modules are provided. Recommended characteristics of the modules for the practical implementation of the complex are specified.

In the **general conclusions**, the main results of the research conducted in the dissertation are summarized.

The **scientific novelty** of the obtained results lies in the following:

A method for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on video camera data using correlation search has been developed, which, unlike existing methods, performs recognition of the type of motion, enabling improved estimation accuracy and the construction of tracking gates appropriate to the current situation.

A method for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on rangefinder data in the presence of missing and false measurements has been developed, which, unlike existing methods, performs joint recognition of the type of motion and false measurements, enhancing estimation accuracy and ensuring stable operation of the adaptive filter.

The method for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on rangefinder data has been modified by fixing the filter channel gain coefficients, reducing computational costs.

The **practical significance** of the obtained results lies in the following:

The developed adaptive filter based on video camera data using correlation search enables recognition of hovering and near-uniform SUAV motion with probabilities of at least 0.9. In sections of uniform motion and hovering, the root-mean-square errors of SUAV coordinate prediction are 3.2 and 6.5 times lower than in sections with maneuvers, reducing the likelihood of extraneous objects entering the tracking gate.

The developed method for adaptive estimation of motion parameters of a maneuvering SUAV based on video camera data can be applied without significant changes when using interframe difference methods and optical flow computation for detecting and measuring the coordinates of a maneuvering SUAV.

The developed adaptive filter based on rangefinder data ensures root-mean-square errors of range prediction 70% lower in sections of near-uniform motion and hovering compared to sections with maneuvers, and velocities 3.8 times lower, respectively. In hovering sections, prediction accuracy can be further improved by a factor of 2. Additionally, it enables recognition of false measurements with a probability close to unity.

The developed adaptive filter based on rangefinder data with constant filter channel gain coefficients does not degrade accuracy characteristics in stationary operating modes and reduces the number of multiplication operations per algorithm step by 31 times and addition operations by 8 times.

Developed components include: an algorithm for controlling an IP PTZ camera using an API based on the ONVIF protocol, a model of an optimal digital control system for stepper motors of a movable rotating platform, and proposals for selecting video cameras and laser rangefinders, which can be used in constructing an SUAV tracking complex in two configurations.

Key words: unmanned aerial vehicle, UAV, aircraft, computer vision, Kalman filter, adaptive algorithm, optimal algorithm, algorithm, Monte Carlo method, image processing, security, correlation functions, detection distance, movement trajectory, PID controller.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті

1. Жук С. Я., Соколов К. А. Адаптивне оцінювання параметрів руху малорозмірного БПЛА за даними відеокамери і FMCW-далекоміру. Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування. 2023. № 91. С. 46-52. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2023.91.46-52>. (індексується у WoS)
2. Соколов К. Візуальне виявлення та відстеження малогабаритних рухомих об'єктів на основі функціональних особливостей зорового апарату та особливостях сприйняття людини. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. № 5. С. 75–82. URL: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/13>
3. Соколов К. А., Жук С. Я. Урахування характерних особливостей будови та руху БПЛА у задачах їх комплексного виявлення і супроводження у повітряному просторі. *Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології*. 2024. Т. 1, № 07. С. 9–20. URL: <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2024-01-07-01>.
4. Соколов К. А., Жук С. Я. Адаптивний алгоритм кореляційного стеження за малорозмірним БПЛА. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2024. № 5. С. 62–70. URL: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/11>.
5. Соколов К. А., Чмельов В. О. Програмно-апаратна реалізація системи керування поворотною роботизованою відеокамерою PTZ з використанням протоколу ONVIF. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2024. № 6. С. 146–156. URL: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.6.1/25>

Тези доповідей

6. Жук С. Я., Герасименко А. О., Соколов К. А. Аналіз точносних характеристик кореляційно-екстремального алгоритму стеження за малорозмірним БПЛА з використанням фільтру Калмана. XV Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи телекомунікацій" : Зб. матеріалів конф., м. Київ, 12–16 квіт. 2021 р. Київ, 2021. С. 292–294.

7. Жук С. Я., Соколов К. А. Адаптивна траєкторна фільтрація мало-розмірного БПЛА при комплексному використанні даних РЛС і відеокамери. Матеріали XVII Міжнародної науково-технічної конференції "Перспективи телекомунікацій - 2023" : 3б. містить матеріали пленар. і секц. доп., м. Київ, 18–21 квіт. 2023 р. Київ, 2023. С. 335–337.
8. Кот М. Г., Соколов К. А., Жук С. Я. Методика розрахунку розміру зображення БПЛА в пікселях в залежності від відстані до нього. *«Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи»* : матеріали Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 13–15 трав. 2023 р. Київ, 2023. С. 24–26.
9. 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" : 3б. матеріалів конф., м. Київ, 12–16 квіт. 2021 р. Київ, 2021. С. 271–273.
10. Соколов К. А. Використання методів обчислення оптичного потоку для вирішення задач детекції та супроводження малогабаритних цілей. X Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» : матеріали X Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 9–11 листоп. 2021 р. Київ, 2023. С. 24–26.
11. Соколов К. А., Жук С. Я. Визначення просторових координат рухомого об'єкту з використанням системи пари відеодавачів. XI Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» : матеріали конф., м. Київ, 22–24 листоп. 2022 р. Київ, 2022. С. 46–48.
12. Соколов К. А., Жук С. Я. Виявлення малогабаритних цілей із застосуванням особливостей зорового апарату людини у системах технічного зору. IV Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів та аспірантів «Радіoeлектроніка в ХХІ столітті» : матеріали конф., м. Київ, 25–26 трав. 2021 р. Київ, 2021. С. 78–80.
13. Соколов К. А. Особливості обробки інформації в панорамних системах відеоспостереження за безпілотними літальними апаратами.

Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали, апарати та системи» : матеріали конф., м. Київ, 16–22 листоп. 2020 р. Київ, 2020. С. 117–119.

14. Соколов К., Кравчук Я. О., Жук С. Я. Аналіз точносних характеристик комбінованої системи спостереження на основі відеокамери та FMCW далекоміру. V Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів та аспірантів «Радіoeлектроніка в ХХІ столітті» : матеріали конф., м. Київ, 10–12 трав. 2023 р. Київ, 2023. С. 67–69.

15. Соколов К. А. Система визначення просторових координат об'єктів з використанням PTZ камери та лазерного далекоміра. XIII Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи» : матеріали XIII Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 27 – 28 листоп. 2024 р. Київ, 2024. С. 49–51.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень та скорочень	19
Вступ.....	20
Розділ 1. Актуальність задачі оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра й аналіз існуючих засобів і методів її вирішення	25
1.1 Актуальність задачі оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра	25
1.2 Особливості сучасних систем відеоспостереження.....	31
1.3 Особливості функціонування та застосування лазерних далекомірів та FMCW радарів.....	37
1.3.1 Огляд характеристик та особливостей роботи лазерних далекомірів.....	37
1.3.2 Огляд характеристик та особливостей роботи FMCW радарів..	41
1.4 Аналіз методів виявлення та супроводження рухомих об'єктів на послідовності кадрів системи відеоспостереження	43
1.5 Аналіз методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта.....	53
1.6 Постановка задачі дослідження	64
Висновки до розділу 1	65
Розділ 2. Розробка алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за данимим відеокамери.....	68
2.1 Обґрунтування математичної моделі руху маневруючого МБПЛА на послідовності кадрів	68
2.2 Аналіз точності позиціонування МБПЛА на кадрі з використанням кореляційного пошуку	76
2.3 Синтез оптимального алгоритму адаптивного оцінювання з використанням кореляційного пошуку	87

2.4 Синтез квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання з використанням кореляційного пошуку	93
2.5 Аналіз квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання шляхом статистичного моделювання.....	100
Висновки до розділу 2	107
Розділ 3. Розробка методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру	109
3.1 Синтез оптимального і квазіоптимального алгоритмів адаптивного оцінювання та їх аналіз	109
3.2 Розробка адаптивного алгоритму з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтру	118
3.3 Розробка адаптивного алгоритму при наявності пропусків та хибних вимірювань	126
Висновки до розділу 3	141
Розділ 4. Пропозиції щодо побудови комплексу стеження за МБПЛА з використанням відеокамери та далекоміра	144
4.1 Отримання та первинна обробка відеопотока з IP камери.....	144
4.2 Алгоритм програмного керування роботизованою IP PTZ камерою	147
4.3 Моделювання роботи алгоритму керування поворотними механізмами рухомої платформи далекоміра.....	156
4.4 Конфігурація комплексу стеження за МБПЛА	166
Висновки до розділу 4	167
Висновки	169
Список використаних джерел	172

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

АЦП	—	Аналого-цифровий перетворювач
БПЛА	—	Безпілотний літальний апарат
ВСШ	—	Відношення сигнал-шум
ЕОМ	—	Електронно-обчислювальна машина
ЗМП	—	Змішанні марковські процеси
МБПЛА	—	Малорозмірний безпілотний літальний апарат
ОЗП	—	Оперативно-запам'ятовувальний пристрій
ПК	—	Персональний комп'ютер
СВ	—	Система відеоспостереження
СК	—	Система координат
СКВ	—	Середньо квадратичне відхилення
ЩЙ	—	Щільність ймовірності
API	—	Application programming interface
FFT	—	Fast Fourier Transform
FMCW	—	Frequency-Modulated Continuous Wave
ММ	—	Множинна модель
ONVIF	—	Open Network Video Interface Forum
PTZ	—	Pan-Tilt-Zoom
RDM	—	Range Doppler Map
ROI	—	Region of interest
RTSP	—	Real time streaming protocol
TOF	—	Time of flight

ВСТУП

Актуальність теми. На сьогоднішній день широкого розповсюдження набули різноманітні безпілотні літальні апарати (БПЛА). Серед них важливе значення мають малогабаритні БПЛА (МБПЛА) з різними багатофункціональними модифікаціями. Це зумовило гнучкість застосування та запровадження МБПЛА у різних сферах життєдіяльності людства. З іншого боку виникла гостра проблема у створенні систем контролю і моніторингу за МБПЛА для забезпечення безпеки. Окремим питанням у вирішенні цієї проблеми є покращення методів виявлення та слідкування за повітряними об'єктами з урахуванням особливостей МБПЛА з використанням доступних та поширених пристроїв.

Сучасні відеокамери дозволяють отримувати зображення високої роздільної здатності, та мають широкий діапазон різноманітні кути огляду. Обробка інформації, отриманої з послідовності кадрів відеокамери, дає змогу визначити напрямок на об'єкт, проте не містить інформації про дальність до об'єкту. Комплексування відеокамери та далекоміра дає можливість визначити місцеположення об'єкта у просторі. Перевагою лазерних далекомірів є модульність, доступність, компактність та точність визначення дальності. Радіодалекоміри, окрім дальності, можуть додатково визначати радіальну швидкість об'єкта, а також його сигнатуру. Проте дані пристрої технічно складні, мають значні масо-габаритні характеристики та високу вартість.

МБПЛА є високоманеврені та здатні динамічно змінювати напрямок польоту, швидкість руху. Активне маневрування МБПЛА призводить до ускладнення процесу супроводження та зниження точності оцінювання параметрів руху.

Побудовані на основі калманівської фільтрації у дискретному часі, алгоритми визначення параметрів руху об'єктів за даними траєкторних вимірювань мають рекурентну структуру, що зручно реалізувати на ЕОМ. Проте, такі

алгоритми при оцінюванні параметрів руху інтенсивно маневруючих об'єктів часто є розбіжними.

Байєсівський метод адаптивного оцінювання процесів з випадковою структурою в дискретному часі призводить до фільтрів зі зростаючим числом каналів, які практично не можливо реалізувати, і не дозволяє отримати рекурентні оптимальні алгоритми оцінювання таких процесів.

Тому актуальною **науковою задачею** є розробка методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра, що забезпечують підвищення точності визначення його місцеположення і не вимагають значних обчислювальних витрат.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами. 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).

Об'єктом дослідження є визначення параметрів руху БПЛА за даними відеокамери та далекоміра

Предметом дослідження виступають методи адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкту за даними відеокамери та далекоміра.

Метою дослідження є підвищення точності визначення місцеположення маневруючого малорозмірного БПЛА шляхом розробки методів адаптивного оцінювання параметрів його руху за даними відеокамери та далекоміра, які не вимагають значних обчислювальних витрат.

Згідно з метою роботи основними **завданнями** дослідження є:

1. Виконати аналіз існуючих систем відеоспостереження і далекомірів, а також методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта.

2. Розробити метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку.

3. Модифікувати метод адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними далекоміру за рахунок фіксування коефіцієнтів підсилення каналів фільтру.

4. Розробити метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань.

5. Проаналізувати ефективність отриманих квазіоптимальних алгоритмів оцінювання параметрів руху МБПЛА шляхом статистичного моделювання на ЕОМ.

6. Розробити пропозиції щодо побудови комплексу стеження за МБПЛА з використанням відеокамери і далекоміру.

Методи дослідження. В роботі використовувались математичний апарат теорії ймовірностей та математичної статистики, марківських випадкових процесів, методи теорії адаптивного оцінювання випадкових процесів в дискретному часі, статистичне (імітаційне) та візуальне моделювання на ЕОМ, а також теоретичні основи систем комп'ютерного зору та обробки траєкторної інформації.

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Розроблено метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери з використанням кореляційного пошуку, в якому, на відміну від існуючих, виконується розпізнавання виду його руху, що дозволяє підвищити точність оцінювання і будувати строби супроводу адекватно поточній ситуації.

2. Розроблено метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань, в якому, на відміну від існуючих, виконується сумісне розпізнавання виду його руху і хибних вимірювань, що дозволяє підвищити точність оцінювання і забезпечує стійку роботу адаптивного фільтру.

3. Модифіковано метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру за рахунок фіксування коефіцієнтів підсилення каналів фільтру, що забезпечує зниження обчислювальних витрат.

Особистий внесок. Основні теоретичні положення і результати дисертаційній роботі отримані автором самостійно. У співавторстві з науковим керівником сформульовані мета, задача та завдання досліджень, висновки. Особистий внесок автора в наукових працях, опублікованих у співавторстві, такий: в [1] розроблено адаптивний алгоритм визначення параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери і FMCW-далекоміру; в [2] синтезовано оптимальний і квазіоптимальний адаптивні алгоритми оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними відеокамери з використанням методу кореляційного пошуку; в [3] обґрунтовано вибір моделі руху маневруючого МБПЛА на основі аналізу характерних особливостей будови та руху БПЛА; у [4] запропоновані пропозиції щодо побудови комплексу стеження за МБПЛА з використанням відеокамери та далекоміра.

Практичне значення отриманих результатів.

Розроблений адаптивний фільтр за даними відеокамери з використанням кореляційного пошуку забезпечує розпізнавання зависання і майже рівномірний рух МБПЛА з ймовірностями не нижче 0.9. На ділянках рівномірного руху і зависання МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 і 6.5 разів менше, ніж на ділянках руху з маневром, що знижує ймовірність потрапляння в строб сторонніх об'єктів.

Розроблений метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери може бути застосований без суттєвих змін при використанні методів міжкадрової різниці та обчислення оптичного потоку для виявлення і вимірювання координат маневруючого МБПЛА

Розроблений адаптивний фільтр за даними далекоміру на ділянках майже рівномірного руху і зависання забезпечує СКВ похибок прогнозу дальності на 70 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 3.8 раз менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна

підвищити точність прогнозування в 2 рази. При цьому він забезпечує розпізнавання хибних вимірювань з імовірністю близькою до одиниці.

Розроблений адаптивний фільтр за даними далекоміру з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтру не погіршує точносні характеристики в стаціонарних режимах роботи і дозволяє зменшити кількість операцій множення на один такт роботи алгоритму у 31 раз, а кількість операцій додавання — у 8 разів.

Розроблені: алгоритм керування IP PTZ камерою з використанням API на базі протоколу ONVIF, модель оптимальної цифрової система керування кроковими двигунами рухомої поворотної платформи, пропозиції щодо вибору відеокамер та лазерних далекомірів, які можуть бути використані при побудові комплексу стеження за МБПЛА за двома конфігураціями.

Апробація матеріалів дисертації. За матеріалами дисертації опубліковано: 15 робіт, з яких 5 — це статті у журналах, що входять до переліку фахових видань затверджених МОН України за спеціальністю дисертації або у періодичних виданнях іноземних держав, 10 — публікації у матеріалах конференцій, у тому числі, міжнародних [1–15].

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційне дослідження складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел (147 джерел). Викладена на 187 сторінках машинописного тексту, містить 8 таблиць, 105 рисунків, 144 формули.

РОЗДІЛ 1. АКТУАЛЬНІСТЬ ЗАДАЧІ ОЦІНЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ МАНЕВРУЮЧОГО МБПЛА ЗА ДАНИМИ ВІДЕОКАМЕРИ ТА ДАЛЕКОМІРА Й АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ЗАСОБІВ І МЕТОДІВ ЇЇ ВИРІШЕННЯ

1.1 Актуальність задачі оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра

На теперішній час використання БПЛА охопило велику кількість сфер різноманітної діяльності. Ринок виготовлення та збуту дронів невідомо зростає з кожним роком у геометричній прогресії, що можна прослідкувати за фінансовими та кількісними показниками [16–20]. Перспективи автоматизації процесів, зменшення робочої сили, підвищення ефективності обумовлюють такі високі темпи, опираючись на економічну доцільність впровадження та застосування БПЛА.

У зв'язку з поширенням БПЛА різних типів у різноманітних сферах, питання регулювання, контролю та спостереження за даними пристроями є вкрай актуальним та важливим. Функціональний потенціал таких пристроїв є надзвичайно високим. У зв'язку з цим, використання БПЛА різними службами для виконання специфічних задач невідомо зростає. Зумовлені попитом, зростають і темпи виробництва даних літальних апаратів [21–23]. Технологічний розвиток сприяє зменшенню ціни компонентної бази, та зменшенню габаритів і вагових показників таких пристроїв. Доступність цих пристроїв зростає, а керування ними спрощуються та розширюється за рахунок багатоплатформеності та внутрішньої взаємодії різних систем керування. Так, керування можливе з різних наземних систем керування: портативних гаджетів, персональних комп'ютерів (ПК), спеціалізованих автоматизованих робочих місць оператора та т.ін. Окрім того, такі пристрої здатні взаємодіяти з іншими пристроями в рамках інтернету речей, програмних інтеграцій тощо. У зв'язку з всебічними поширенням дронів також зростає їх різноманітність. Запроваджуються нові конструкції, розробляються нові матеріали, що сприяє розширенню парку БПЛА. Частішають випадки використання груп дронів, роїв. В рамках задач

керування та обробки даних з використанням множинних БПЛА особливо актуальними є різноманітні практики реалізації інтеграцій МБПЛА з технологіями штучного інтелекту [24].

Розглянемо основні типи безпілотних літальних апаратів. Кожен тип має свої особливості, що вирізняє їх з поміж інших. Ці особливості зумовлені їх побудовою та специфікою використання у різних сферах для виконання різноманітних задач. На рисунку 1.1 зображена часткова класифікація БПЛА [25–28], яка цікавить нас в рамках дослідження.

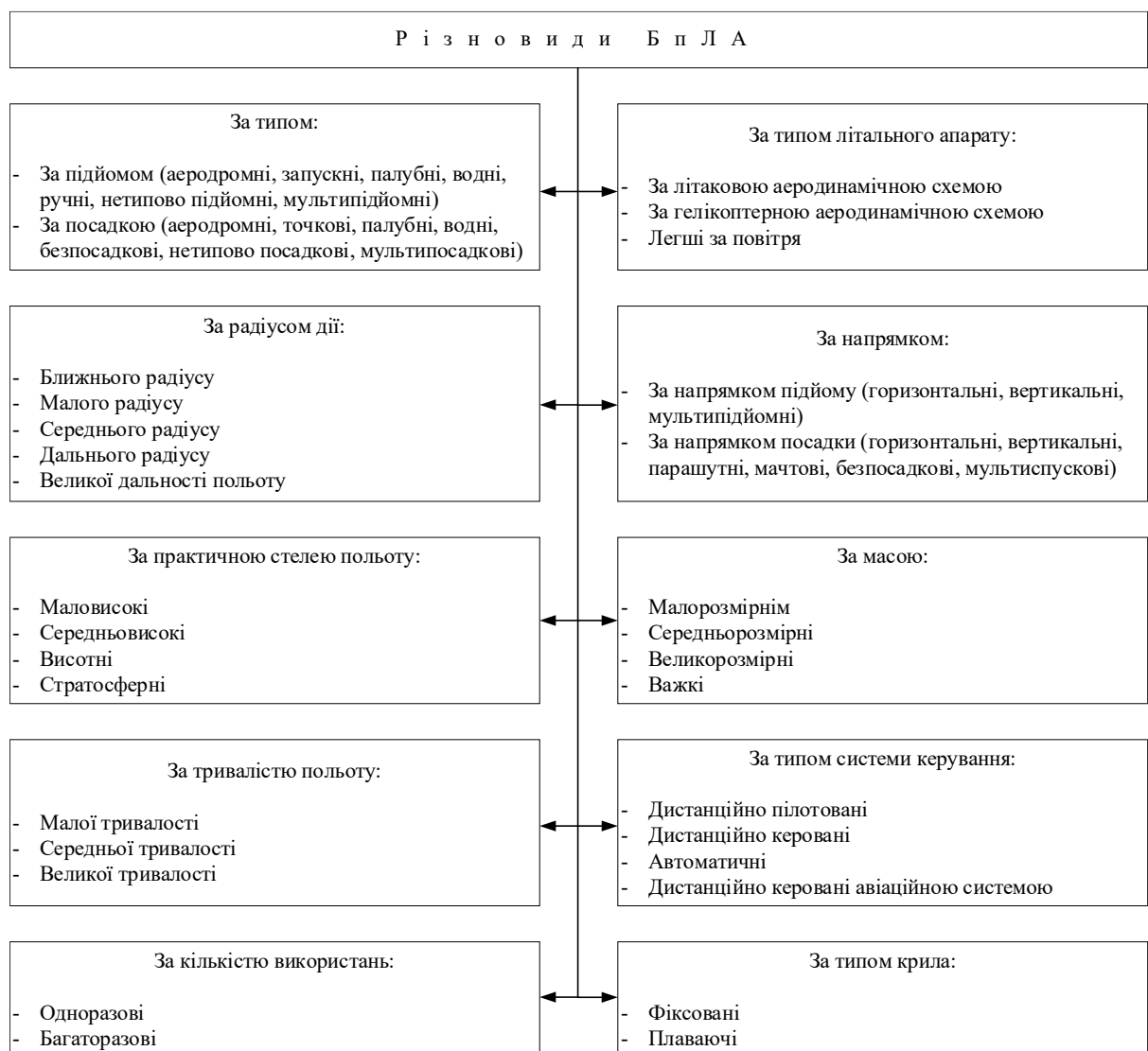


Рисунок 1.1 — Часткова класифікація БПЛА

Наведена класифікація орієнтується на врахування саме тих ознак, які впливають на динаміку руху БПЛА. В свою чергу, перш за все, динаміка руху зумовлена внутрішньою будовою БПЛА: формою фюзеляжу (корпусу), двигуном, принципом дії підйомної сили, габаритами, корисним навантаженням, тощо.

Внутрішня будова БПЛА варіюється в залежності від його типу та призначення [29–31]. На рисунку 1.2 (а) зображена спрощена схема будови квадрокоптеру, а на рис.1.2 (б) механіка роботи (МБПЛА) мультироторного типу, що зависає.

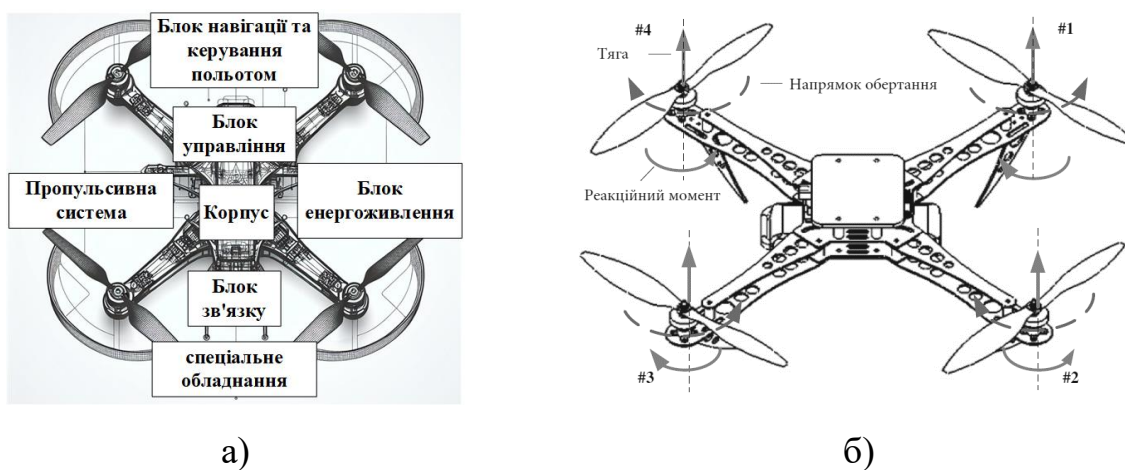


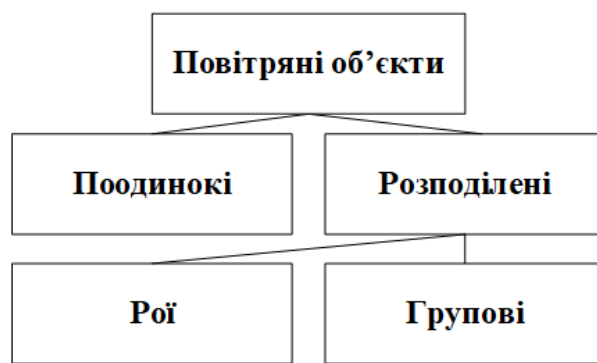
Рисунок 1.2 —Будова та принцип роботи квадрокоптеру

Так, певні типи апаратів мають визначені їх геометрію певні особливості поведінки. БПЛА з фіксованим крилом можуть застосовуватися для перельотів на значні дистанції, маневреність їх у порівняння з іншими типами БПЛА в цілому нижча, що зумовлено максимально допустимими навантаженнями при їх характерній геометрії та враховуючи матеріали виготовлення. Квадрокоптер, як окремий випадок мультикоптеру, має значно менші габарити, вантажопідйомність, і відповідно більшу маневреність у зв'язку з конструкцією. Більша маневреність дозволяє виконувати більш складні та специфічні маневрові рухи [31–34].

Розглянемо основні типи руху та маневрів БПЛА. Деякі з них здатні проводити вертикальний взліт та посадку (VTOL), особливо квадрокоптери

можуть підійматися та сідати вертикально, що робить їх ідеальними для роботи в обмежених просторах або в густому лісі [35]. Більшість БПЛА можуть виконувати горизонтальний політ, що дозволяє їм долати великі відстані та виконувати різноманітні завдання. Сучасні БПЛА мають системи стабілізації, які дозволяють їм утримувати стабільне положення в повітрі, навіть за сильного вітру, що активно використовується в завданнях, які вимагають високої точності, таких як фотографування або відеозйомка. Певні типи БПЛА можуть виконувати автономні польоти, використовуючи передвстановлені точки шляху або системи штучного інтелекту для навігації [36]. БПЛА можуть виконувати різноманітні маневри, включаючи повороти, петлі, зміну висоти та швидкості. Серед основних маневрів БПЛА здатні виконувати повороти на різні кути, що дозволяє їм змінювати напрямок польоту. Можуть виконувати петлі, що дозволяє їм швидко змінити напрямок на 180 градусів. Здатні підніматися та опускатися, що дозволяє їм перебувати на різних висотах для виконання різноманітних завдань, а також можуть прискорюватися та уповільнюватися, що дозволяє їм адаптуватися до різних умов польоту [37]. Також, можна виокремити спеціальні маневри, такі як обертання навколо своєї осі, зависання.

За кількісною ознакою повітряні об'єкти, що спостерігаються, можуть бути поодинокі або розподілені, як це показано на рисунку 1.3 (а). Приклад візуалізації повітряних об'єктів представлено на рисунку 1.3 (б)



а)



б)

Рисунок 1.3 — Класифікація та схематичне відображення повітряних об'єктів

Поведінкові особливості руху поодиноких БПЛА були описані вище, розподілені ж об'єкти мають низку власних особливостей. Коли БПЛА діють у групах, їх поведінкові особливості можуть ще більше ускладнюватися, тому визначну роль має координація одиниць в групах, розподіл ролей у відповідності до поставленого завдання.

Тип двигуна впливає (рис. 1.4) на додаткові фактори виявлення БПЛА, оскільки залишає «сліди» різної фізичної природи [25, 38, 39]. Це можна врахувати при створенні комплексної системи їх виявлення та відслідковування. Сліди різної фізичної природи визначають додаткові канали спостереження, які будуть працювати за певним збуренням — збудженням зовнішнього середовища або випромінюванням, що згенеровано внаслідок роботи БПЛА.

Так, реактивні двигуни створюють значний тепловий слід, що дозволяє чітко спостерігати його в інфрачервоному спектрі. Пропелерний та вентиляторний двигун створюють значну кількість характерного шуму — звукових коливань, які здатна зчитати чутлива та високо селективна аудіосистема. Електродвигуни та електроніка на борту генерують електромагнітне випромінювання, яке також може бути зафіксовано спектроаналізаторними системами. Дані методи відносяться до пасивних методів пошуку об'єктів. З активних методів можна використати класичну радіолокацію, оскільки корпус (фюзеляж) має певну ефективну площу розсіювання.

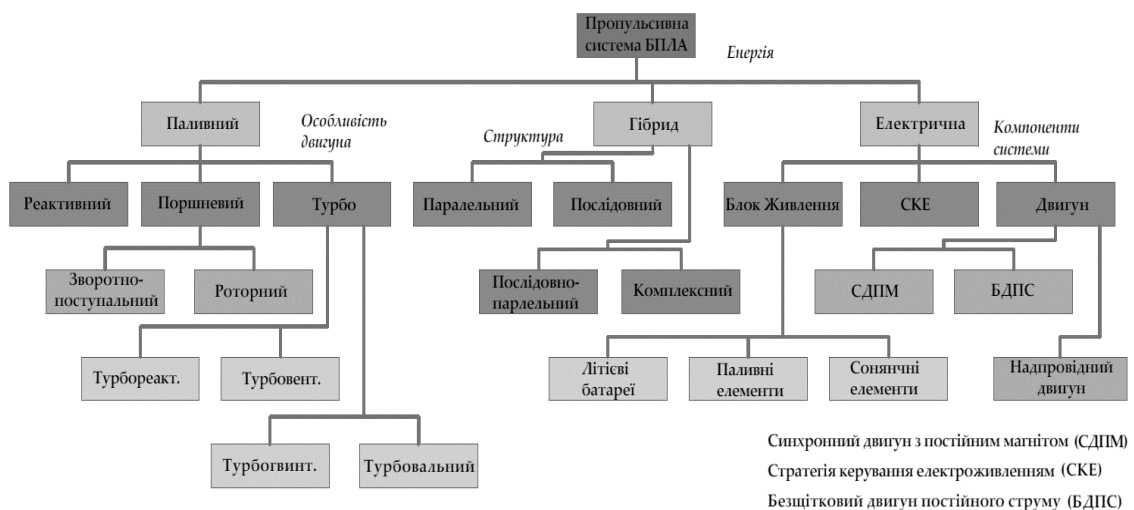


Рисунок 1.4 — Класифікація пропульсивних систем БПЛА

Окремим аспектом, що визначає застосування дронів у різних сферах є наявність можливості дронів нести на собі корисне навантаження (payload) [40–45]. За рахунок комплексного та модульного підходу малі БПЛА з простих пристроїв призначених для розважальної сфери, кінематографу, спостереження перетворилися на багатоцільові платформи та системи. Такі системи здатні поєднувати у собі кілька модулів для виконання специфічних та складних завдань. Також, ці пристрої можуть використовуватися як розширення вже існуючих систем, при їх покращенні та модернізації. Таким чином, вони доповнюють вже існуючі підходи у вирішенні вузьких задач кожної з областей, зокрема, секторів безпеки [46], пошуково-рятувальних операцій [47], моніторингу об'єктів, аерофотозйомки, контролю транспортного руху. Дрони також використовуються у багатьох прикладних сферах, починаючи від розважального сегменту, задач фотографування та картографування місцевості, спостереження за інфраструктурними об'єктами, серед яких лінії електропередач, теплоенергії, закінчуючи створенням різноманітних інформаційних зон покриття у густонаселених містах, а також використання у аграрній сфері чи сферах обслуговування [40, 48–51].

Задля забезпечення контролю, безпеки та управління повітряним простором існує гостра необхідність у створенні нових та модернізації вже існуючих систем моніторингу та спостереження за обстановкою. Окремим питанням в цьому завданні є оптимізація та покращення методів виявлення та стеження за повітряними об'єктами з урахуванням особливостей їх будови і поведінки з використанням доступних та поширених пристроїв, на кшталт відеокамер та далекомірів.

Комплекси моніторингу повітряного простору базуються на використанні різних технологій виявлення, супроводження повітряних об'єктів [52, 53]. Сучасні рішення включають в себе отримання та обробку інформації з каналів різної фізичної природи. В такому випадку можуть бути задіяні класичні радіолокаційні методи виявлення і супроводження об'єктів, методи відслідковування у видимому чи інфрачервоному діапазонах, акустичні методи виявлення

тощо. Одним з найдешевших способів детекції та відстеження МБПЛА є використання недорогих відеокамер, та обробки отриманих відеопотоків з них. Використання далекомірів у поєднанні з камерами в одному комплексі дозволяє однозначно визначати просторові координати об'єкта для подальшого відслідковування. Отже, задача оцінювання параметрів руху маневруючого мало-розмірного БПЛА за даними відеокамери та далекоміра є актуальною.

1.2 Особливості сучасних систем відеоспостереження

Найпоширенішими та найрозповсюдженішими камерами, які використовуються у побуті, у виробництві, у сферах безпеки є IP камери [54, 55]. Основною відмінністю таких пристроїв від старого покоління аналогових систем відеоспостереження є формат даних на виході таких пристроїв. Такі камери видають на виході цифровий потік даних, який піддається подальшій обробці програмними засобами. Принципова модульна будова такого пристрою показана на рис. 1.5.

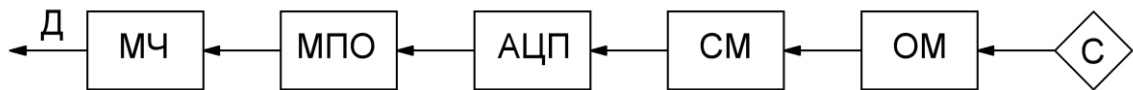


Рисунок 1.5 — Структурна схема отримання відеопотоку

На рисунку 1.5 основні елементи: С — сцена, ОМ — оптичний модуль, СМ — сенсорний модуль, АЦП — аналого-цифровий перетворювач, МПО — модуль процесорної обробки, МЧ — мережева частина, Д — дані.

З огляду на основні елементи сучасної відеокамери спостереження зупинимося на основних параметрах, що відіграють найбільшу роль при обробці відеопотоку. Узагальнена структурна схема на рис. 1.5 надана в спрощеному вигляді, але відображає принципові конструктивні ділянки, необхідні для отримання потоку відеоданих. З огляду на це, опустимо велику кількість конструктивних параметрів і зупинимося на принципово важливих в рамках даного дослідження.

До вимог відеодавачів (оптичних камер), які можуть використовуватися в системах, належать такі параметри, як роздільна здатність, час спрацювання затвору, кількість кадрів у секунду, кути огляду (фокусна відстань) та інші. Кожен параметр визначає для яких умов призначена конкретна камера.

Важливу роль в системах моніторингу, відеоспостереження, стеження і автоматизованих системах відіграє роль оператора-людини. Оператор як складова системи є ключовим аспектом у прийнятті рішення. Більше того, оператор здатен не лише верифікувати наявність об'єкту, а також і ідентифікувати сам об'єкт, якщо є така можливість та виконуються відповідні умови. Додатковою функцією оператора є контроль роботи системи у цілому, виявлення неполадок та збоїв, за можливості усунення та виправлення останніх.

При наявності оператора можна використати так звану ePTZ (electronic pan-tilt-zoom) технологію. Звичайна PTZ камера являє собою керовану рухливу платформу, що здатна повертати камеру з моторизованим об'єктивом у вертикальній та горизонтальній площинах. Фактично камера може змінювати положення своєї оптичної вісі та виконувати масштабування зображення (наближення/віддалення). Технологія ePTZ — також дозволяє здійснювати електронне панорамування, нахил та масштабування, але замість механічного руху вбудована функція PTZ імітує панорамування, нахил і масштабування, якщо роздільна здатність камери дозволяє це робити без істотної втрати якості зображення.

Сегментація зображень також є важливим інструментом на шляху до оптимальної обробки зображень. Сучасні камери мають значний вбудований функціонал передобробки зображень. ROI (region of interest) і є прикладом такого функціоналу, що здатний знімати різні частини зображення з різною роздільною здатністю, покращуючи зображення у певній області та знижуючи якість зображення у іншій.

Для вирішення задачі автоматичного виявлення та супроводження МБПЛА застосовуються широкопольні (панорамні) і вузькопольні системи відеоспостереження (СВ) [56–58].

Зазвичай такі системи використовуються сумісно, утворюючи комбіновані системи відеоспостереження рис. 1.6. У цьому випадку за допомогою широкопольної СВ виконується виявлення та первинна селекція підозрілих об'єктів, вимірювання кутових координат, які передаються у вузькопольну підсистему оптико-електронного моніторингу для подальшого аналізу, розпізнавання та супроводження.

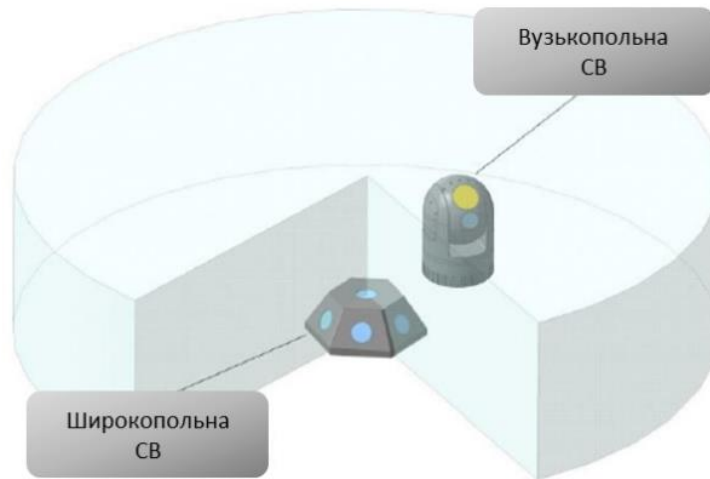


Рисунок 1.6 — Конструктивне виконання комбінованої СВ.

Структурна схема широкопольної СВ продемонстрована на рис. 1.7. Зображення з камер надходять у вигляді відеопотоку. Блок виділення ключових кадрів із заданим дискретним кроком вибирає кадри з потоку. Чим менший крок, тим більш точний результат забезпечує система, але з іншого боку тим більше обчислювальні витрати.

Збільшення зони огляду, цілком логічно, підводить до якісного переходу з систем обмеженого кадру до панорамної системи, яка складається з кількох камер, що здатні забезпечити повний огляд простору на 360 градусів (рис. 1.7). Такі системи, на противагу основній перевазі, мають деякі технічні ускладнення у побудові та при обробленні зображень. Необхідно коректно виконати «зшиття» синхронізованих зображень з різних відеодавачів, компенсувати дисторсії та вирівняти контрастність. Після такої обробки можна отримати більш-менш однорідне та придатне для подальшої роботи зображення [59].

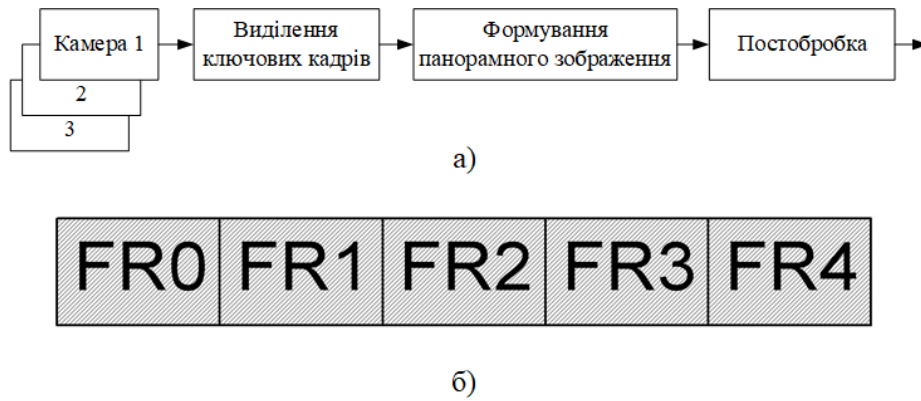


Рисунок 1.7 — Структурна схема роботи широкопольної СВ та формування панорамного зображення

Обов'язковою складовою широкопольної СВ є блок формування панорами, що використовує методи оброблення зображення для усунення оптичних спотворень, що виникають внаслідок використання ширококутних об'єктивів. Алгоритм формування панорамного зображення здійснює зіставлення зображень, що отримані від камер кругового огляду, у єдине панорамне зображення без швів. Алгоритм складається з декількох етапів [60, 61]:

- усунення дисторсії на одержуваних зображеннях з камер;
- автоматична корекція яскравості і контрасту зображень;
- об'єднання виправлених зображень в єдине панорамне зображення.

Калібровка виконується один раз для даної оптичної системи, після чого одні і ті самі параметри калібровки використовуються для усунення дисторсій на кожному зображенні, що поступає з відкаліброваного фотоприймача.

Для виправлених зображень може виконуватися еквалізація їх гістограм, а також застосовуватися алгоритми покращення зображень у випадку необхідності, після чого з них формується результуюче панорамне зображення.

Буфер накопичує оброблені зображення для подальшого вирішення задачі виявлення МБПЛА.

Задача автоматичного виявлення рухомих об'єктів вирішується шляхом виділення області руху. Її рішенням є сукупність областей зображення для кожного кадру, в якому відбувається рух одного або декількох об'єктів. Для стаціонарної камери, виділення областей руху відбувається шляхом визначення

різниці між поточним панорамним зображення та панорамним зображенням фоновієї обстановки, що може бути сформованим шляхом накопичення панорамних зображень [62, 63]. За результатами вирахування формується бінарне різницеве зображення, на якому нулі означають фон, а одиниці — підозрілі на об'єкт зони. Отримане різницеве бінарне зображення є вхідними даними для наступних етапів.

Якщо виявлені області на зображенні мають достатні розміри, то може вирішуватись задача розпізнавання виділених об'єктів. Якщо ж виявлені бінарні зображення є незначними за розмірами і не підлягають розпізнаванню за типовими ознаками, вирішується задача виявлення траєкторії руху типових об'єктів. Кожний виявлений об'єкт підлягає процедурі автоматичного розпізнавання. Для автоматичного розпізнавання найбільш широко застосовуються методи розпізнавання з використанням нейронних мереж.

Серед задач в області системи комп'ютерного і технічного зору особливо виділяються задачі супроводження об'єктів. Відслідковування об'єктів може бути реалізовано двома методами [64, 65]. В першому методі супроводження здійснюється за допомогою оцінювання координат об'єкта у кожному кадрі спостереження, формуючи тим самим траєкторію переміщення. Але даний метод не потребує переміщення самого датчика спостереження. Саме так ця задача вирішується в широкопольних СВ. В другому методі супроводження здійснюється за допомогою визначення координат об'єкта, що передбачає утримання об'єкту у центрі кадру, тим самим провокуючи рух самого датчика. Даний метод відслідковування передбачає організацію управління переміщенням датчика зображення. Саме так ця задача вирішується в вузькопольних СВ.

Структура типової вузькопольної системи супроводження показана на рис. 1.8. Вузькопольна система супроводження включає в себе датчик зображень, розташований, як правило, на стабілізованій платформі, пристрій аналізу зображень, пристрій управління платформою за двома або трьома координатами і модуль взаємодії зі споживачем інформації.

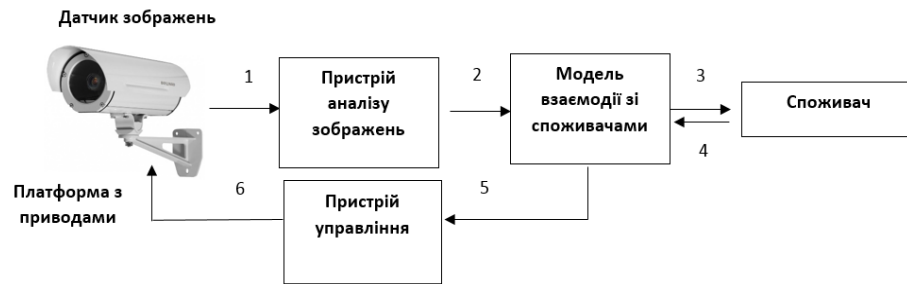


Рисунок 1.8— Структура системи автоматичного супроводження

Вузькопольна СВ, як правило, отримує вихідну інформацію щодо координат об'єкта від широкопольної системи, або іншої підсистеми комплексу протидії МБПЛА. Після цього вона розгортається у вказаному напрямку і здійснює автоматичний пошук, розпізнання і взяття на супроводження об'єкту у вказаних координатах.

Логічним доповненням системи відеоспостереження є використання далекомірів для отримання повного набору інформації щодо просторових координат. На рисунку 1.9 наведена система, що складається з широкопольної камери та далекоміра на поворотній платформі.

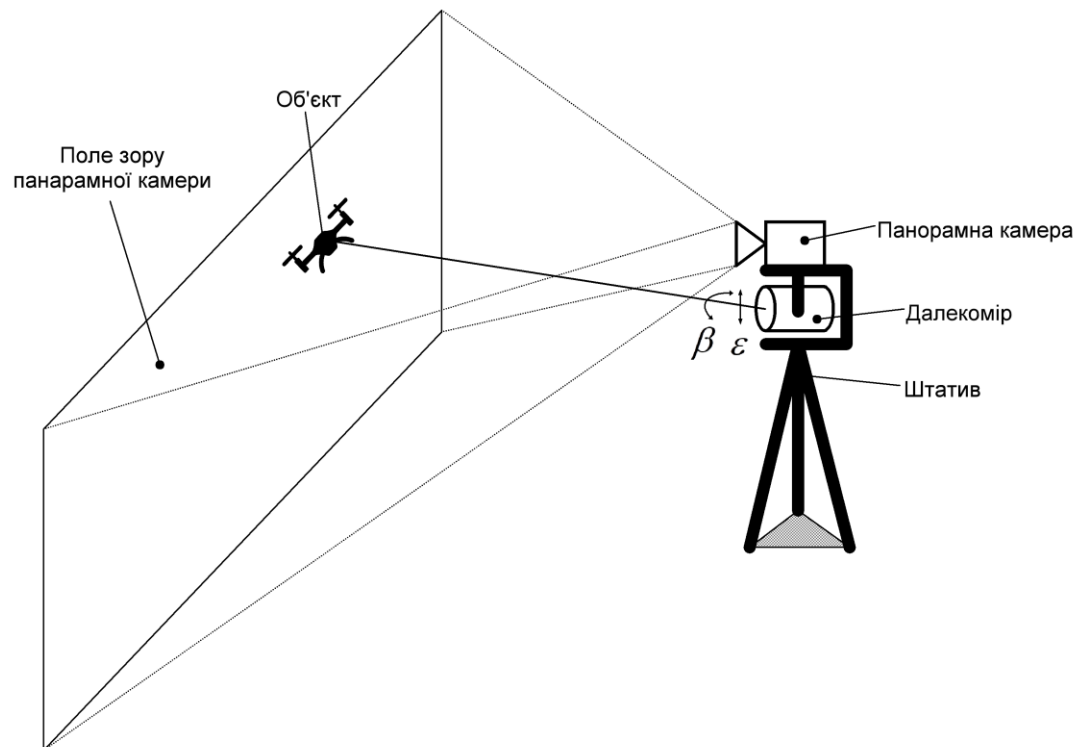


Рисунок 1.9 — Запропонована система стеження та визначення координат

1.3 Особливості функціонування та застосування лазерних далекомірів та FMCW радарів

1.3.1 Огляд характеристик та особливостей роботи лазерних далекомірів

Лазерний далекомір це пристрій, який використовує лазерне випромінювання для вимірювання дистанції до об'єкту. Є три основні категорії лазерних далекомірів: ручні лазерні далекоміри, промислові лазерні далекоміри та далекоміри спеціального призначення. На рисунку 1.10 (а, б) наведені приклади ручного та модульного лазерних далекомірів відповідно. Лазерні далекоміри мають численні переваги серед пристроїв вимірювання дистанції, такі як висока точність, швидкий час реакції та можливості безконтактного вимірювання.

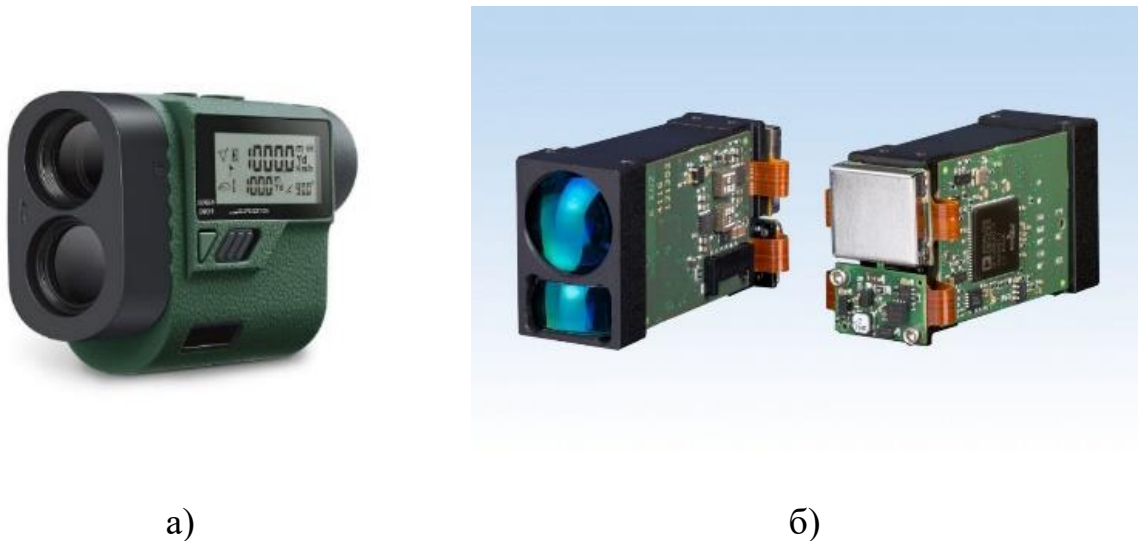


Рисунок 1.10 — Лазерні далекоміри

Дані пристрої мають велику кількість областей застосування [66]. Прикладне застосування лазерні далекоміри знайшли в системах робототехніки, автоматизації та забезпечення безпеки, зокрема і у оборонних цілях. Вони є важливими датчиками для виявлення об'єктів, локалізації та навігації. Широкого розповсюдження вони набули у автономних транспортних засобах, дронах та промислових роботах. Лазерні далекоміри забезпечують надійні вимірювання відстаней у рамках найрізноманітніших задач. Загальну класифікацію лазерних далекомірів наведено на рис. 1.11

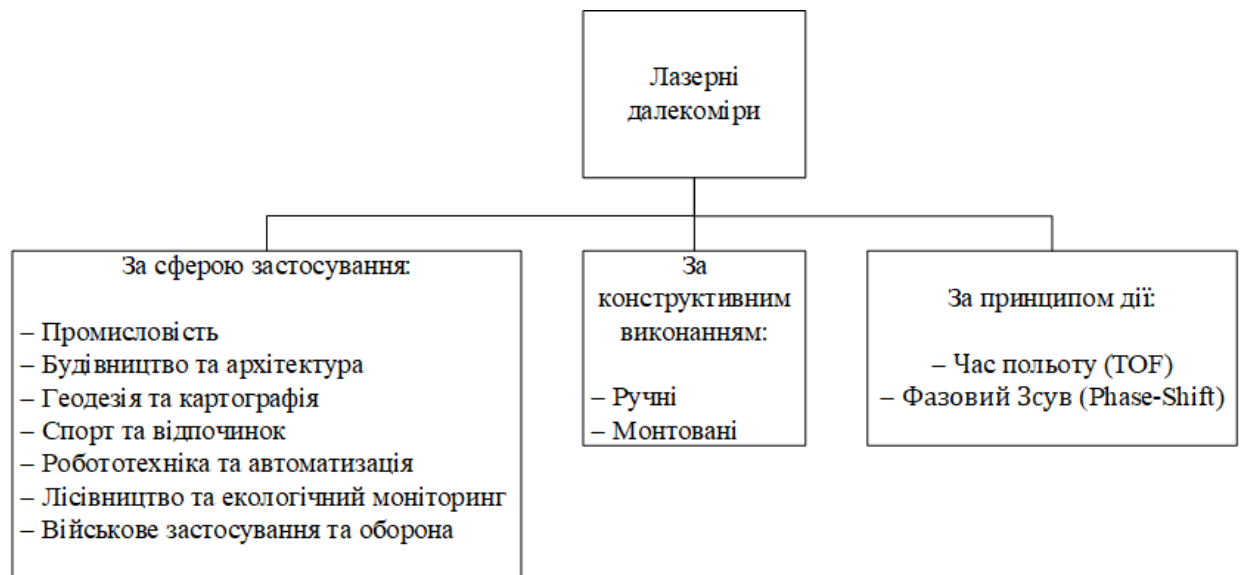


Рисунок 1.11 — Класифікація лазерних далекомірів

Більш детально зупинимося на двох основних принципах, закладених у роботу лазерних далекомірів Це методи часу польоту (TOF) і метод фазового зсуву. TOF-далекоміри вимірюють час, необхідний для того, щоб лазерний імпульс подолав відстань до об'єкту і повернувся, тоді як фазові далекоміри аналізують фазову різницю між випромінюваними і прийнятими лазерними сигналами. Використання цих двох основних принципів лягло у різноманіття технічних рішень, які були зроблені на їх базі.

Далекомір TOF (Time-of-Flight), тобто на основі принципу «час польоту», вимірює час, необхідний для того, щоб лазерний імпульс дійшов до об'єкту та повернувся назад. Висока точність досягається завдяки використанню технології точного вимірювання часу, тому точність може досягати рівня міліметрів. Далекоміри, які працюють за принципом методу вимірювання часу прольоту, можуть швидко вимірювати відстані, зазвичай на рівні наносекунд, що робить їх придатними для застосувань, які потребують високошвидкісних вимірювань. Такі далекоміри здатні забезпечити значний діапазон вимірювань, що значно перевищує діапазон, який можуть забезпечити деякі інші принципи вимірювань. Однак здатність протидіяти завадам у методу часу прольоту є слабкою. Наприклад, за складних умов освітлення, таких як сильне сонячне світло або зміни фонові освітленості, точність вимірювань може знижуватися [66].

Оскільки для однозначного визначення відстані з точністю до сантиметра достатньо одного імпульсу, а точність слабо залежить від відстані, цей метод особливо підходить, наприклад, для вимірювань на відстанях більше 1 метра, для застосувань без використання відбивачів і для швидких вимірювань. Також варто зауважити, що на практиці необхідно враховувати параметри навколишнього середовища — температуру, вологу та т.ін [67, 68]. Подальша обробка вимірювань та усереднення може забезпечити досягнення міліметрової або навіть субміліметрової точності. Перевага TOF полягає в її прямому принципі вимірювання, оскільки як випромінений, так і відбитий сигнали проходять, по суті, однаковий прямий шлях до об'єкта і назад до приймача. [69].

Схематичну будову далекоміру TOF розглянуто на рис. 1.12

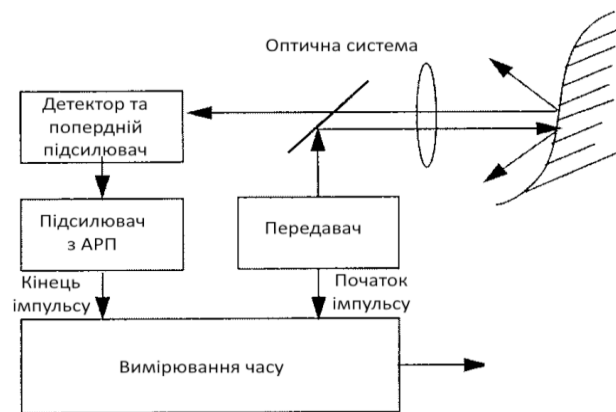


Рисунок 1.12 — Схематична будова далекоміру TOF

Загалом, метод TOF є надійним і високоточним обладнанням для вимірювання відстаней, яке підходить для випадків, що вимагають високої точності та масштабних застосувань, таких як навігація роботів, промислова автоматизація та наземні вимірювання. Однак необхідно враховувати його переваги та недоліки залежно від конкретних потреб і бюджету.

Далекоміри на основі фазового зсуву (Phase-Shift) вимірюють різницю фаз між випроміненими та отриманими лазерними сигналами. Ця різниця фаз використовується для розрахунку відстані на основі відомої довжини хвилі лазера. Їх точність може досягати субмікронного рівня. Виявлення в стандартних умовах зазвичай охоплює діапазон від кількох метрів до десятків метрів.

Вимірювання у цьому діапазоні є поширеним застосуванням і підходить для промислових вимірювальних приладів, автоматизації виробничих процесів, віддаленого моніторингу тощо. Якщо потрібен більший діапазон вимірювання, можуть бути необхідні інші принципи лазерного вимірювання або більш просунуті методи.

Метод фазового зсуву забезпечує високу точність, великий діапазон вимірювань і високу стійкість до певних завад. Водночас далекоміри, що працюють на основі фазового зсуву, залежать від властивостей відбиття і відбивної здатності поверхні об'єкту, а також можуть бути піддані впливу таких факторів, як вологість і температура. Лазерні далекоміри, що використовують принцип фазового вимірювання, вимагають складнішого обладнання та алгоритмів, що може створювати певні технічні труднощі порівняно з іншими принципами вимірювання.

У випадку вимірювання на основі фазового зсуву замість імпульсу створюється синусоїдальний сигнал, і відстань до об'єкта оцінюється за зсувом фази відбитого сигналу [70, 71]. Схематична будова далекоміру на основі фазового зсуву наведена на рис 1.13.

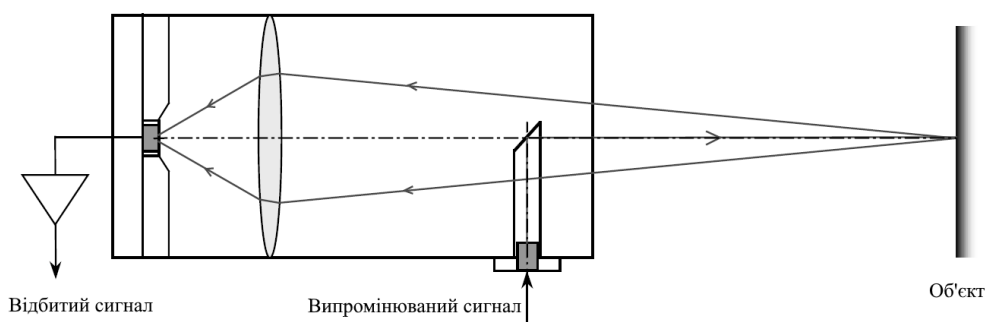


Рисунок 1.13 — Схематична будова далекоміру на основі фазового зсуву

У загальному випадку лазерні далекоміри на основі принципу фазового зсуву забезпечують великий діапазон вимірювань і високу точність, але мають певні недоліки, такі як залежність від властивостей поверхні об'єкта та навколишніх умов. В конкретних застосуваннях точні вимоги до точності та

діапазону вимірювання слід оцінювати на основі реальної ситуації, а також вибирати відповідні принципи лазерного вимірювання та вимірювальні пристрої.

1.3.2 Огляд характеристик та особливостей роботи FMCW радарів

Класична структурна схема FMCW радару подана на рисунку 1.14 [72].

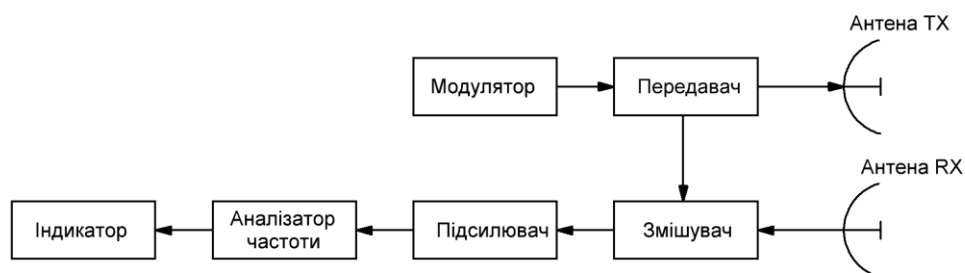


Рисунок 1.14 — Структурна схема класичного FMCW радару

У радарі FMCW передаваний сигнал є лінійно частотно-модульованим сигналом (ЛЧМ), відомим як *chirp*. Сигнал збільшується (або зменшується) по частоті протягом визначеного періоду. Ключова перевага радару FMCW полягає в його здатності оцінювати як дальність, так і швидкість об'єктів, використовуючи переданий ЛЧМ сигнал. Дальність до об'єкту визначається за допомогою частоти биття, яка є різницею частот між переданим і прийнятим сигналами. Швидкість розраховується за допомогою доплерівського зсуву, що спричиняє зміну частоти через відносний рух об'єкту [73, 74].

У FMCW радарі FFT відіграє ключову роль в отриманні корисної інформації з прийнятих сигналів. FFT — це математична техніка, яка використовується для перетворення сигналів з часової області в частотну, що полегшує аналіз частоти биття та інших компонентів, що містять інформацію про дальність і швидкість об'єктів. Трирівневий процес FFT є основним для обробки сигналів FMCW радару. Перше FFT витягує інформацію про діапазон, друге FFT оцінює швидкість через зміщення Доплера, а третє FFT генерує карту дальність-швидкість для виявлення кількох об'єктів. Цей процес дозволяє

FMCW радару виявляти кілька об'єктів, оцінювати їхні відстані та обчислювати їхні швидкості з високою точністю [75].

Карта дальність-швидкість (RDM — Range-Doppler Map) генерується шляхом застосування першого FFT для оцінки діапазону та другого FFT для оцінки ефекту Доплера. Результат 2D-FFT являє собою двовимірну матрицю, де рядки відповідають різним дальностям, а стовпці — різним швидкостям. Піки на карті вказують на наявність об'єктів на певних діапазонах і швидкостях [76, 77].

Окремою перевагою використання FMCW радару є можливість додаткової ідентифікації об'єктів за сигнатурою, що детально наведено у дослідженні [78]. Так, на рисунку 1.15 представлені сигнатури різноманітних МБПЛА. Наявність типових сигнатур дозволяє розрізняти основні типи МБПЛА між собою, але й виділяти їх з поміж інших рухомих об'єктів, наприклад птахів. Це дозволяє зменшити число хибних спрацювань при детекції. Також, варто звернути увагу на найбільш поширені МБПЛА з гвинтами, тобто різноманітні коптери. Їх сигнатура значно вирізняється з поміж інших через специфічну картину, що спричиняє ефект Доплера від роторів. Цей ефект описаний у літературі як мікро-доплер (micro-Doppler).

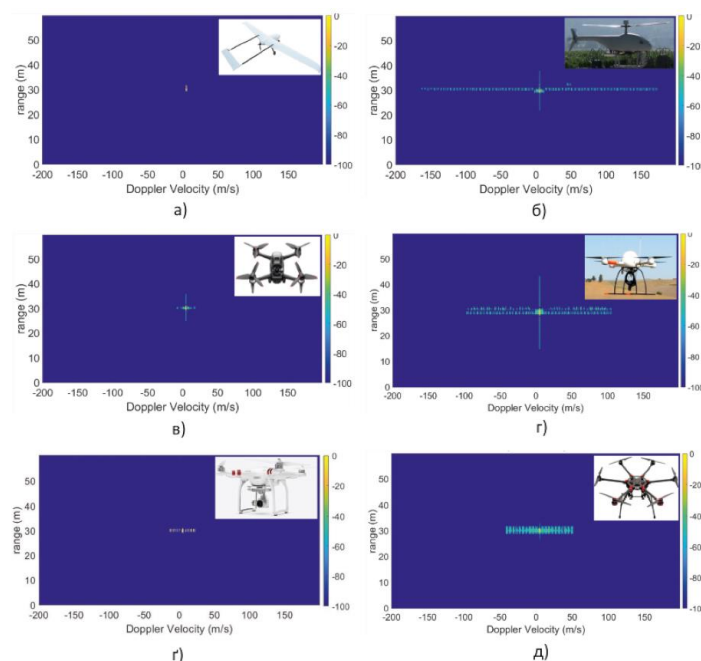


Рисунок 1.15 — RDM карта для різних типів МБПЛА

На попередньому рисунку зображені МБПЛА, рух у просторі яких зведено до мінімуму. Проте під час виконання типових маневрів, які характерні для цього класу літальних апаратів картина трохи спотворюється. Типові маневри МБПЛА наведено на рис. 1.16 (а). RDM карту для різних маневрів МБПЛА можемо спостерігати на рис. 1.16 (б).

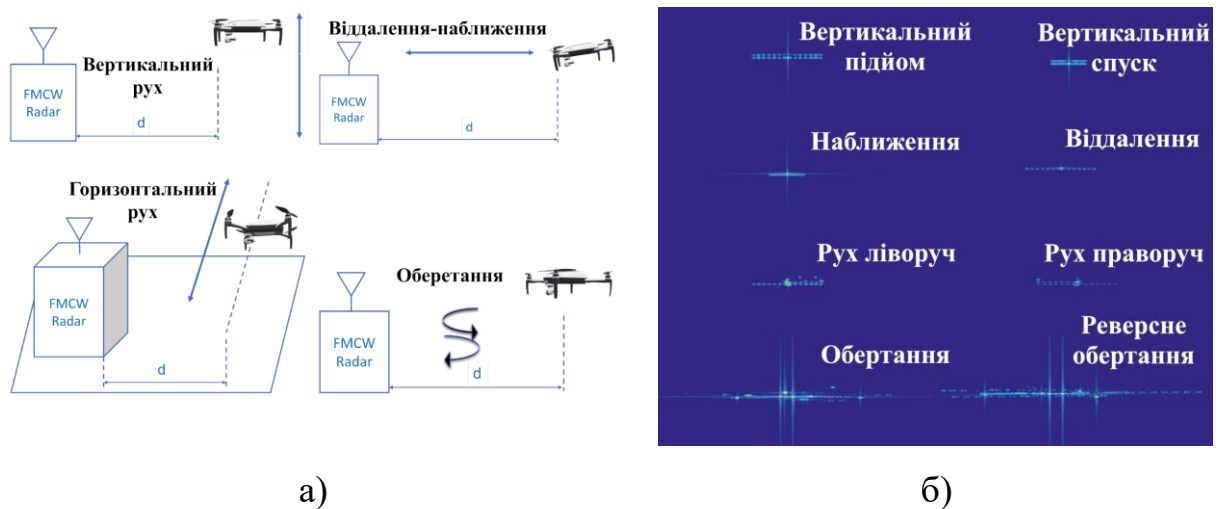


Рисунок 1.16 — Типові маневри МБПЛА та RDM карта для різних маневрів МБПЛА

Тому використання FMCW радару у задачах детекції та стеження надає змогу не тільки визначати швидкість та дальність до МБПЛА, а і за рахунок ефекту мікро-доплера надає змогу ідентифікувати даний тип об'єкта з поміж інших, а також, за необхідності, віднести його до певного класу з огляду на типову сигнатуру. Варто зазначити, що для реалізації такого підходу часто застосовують нейронні мережі та машинне навчання.

1.4 Аналіз методів виявлення та супроводження рухомих об'єктів на послідовності кадрів системи відеоспостереження

Комп'ютерний і технічний зір описують низку різних підходів оброблення зображень і відео, серед яких методи виявлення, розпізнавання, відслідковування об'єктів на зображеннях та їх послідовностях [79–81].

Виходячи з ідеї розбиття зображення на фігуру і фон реалізовані алгоритми відслідковування на базі метод моделювання фону. Метод моделювання

фону полягає в створенні статистичної моделі для фонової сцени і подальшому виділенні рухомих об'єктів шляхом визначення відхилень від цієї моделі. До цього класу відносять, наприклад, наступні методи: альфа-змішування, метод зворотної хвилі, метод власних зображень, суміш розподілів Гауса, Байєсівське моделювання [82].

Визначення руху за рахунок обчислення диференціальної покадрової різниці є найпростішою реалізацією детектору руху на відео, оскільки дозволяє просто та швидко знаходити групи пікселів, що переміщуються з часом [83–85]. Формула формування різницевого зображення у загальному вигляді

$$D_t(x, y) = B_t(x, y) - F_t(x, y) \quad (1.1)$$

де $B_t(x, y)$ — фон, $F_t(x, y)$ — передній план

Алгоритм добре працює в умовах, де фон відносно статичний, та може ефективно виявляти об'єкти, які знаходяться на тлі одного типу (наприклад, небо). Недоліком такого підходу є низька селективність по відношенню до об'єктів руху. Тобто у сценах з динамічними змінами фону, наприклад, рухомими рослинами, коливаннями освітлення і т. д. Тобто, на практиці ми побачимо різноманітні артефакти, рухи дерев, гілок та інших тіл, які є не цікавими для нас в рамках визначення руху МБПЛА на відеопотоці. Отже, основною вимогою є постійне оновлення моделі фону для адаптації до змін.

Приклад роботи такого алгоритму наведено на рисунку 1.17. Де чорним кольором позначено маску (фон), а білим — об'єкти, що здійснили рух.



Рисунок 1.17 — Приклад роботи методу моделювання фону

Іншою принципово відмінною групою методів детекції руху на відеопослідовності є методи на основі обчислення оптичного потоку. Оптичний потік — це векторне поле, яке представляє напрямок і швидкість руху кожної точки зображення між двома послідовними кадрами. Характерною особливістю цих методів є те, що вони у результаті обробки надають не тільки координати об'єктів руху, а також визначають ще й швидкість переміщення пікселів. Дані методи дозволяють виявляти як глобальні, так і локальні рухи, включаючи швидкі і складні зміни сцени. Також ці методи ефективні при невеликих змінах освітлення. З іншого боку, вони можуть бути менш точним у разі великих переміщень або сильних змін освітлення та вимагають наявності текстури або характерних точок на об'єктах для обчислення оптичного потоку [82]. Відео-потік подається у вигляді функції часу та координат пікселів $I(x(t), t)$

$$I(x(t), t) \frac{\partial I(x(t), t)}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0. \quad (1.2)$$

До методів обчислення оптичного потоку належать: метод Лукаса-Канаде, метод Хорна-Шанка, блокове порівняння та ін [86–88]. Приклад роботи одного з методів подано на рис. 1.18



Рисунок 1.18 — Приклад роботи методу визначення руху на основі обчислення оптичного потоку

Покращенням методів обчислення оптичного потоку з метою усунення недоліків є використання дескрипторів особливих точок. Особливі точки — це такі точки які закріплюються на об'єкті для подальшого його відстежування

(ознаки). Даних дескрипторів існує значна кількість, які варіюються за принципом обрання цих особливих точок. Це ознаки SIFT, GLOH, MSER та безліч інших [82, 89, 90]. З поміж інших виділяється метод FREAK, оскільки він побудований на основі структури сітківки ока [91].

Також у рамках обробки відеопотоку варто відмітити важливість сегментації та кластеризації зображень (розбиття та об'єднання). Загалом, сегментація зображень дозволяє пришвидшити обробку інформації за рахунок використання алгоритмів паралельного обчислення, тобто віддаючи певні області на обробку певним процесорним потокам. Це дозволяє підвищити швидкодію обробки відеопотоку. Також сегментація, яка по суті використовується у методі блокового порівняння при обчисленні оптичного потоку може бути покращена за рахунок введення вагових імовірнісних коефіцієнтів.

Іншим класом алгоритмів відслідковування об'єктів на зображенні є методи стеження за об'єктом на основі пошуку за шаблоном. Найпростіший з них — метод шаблонного зіставлення, схематично показаний на рис. 1.19. Він використовує грубо-точкову стратегію і набір домінуючих ознак для знаходження кандидатів у всьому зображенні. Потім у кожного кандидата ініціалізується локальний процес зсуву середнього значення, і ці процеси знаходять найближчий локальний максимум у своїх відповідних сусідів [82].

Наступний метод для відстеження об'єкта на послідовності кадрів — це метод кореляційного пошуку. Кореляційно-екстримальний метод — це метод відстеження об'єктів на відео, який використовує кореляційні фільтри для визначення положення і руху об'єктів на послідовності кадрів. Дані фільтри засновані на використанні кореляційних функцій. Метод кореляційного пошуку базується на глобальних характеристиках руху об'єкта у відео та може застосовувати, наприклад, фільтр Калмана для коригування траєкторії відстеження рухомого об'єкта. Такий метод дозволяє суттєво підвищити точність і надійність відстеження об'єктів на відео.

В методах такого типу важливим нюансом є наявність якісної шаблонної вибірки. Еталон пошуку піддають процедурам ротації та масштабування, для

знаходження більш якісних співпадінь на зображенні. Недоліком таких методів є їхня ненадійність в умовах зашумленості зображення та в умовах складного фону. Демонстрацію принципу метода шаблонного зіставлення наведено на рис 1.19.



Рисунок 1.19 — Демонстрація принципу метода шаблонного зіставлення

Широке використання на практиці при супроводженні рухомих розподілених об'єктів у широкопольних і вузькопольних системах відеоспостереження знаходять методи, що засновані на кореляційному пошуку [92–96], який відноситься до методу супроводження силуету. В даному випадку відбувається зіставлення фрагменту зображення об'єкту, що спостерігається, з еталонним зображенням, яке отримано у результаті автоматичного виявлення та розпізнавання об'єкта. Порівняння поточного зображення, що отримане з датчика відеоспостереження, з еталонним зображенням, що отримане завчасно, є основним принципом дії кореляційних систем слідування. Принцип зіставлення зображень широко застосовується для вирішення задач аналізу руху об'єктів, а також задач зіставлення зображень різних спектральних діапазонів або зроблених у різний час.

При зіставленні окремого елементу зображення необхідно визначити ступінь подібності. Функція подібності є тою самою мірою, за якою приймається рішення о рівні подібності зображень. Класичний алгоритм включає два етапи:

- визначення функції подібності.

— пошуку її екстремуму.

Повне співпадіння еталона із якою-небудь частиною зображення буває рідко через дію шумів та спотворень, що викликаються просторовою дискретизацією і квантуванням яскравості, а також внаслідок відсутності апіорної інформації відносно точної форми і структури об'єкту, що необхідно виявити. Саме тому використовується функція подібності, тобто міра, за допомогою якої приймається рішення о ступені подібності зображень. Алгоритми, що використовуються для зіставлення зображень, зазвичай включають операції обчислення функції подібності зображень і операції пошуку екстремуму такої функції.

У якості функції подібності приймається взаємна кореляційна функція, що є стандартним методом визначення відповідності двох послідовностей. У кореляторі відбувається визначення взаємно-кореляційної функції. Максимум функції знаходиться у тій області, де зображення співпадають найбільше.

У класичному методі визначення взаємної кореляційної функції поточного і еталонного зображень відбувається по формулі:

$$K(x_1, y_1) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} h(x, y)g(x + x_1, y + y_1), \quad (1.3)$$

де $g(x, y)$ — еталонне зображення; $h(x, y)$ — поточне зображення; $K(x_1, y_1)$ — взаємна кореляційна функція.

Значення (\hat{x}, \hat{y}) , при яких отримується глобальний максимум, береться в якості величин, що характеризують зміщення еталону вздовж осей координат:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \max \{K(x, y)\}. \quad (1.4)$$

Теоретичною підставою застосування кореляційного методу є його строга оптимальність для виявлення детермінованого сигналу у білому шумі із гаусівським розподілом яскравості.

До недоліків класичного алгоритму слід віднести [6]:

1. Великий об'єм обрахунків, оскільки обчислювальні функції взаємної кореляції проводяться при всіх можливих відносних зрушеннях оброблюваних зображень.

2. Функція кореляції може мати розмитий максимум, що ускладнює його пошук.

3. Шум на зображенні може приховати максимум кореляції.

4. Якщо необхідно виявлення об'єкту, то еталонний фрагмент не повинен містити елементи фону, щоб не трапилося прив'язки до фону.

Важливі недоліки кореляційних методів виявлення проявляються при наявності спотворень яскравості та особливо геометричних спотворень поточного зображення у порівнянні з еталонним. Зокрема, спостерігається швидке зменшення кореляційного зв'язку при так званих ракурсних спотвореннях, наприклад поворотах об'єкту. Наявність спотворень типу "warping" зазвичай уже не дозволяють використовувати кореляційні методи виявлення. У той самий час, для такого класу алгоритмів запропоновано значна кількість процедур, що дозволяють або підвищити їх працездатність, або значно прискорити процес пошуку.

Щоб зменшити похибку визначення екстремуму взаємної кореляційної функції у випадку коливання яскравості, можна використовувати нормовані функції, що мають вигляд:

$$R(x_1, y_1) = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} h(x, y) \cdot g(x + x_1, y + y_1)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} h^2(x, y)} \cdot \sqrt{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} g^2(x + x_1, y + y_1)}}. \quad (1.5)$$

Значення (\hat{x}, \hat{y}) визначаються за допомогою вирішального правила:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \max \{R(x, y)\}. \quad (1.6)$$

На основі розрахованого коефіцієнту кореляції $R(\hat{x}, \hat{y})$, також може перевірятися достовірність виявлення. Якщо виконується умова:

$$R(\hat{x}, \hat{y}) \geq R_{\min}, \quad (1.7)$$

то виявлення визнається достовірним.

Нормовані функції зменшують вплив різниці яскравості на точність визначення координат, але у цьому випадку збільшується складність та об'єм обчислень.

Можна поліпшити міру кореляції таким чином, щоб у ній враховувалися статистичні властивості зображень. Практично це зводиться до попередньої фільтрації зображень. Особливо часто застосовується декореляція елементів зображення або відбілювання, тобто обробка зображення, при якій енергія зображення дорівнює одиниці. Щоб побудувати класичний відбілюючий фільтр, необхідно обчислити власні вектори і власні значення кореляційних матриць, що вимагає великих обчислювальних витрат. Обчислення можна спростити, якщо зображення моделюються роздільним марковським процесом і відсутній шум, то фільтрація зводиться до згортки зображень з маскою виявлення перепадів, а в граничному випадку — з маскою оператора Лапласа. Таким чином, якщо зображення сильно корельовані, то зображення представляються в контурному вигляді і використовується бінарна кореляція.

Часто класичний алгоритм використовується для обробки зображень не в сигнальному просторі, а в просторі перетворень Фур'є:

$$K(x, y) = F^{-1} \{ H * (w_x, w_y) \cdot G(w_x, w_y) \}, \quad (1.8)$$

де F^{-1} — зворотнє перетворення Фур'є; $H(w_x, w_y)$ і $G(w_x, w_y)$ — перетворення Фур'є зображень $h(x, y)$ і $g(x, y)$; $*$ — символ комплексного спряження.

Це дає можливість застосувати для спектральних перетворень алгоритм швидкого перетворення Фур'є, що дозволяє зменшити витрати на обчислення.

У більш загальному випадку, виконується «взвішування» різницевої міри спектральних компонентів за допомогою функції взвішування $q(w_x, w_y)$:

$$K(x_1, y_1) = \sum_{w_x=0}^{N-1} \sum_{w_y=0}^{M-1} q(w_x, w_y) H * (w_x, w_y) \cdot G(w_x, w_y) \exp \left(j \frac{2\pi}{NM} (x_1 w_x + y_1 w_y) \right). \quad (1.9)$$

Точність локалізації визначається крутизною крос-спектральної функції поблизу екстремуму, а у граничному випадку — це дельта-функції. Щоб її отримати, функція взвішування має вигляд:

$$q(w_x, w_y) = \left| H * (w_x, w_y) \cdot G(w_x, w_y) \right|^{-1}. \quad (1.10)$$

Виявлювач з передавальною функцією такого вигляду представляє собою фазовий фільтр, тобто фільтр, що представляє фазову частину комплексного спектру без змін, а амплітудну складову спектру нормалізує. Алгоритм фазової кореляції, у порівнянні з класичним кореляційним алгоритмом, краще функціонує при наявності спотворень у вигляді вузькополосного шуму. Алгоритм фазової кореляції рекомендується застосовувати для обробки зображень, що отримані в різних умовах освітлення. Фазова кореляція є ще більш чутлива до геометричних спотворень.

Різницеві кореляційні алгоритми засновані на поелементному обрахунку різниці інтенсивності зображень. З точки зору затрат на обрахування, різницеві алгоритми мають перевагу перед класичним алгоритмом. Загальний вираз для різницевих алгоритмів має вигляд:

$$T(x_1, y_1) = \sum_x \sum_y |h(x, y) - g(x - x_1, y - y_1)|^p, \quad p = 0, 1, 2, \dots, \quad (1.11)$$

На практиці найчастіше використовуються наступні алгоритми:

$$M(x_1, y_1) = \sum_x \sum_y |h(x, y) - g(x - x_1, y - y_1)|; \quad (1.12)$$

$$E(x_1, y_1) = \sqrt{\sum_x \sum_y [h(x, y) - g(x - x_1, y - y_1)]^2}; \quad (1.13)$$

$$S(x_1, y_1) = \max_{x, y} |h(x, y) - g(x - x_1, y - y_1)|. \quad (1.14)$$

Міри подібності зображень (1.11)–(1.14) рівні нулю при їх повному зіставленні, однак реакція цих алгоритмів на різноманітні типи помилок неоднакова. За ознаками якості, (1.12), (1.13) алгоритми більш близькі до класичного кореляційного алгоритму.

При наявності геометричних спотворень існує оптимальний розмір еталонного зображення, що дозволяє мінімізувати ймовірність помилкової прив'язки. Оптимальний розмір еталона пропорційний ширині його автокореляційної функції і зменшується зі збільшенням геометричних спотворень. У загальному випадку, мінімізація ймовірності помилкової прив'язки проводиться за допомогою вибору не тільки розміру, але також форми і орієнтації еталонного зображення.

Зазвичай не можна передбачити з точністю до найдрібніших деталей зображення, що представляється для виявлення. Однак в будь-якому випадку існують елементи зображень, які можуть бути передбачені з великим ступенем вірогідності. Таким чином, одна з найбільш важливих проблем при розробці кореляційних систем і виборі алгоритму їх функціонування полягає в ідентифікації цих елементів для заданих типів зображень і датчиків.

В результаті аналізу відомої літератури встановлено, що на практиці найбільше поширення набув кореляційний алгоритм на основі нормованої взаємної кореляційної функції (1.5), який має низку переваг з точки зору застосування. Основна перевага — це нечутливість до відмінностей в загальній яскравості зображень. Також зручним з точки зору застосування є те, що ця функція приймає значення від -1 до 1 . Значення -1 означає, що поточне і еталонне зображення знаходяться в протифазі. При цьому для її визначення використовуються алгоритми обчислень в спектральній області за допомогою швидкого перетворення Фур'є.

Значні труднощі автоматичного супроводження системами відеоспостереження МБПЛА пов'язані із зміною форми об'єктів, оскільки об'єкт еволюціонує у процесі супроводження, тобто змінюється у масштабі, ракурсі, повороті. Кореляційний метод дозволяє подолати цю складність шляхом оновлення еталону, що використовується, із заданим періодом або по значенню коефіцієнту кореляції. Перезапис еталона для кореляційного супроводження відбувається на основі отриманого на поточному кадрі строба слідкування.

Завдання супроводження МБПЛА також ускладнюються наступними факторами умов спостереження. [82]:

- наявність складного неоднорідного фону;
- слабкі контрасти;
- слабе співвідношення сигнал-шум;

Серед існуючих алгоритмів супроводження об'єктів метод кореляційного пошуку в умовах нерівномірного фону вважається одним із найкращих. Цей метод може забезпечувати високі результати при супроводженні замаскованих об'єктів та об'єктів, що мають погану контрастність, оскільки алгоритм враховує не тільки характеристики кольору, а також форму і положення об'єкту.

Одною із головних вимог також є забезпечення реалізації алгоритмів обробки зображення у реальному часі. Можливість використання для обчислення взаємних кореляційних функцій швидких цифрових алгоритмів спектральних перетворень забезпечує можливість практичної реалізації кореляційного алгоритму на сучасній елементній базі.

1.5 Аналіз методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта

Доповнення кореляційних алгоритмів стеження алгоритмом калманівської фільтрації дозволяє оцінювати параметри руху об'єкту і забезпечувати більш точне прогнозування його положення на поточному кадрі. Крім того, оскільки при роботі фільтру визначаються також дисперсії похибок прогнозу положення об'єкта, виникає можливість оптимізації розмірів області її пошуку на поточному зображенні.

Фільтр Калмана також використовується для оцінювання параметрів руху об'єкта за даними радіолокаційних систем, у тому числі і далекоміру [97].

Фільтр Калмана був вперше запропонований як розв'язок проблеми оцінки внутрішніх станів лінійних динамічних систем. Оригінальне формулювання Рудольфа Калмана припускає, що динаміка системи та моделі

спостережень є лінійними, а шум, що впливає на систему та спостереження, має гаусівський розподіл. За цих умов фільтр Калмана надає оптимальну оцінку у сенсі мінімізації середньоквадратичної помилки оцінки.

Алгоритм фільтра Калмана працює через рекурсивний цикл з двох кроків: прогнозування та оновлення. На кроці прогнозування поточний стан системи проєктується в часі на основі відомої моделі, надаючи оцінку майбутнього стану системи. На кроці оновлення прогнозований стан коригується за допомогою останнього вимірювання. Ця рекурсивна природа робить фільтр Калмана обчислювально ефективним, оскільки не вимагає зберігання всіх попередніх вимірювань, лише оцінки поточного стану та кореляційної матриці помилки оцінки[98].

Основними перевагами фільтра Калмана [99] є:

1. Фільтр є рекурентний, зручний для реалізації на цифрових обчислювальних пристроях, алгоритм обчислення оцінки стану динамічної системи при повністю відомій її моделі.
2. Оцінка вектору параметрів руху є лінійною за спостереженням.
3. Розраховуються кореляційні матриці прогнозу і оцінки параметрів руху об'єкта.
4. Фільтр Калмана мінімізує СКВ помилки фільтрації не тільки в сталому режимі, але і в ході перехідного процесу.

У монографії [100] виконано аналіз можливостей практичної реалізації лінійного фільтра Калмана і показано, що для цього не потрібно значних обчислювальних витрат.

Однак разом із зазначеними перевагами, фільтру Калмана притаманний і серйозний недолік, який отримав назву розбіжність, що проявляється в значному перевищенні дисперсії або математичного очікування фактичних помилок оцінювання відносно дисперсії помилок оцінювання, розрахованих фільтром [100]. Основними причинами розбіжності є: неточність задачі моделей процесу, що підлягають фільтрації, і спостереження, лінеаризація рівнянь, відсутність повної інформації про реальну фізичну задачу, а також всякого роду

спрощення, що дозволяють описати задачу математично. Розбіжність можуть викликати також помилки округлення, обумовлені цифровою реалізацією алгоритмів оцінювання.

Як зазначалося в підрозділі 1.1, сучасні МБПЛА є швидкісними об'єктами, які можуть виконувати рух з різними видами маневрів, що для спостерігача є невідомими. При відсутності повної апіорної інформації про модель руху об'єкта та рівняння спостереження, алгоритми траєкторної фільтрації на основі фільтра Калмана часто є розбіжними.

Маневром будемо вважати зміну динаміки руху повітряного об'єкту (МБПЛА), що обумовлено зміною параметрів його руху, таких як швидкість, напрямок, прискорення. Відповідно, маневри умовно поділити за швидкістю зміни параметрів на повільні та різкі, а також за складністю на складні та прості. Під простими маневрами розуміється зміна одного з параметрів руху, складні ж маневри передбачають зміну кількох параметрів одночасно. У відповідності до поведінкових особливостей МБПЛА, також можна виділити різні види маневрів, що застосовуються для літальних апаратів, наприклад, завищення, розворот, поворот, скидання швидкостей, баражування, тощо. Моделі руху, що описують маневри, є основою для побудови адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху об'єкта.

На поточний час розроблено низку алгоритмів оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта. Розглянемо методи оцінювання стану, які дозволяють розробити алгоритми оцінювання, що забезпечують адаптацію до певних типів невизначеностей. Їх базову класифікацію яких наведено на рис. 1.20.

Сучасні методи адаптивного оцінювання базуються на представленні моделей руху об'єкта у вигляді дискретних динамічних стохастичних систем. Одним із типів невизначеностей, що розглядаються, є невідомі вхідні збурження динамічної системи, які характерні для маневруючих об'єктів. Інший тип — це невизначеність параметрів або структури динамічної системи, що мають дискретну множину значень. Подальший детальний опис вищезазначених методів наведено на основі праці [101].



Рисунок 1.20 — Класифікація адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта

Лінійна модель маневруючого об'єкта описуються рівнянням

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}(k, k-1)\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{B}(k-1)\mathbf{u}_c(k-1) + \mathbf{G}(k)\boldsymbol{\omega}(k), \quad (1.15)$$

де $\mathbf{x}(k)$ — вектор стану динамічної системи; $\boldsymbol{\omega}(k)$ — шум збудження динамічної системи, який є гаусівським випадковим процесом з відомими характеристиками; $\mathbf{u}_c(k)$ — вхідний сигнал управління об'єктом, який є невідомим; $\mathbf{F}(k, k-1)$, $\mathbf{B}(k)$, $\mathbf{G}(k)$ — відомі матриці.

Методи, які можна застосувати при використанні моделі (1.15), поділяються на дві широкі категорії: невідомий вхід $\mathbf{u}_c(k)$ моделюється як випадковий процес або невідомий вхід $\mathbf{u}_c(k)$ оцінюється в режимі реального часу.

Для представлення сигналу управління $\mathbf{u}_c(k)$ як випадкового процесу найбільш широко використовуються: дискретний білий шум і корельований шум. Зазначимо, що підхід до обробки невідомого входу як випадкового процесу зводиться до його трактування як додаткового шуму, що може вимагати розширення стану системи.

Маневри за своєю природою мають різну інтенсивність у різні моменти часу. Один зі способів урахування цього — коригування потужності шуму. Один з варіантів — безперервне регулювання потужності шуму. Інший варіант — використання декількох дискретних рівнів потужності шуму у моделі, при цьому рівень шуму змінюється відповідно до певного правила [101].

При використанні корельованого шуму для моделювання маневрів підхід полягає у «вибілюванні» шуму та розширенні стану системи підсистемою вибілювання. Методи коригування рівня шуму можна застосовувати до розширеної системи, що керується білим шумом.

При застосуванні підходу з безперервним коригування рівня шуму маневр може бути виявлений шляхом аналізу нормалізованих нев'язок. Якщо вони перевищують порогове значення, то можна припустити, що об'єкт відхилився від свого попереднього типу руху. Тоді можна використати коригувальний коефіцієнт для збільшення рівня шуму моделі таким чином, щоб модифікована коваріація прогнозу була достатньо великою, і нормалізовані нев'язки залишалися нижче встановленого порогу.

Альтернативний підхід передбачає припущення про наявність кількох рівнів шуму моделі процесу. У цьому випадку в будь-який момент часу єдиний фільтр працює з поточним рівнем шуму. Перехід між рівнями шуму здійснюється за простою схемою перемикавання з поточного рівня на вищий або нижчий. Нормалізовані нев'язки контролюються шляхом розрахунку їх середнього значення на ковзному вікні. Це середнє значення порівнюється з порогом, обчисленим на основі розподілу χ^2 -квадрат. Якщо цей поріг перевищено, фільтр переходить на вищий рівень шуму моделі процесу.

Методи, що базуються на моделюванні маневрів як випадкових процесів, є наближеннями, оскільки маневри, загалом, не є стохастичними процесами. Проте такі підходи прості та можуть бути досить ефективними.

Другий підхід — оцінка сигналу управління. Він реалізується за припущення, що вхідний сигнал управління $u_c(k)$ залишається сталим протягом певного періоду часу. Оцінювання можна здійснити на основі критерію найменших квадратів. Отриманий результат може бути використаний для корекції оцінки вектору стану динамічної системи. Інший підхід полягає в розширенні вектору стану системи і включенні в нього сигналу управління в якості додаткового компонента.

Найбільш простий метод полягає в використанні двох фільтрів Калмана, що побудовані на моделі неманевруючого об'єкту та моделі об'єкту з відомим вектором управління $\mathbf{u}_c(k)$. На основі нормованих нев'язок першого фільтра Калмана необхідно: виявити вхідний вплив $\mathbf{u}_c(k)$, оцінити його та використати в другому фільтрі Калмана. Виявлення і оцінювання управління u виконується у ковзному вікні, що містить останні s вимірювань. Протягом цього інтервалу часу вхідний вплив u вважається сталим. Оцінювання моменту початку маневру відбувається за критерієм максимальної правдоподібності. Це вимагає паралельного запуску декількох алгоритмів. Кожен алгоритм обчислює функцію правдоподібності для припущеного часу початку маневру. Очевидно, що цей підхід є доволі ресурсоємним.

В методі зі змінним розміром простору станів маневр об'єкта розглядається як складова вектору стану моделі руху, а не як шум. У відсутності маневрів фільтр працює, використовуючи модель руху без маневру. Як тільки маневр виявлено, до вектору стану додаються нові компоненти — тому цей метод називається підходом зі змінним розміром простору станів (Variable State Dimension — VSD).

Величина виявленого маневру використовується для оцінки додаткових компонентів стану, після чого коригуються інші компоненти стану. Подальше відстеження здійснюється з використанням моделі з розширеним вектором стану, доки приймається рішення про повернення до квазістаціонарної моделі. Маневр вважається виявленим, коли середнє значення нормалізованих нев'язок перевищує порогове значення. Маневр вважається завершеним, коли оцінки додаткових компонентів стану (прискорень) стають статистично незначущими.

Найбільше використовуються дві основні моделі — модель (майже) сталої швидкості для квазістаціонарного стану та модель (майже) сталого прискорення для маневрового стану. Використання нижчого порядку моделі у квазістаціонарному режимі та моделі вищого порядку в маневровому режимі

дозволяє досягти хороших характеристик стеження в обох випадках. Наприклад, якщо об'єкт не має прискорення, використання третього порядку моделі збільшує похибки оцінки як для положення, так і для швидкості.

На практиці, недоліком розглянутих вище підходів є нездатність утримати пікову похибку оцінки положення (під час маневру) нижче похибки вимірювання положення.

Іншим підходом до вирішення задач адаптивної фільтрації є, так звані, алгоритми множинних моделей (Multiple Model — MM) [102]. Ці алгоритми припускають, що об'єкт поводить відповідно до однієї з кінцевого числа моделей, тобто перебуває в одному з декількох режимів роботи. Моделі можуть відрізнятися рівнями шуму або своєю структурою — також можуть враховуватися різні розміри стану та невідомі вхідні сигнали.

Статичний MM-алгоритм передбачає, що модель, якій підпорядковується об'єкт, залишається незмінною протягом усього процесу оцінювання. Це приводить до статичного оцінювача з множинними моделями. Попри те, що активна модель залишається фіксованою, алгоритми, що будуються на інших моделях також вносять внесок в результуючу оцінку вектора стану.

Найбільшого поширення отримали динамічні MM-алгоритми, засновані на множинній моделі руху об'єкта з перемиканням моделей. Таку модель об'єкту можна представити у вигляді стохастичної динамічної системи з випадковою структурою. Параметри або структура такої динамічних систем, відомі з точністю до набору гіпотез, змінюються стрибком в випадкові моменти часу за законами марківського ланцюга [103, 104].

Розглянемо особливості методів адаптивного оцінювання на прикладі загальної моделі об'єкта у вигляді дискретної нелінійної стохастичної динамічної системи з випадковою структурою:

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{F}(\mathbf{u}(k-1), a_j(k)) + \mathbf{G}(a_j(k))\boldsymbol{\omega}(k); \quad (1.16)$$

$$\mathbf{u}^v(k) = \mathbf{h}(\mathbf{u}(k), a_j(k)) + \mathbf{C}(a_j(k))\mathbf{v}(k), \quad (1.17)$$

де $\mathbf{u}(k)$ — вектор стану динамічної системи; $\boldsymbol{\omega}(k)$ — вектор некорельованої гаусівської послідовності $N(0, \mathbf{Q}(k))$; $\mathbf{u}^v(k)$ — вектор спостереження; $\mathbf{v}(k)$ — вектор некорельованої гаусівської послідовності $N(0, \mathbf{R}(k))$; $\mathbf{F}(\mathbf{u}(k-1), a_j(k))$, $\mathbf{h}(\mathbf{u}(k), a_j(k))$, $j = \overline{1, M}$ — векторнозначні функції; $\mathbf{G}(a_j(k))$, $\mathbf{C}(a_j(k))$, $j = \overline{1, M}$ — відомі матриці; M — число структур динамічної системи; $\mathbf{u}(0)$ — початковий вектор стану динамічної системи.

Випадкову величину $a_j(k)$ прийнято називати змінною перемикування [160]. Представимо змінну перемикування $a_j(k)$ у вигляді марківського ланцюга з матрицею ймовірностей переходів $\Pi_{ij}(k, k-1)$ і початковими ймовірностями $p_i(0)$, $i, j = \overline{1, M}$, відповідно.

Рівняння стану (1.16) характеризує динаміку системи, а рівняння спостереження (1.17) описує механізм утворення даних, доступних спостереженню. В них використовується одна й та ж змінна перемикування $a_j(k)$ для спрощення математичних викладок.

Для вирішення задачі оцінювання вектора стану $\mathbf{u}(k)$ застосовується байєсівський метод адаптивного оцінювання [105, 106]. Байєсівське рішення задачі адаптивного оцінювання полягає в знаходженні апостеріорної щільності ймовірності $W(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}(k) / \Xi(k))$ вектора, що оцінюється $\mathbf{u}(k)$ за отриманою послідовністю вимірювань $\Xi(k) = \mathbf{u}^v(1), \dots, \mathbf{u}^v(k)$. За допомогою цієї щільності ймовірності вдається отримати оптимальні оцінки для будь-яких розумних функцій втрат.

Для синтезу оптимального алгоритму оцінювання до розгляду вводиться множина $\Omega(k)$ всіх можливих послідовностей значень $I_s(k) = a_1(0), \dots, a_j(k)$, прийнятих змінною перемикування $a_j(k)$, на інтервалі $0, \dots, k$, яке містить M^{k+1} елементів. Рівняння для апостеріорної щільності ймовірності вектора стану $W(\mathbf{u}(k))$ може бути записано у вигляді

$$W(\mathbf{u}(k)) = \sum_{I_s(k) \in \Omega(k)} W_{I_s(k)}(\mathbf{u}(k)) W_{I_s(k)}(k), \quad (1.18)$$

де $W_{I_s(k)}(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}(k) / I_s(k), \Xi(k))$ — умовна апостеріорна щільності ймовірності вектора стану за умови $I_s(k)$; $W_{I_s(k)}(k) = P(I_s(k) / \Xi(k))$ — апостеріорна ймовірність послідовності $I_s(k)$.

Додовання у формулі (1.18) проводиться за всіма послідовностями множини $\Omega(k)$.

Алгоритм обчислення умовної апостеріорної щільності ймовірності $W_{I_s(k)}(\mathbf{u}(k))$ може бути записаний у вигляді [100]:

$$W_{I_s(k)}^*(\mathbf{u}(k)) = \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k)) W_{I_r(k-1)}(\mathbf{u}(k-1)) d\mathbf{u}(k-1); \quad (1.19)$$

$$W_{I_s(k)}(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}^\nu(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)) W_{I_s(k)}^*(\mathbf{u}(k)) / P(\xi(k) / I_s(k), \Xi(k-1)), \quad (1.20)$$

де $W_{I_s(k)}^*(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}(k) / I_s(k), \Xi(k-1))$ — умовна екстрапольована щільність ймовірності вектора $\mathbf{u}(k)$, за умови $I_s(k)$; $P(\mathbf{u}^\nu(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k))$ — однокрокова функція правдоподібності, що визначається на підставі рівняння (1.17); $\Pi(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k))$ — умовна щільність ймовірності, яка визначається на підставі рівняння (1.16); $P(\mathbf{u}^\nu(k) / I_s(k), \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, що визначається за допомогою рівняння

$$P(\mathbf{u}^\nu(k) / I_s(k), \Xi(k-1)) = \int_{-\infty}^{\infty} P(\xi(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)) W_{I_s(k)}^*(\mathbf{u}(k)) d\mathbf{u}(k).$$

Рівняння для обчислення екстрапольованих $W_{I_s(k)}^*(k) = P(I_s(k) / \Xi(k-1))$ і апостеріорних $W_{I_s(k)}(k)$ ймовірностей послідовностей $I_s(k)$, $s = \overline{1, M^{k+1}}$ мають вид

$$W_{I_s(k)}^*(k) = \Pi_{ij}(k, k-1) W_{I_r(k-1)}(k-1); \quad (1.21)$$

$$W_{I_s(k)}(k) = P(\mathbf{u}^v(k) / I_s(k), \Xi(k-1)) W_{I_s(k)}^*(k) / P(\mathbf{u}^v(k) / \Xi(k-1)), \quad (1.22)$$

де $P(\mathbf{u}^v(k) / \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, що визначається за формулою

$$P(\mathbf{u}^v(k) / \Xi(k-1)) = \sum_{I_s(k) \in \Omega(k)} P(\mathbf{u}^v(k) / I_s(k), \Xi(k-1)) W_{I_s(k)}^*(k).$$

Оптимальний алгоритм оцінювання (1.18)–(1.22) є нелінійним, і являє собою оптимальні рішення задачі спільної прямої інтерполяції змінної перемикавання $a_j(k)$ на інтервалі спостереження $0, \dots, k$ і фільтрації процесу з випадковою структурою $\mathbf{u}(k)$.

З виразу (1.18) випливає, що апостеріорної щільності ймовірності вектора стану $W(\mathbf{u}(k))$ знаходиться як зважена сума умовних щільностей ймовірності $W_{I_s(k)}(\mathbf{u}(k))$. Ваги оцінок дорівнюють умовним апостеріорним ймовірностям $W_{I_s(k)}(k)$. На кожному кроці k загальне число можливих послідовностей значень змінної перемикавання зростає в M разів. Тому навіть при помірних k оптимальний алгоритм не можливо реалізувати. Такі оптимальні пристрої отримали назву фільтрів зі зростаючим числом каналів.

На рис. 1.21 показана структурна схема оптимального пристрою зі зростаючим числом каналів на інтервалі $k=0, \dots, 2$ при $M=3$ [100]. У блоках прогнозу БП обчислюються екстрапольовані розподіли $W_{I_s(k)}^*(\mathbf{u}(k))$, $W_{I_s(k)}^*(k)$, а в блоках фільтрації БФ виконується їх корекція на основі спостереження $\xi(k)$ і визначаються апостеріорні розподіли $W_{I_s(k)}(\mathbf{u}(k))$, $W_{I_s(k)}(k)$. При переході на наступний крок розмірність множини $\Omega(k)$ зростає в M разів, а отже, в те ж саме число разів збільшується число фільтрів, необхідних для обчислення умовних апостеріорних розподілів, і обсяг пам'яті, необхідний для зберігання результатів обчислень.

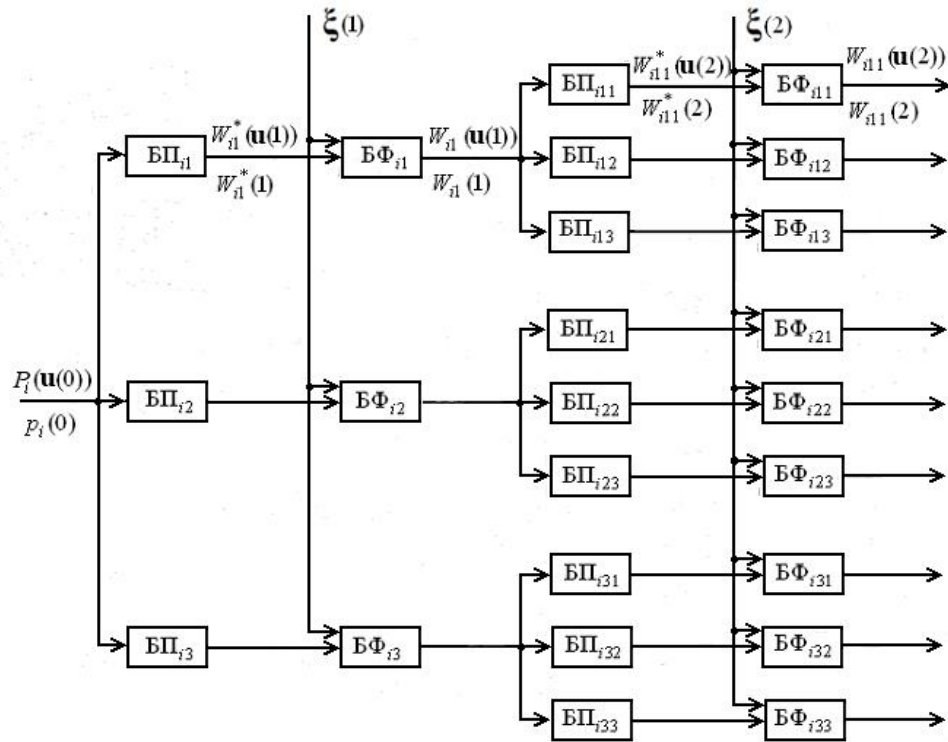


Рисунок 1.21 — Оптимальний пристрій зі зростаючим числом каналів на інтервалі $k=0, \dots, 2$ при $M=3$

Для подолання обчислювальних труднощів отримано значну кількість різних квазіоптимальних алгоритмів оцінювання. Синтез квазіоптимальних алгоритмів оцінювання заснований на різних апроксимаціях апостеріорної щільності ймовірності $W(u(k))$. Найбільш широко використовується уявлення апостеріорної щільності ймовірності $W(u(k))$ у вигляді суми гаусівських щільностей, для обчислення моментів яких застосовуються узагальнені фільтри Калмана. До числа таких алгоритмів відносяться псевдобайєсівські алгоритми з пам'яттю на Δ кроків [101, 107], в яких при розрахунках розглядаються послідовності змінних перемикання тільки на інтервалі $k - \Delta, \dots, k$. Для реалізації псевдобайєсівських алгоритмів використовується $M^{\Delta+1}$ фільтрів Калмана, що все ж вимагає значних обчислювальних затрат. Синтез квазіоптимальних алгоритмів можна здійснити також, обмежуючи число розглянутих послідовностей значень змінної перемикання за допомогою відкидання найменш ймовірних послідовностей.

Необхідно відмітити, що байєсівський підхід дозволяє вирішувати завдання оцінювання процесів, в моделях яких випадкову структуру має не тільки рівняння стану, а і рівняння спостереження. Така задача виникає при наявності аномальних, хибних вимірювань та пропусків сигналів.

Однак в цілому байєсівський метод адаптивного оцінювання призводить до багатоканальних фільтрів з числом каналів оптимального пристрою, що експоненціально зростає і які практично неможливо реалізувати. Квзіоптимальні псевдобайєсівські адаптивні алгоритми отримують шляхом обмеження пам'яті на ковзному інтервалі заданої довжини, але ж вони також вимагають значних обчислювальних витрат.

З метою подолання зазначених труднощів для вирішення завдання фільтрації процесів з випадковою структурою, в роботах [108–110] запропоновано використовувати апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі, адекватний цифровим обчислювальним пристроям. До зростання числа каналів в оптимальному пристрої при застосуванні байєсівського підходу призводить відсутність марківської властивості у процесу з випадковою структурою $\mathbf{u}(k)$. Однак ці труднощі можна обійти при синтезі оптимального алгоритму оцінювання змішаного марківського процесу $(\mathbf{u}(k), a_j(k))$, що володіє марківською властивістю. При цьому оптимальний алгоритм оцінювання безперервного компонента $\mathbf{u}(k)$ буде частиною алгоритму спільного оцінювання змішаного марківського процесу $(\mathbf{u}(k), a_j(k))$.

1.6 Постановка задачі дослідження

Виходячи з проведеного аналізу актуальною **науковою задачею** є розробка методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра, що забезпечують підвищення точності визначення його місцеположення і не вимагають значних обчислювальних витрат.

Об'єктом дослідження є визначення місцеположення БПЛА за даними відеокамери та далекоміра.

Предметом дослідження виступають методи адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкту за даними відеокамери та далекоміра.

Метою дослідження є підвищення точності визначення місцеположення маневруючого малорозмірного БПЛА шляхом розробки методів адаптивного оцінювання параметрів його руху за даними відеокамери та далекоміра, які не вимагають значних обчислювальних витрат.

Згідно з метою роботи основними **завданнями** дослідження є:

1. Виконати аналіз існуючих систем відеоспостереження і далекомірів, а також методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта.
2. Розробити метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку.
3. Модифікувати метод адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними далекоміру за рахунок фіксування коефіцієнтів підсилення каналів фільтру.
4. Розробити метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань.
5. Проаналізувати ефективність отриманих квазіоптимальних алгоритмів оцінювання параметрів руху МБПЛА шляхом статистичного моделювання на ЕОМ.
6. Розробити пропозиції щодо побудови комплексу стеження за МБПЛА з використанням відеокамери і далекоміру.

Висновки до розділу 1

1. На теперішній час використання БПЛА охопило велику кількість сфер різноманітної діяльності. У зв'язку з активним поширенням БПЛА різних типів на всесвітньому ринку, питання регулювання, контролю та спостереження

за даними об'єктами є вкрай актуальними та важливими. Задля забезпечення контролю, безпеки та управління повітряним простором існує гостра необхідність у створенні нових та модернізації вже існуючих систем моніторингу та спостереження за обстановкою. Окремим питанням в цьому завданні є оптимізація та покращення методів виявлення та стеження за повітряними об'єктами з урахуванням особливостей їх будови і поведінки з використанням доступних та поширених пристроїв, на кшталт відеокамер та далекомірів.

2. Результатом аналізу сучасних систем відеоспостереження зацентровано увагу на новітніх ІР відеосистемах, на основі яких поставлено вимоги для реалізації системи стеження за МБПЛА. Відмічено роль оператора в системах відеоспостереження, як важливий компонент системи, що покращує її надійність та ефективність у цілому. Частково висвітлено додатковий функціонал, який сучасні ІР камери мають за замовчуванням, що може покращити ефективність виявлення МБПЛА. Розглянуто особливості вузькопольних та широкопольних систем відеоспостереження, на основі яких будуються відповідно детальне та панорамне зображення сцени як зон огляду системи стеження за МБПЛА.

3. В процесі огляду потенційних можливостей та особливостей роботи лазерних далекомірів та FMCW радарів з міркувань простоти системи та економічної доцільності було вибрано використання лазерного далекоміра, як основного пристрою визначення дальності до об'єкту. Попри це, використання FMCW радарів також є обґрунтованим з оглядом на отримання додаткової інформації про об'єкт, а саме — вимірювання швидкості руху об'єкту, та додаткової можливості його ідентифікації на основі ефекту мікро-доплера.

4. Детальний аналіз методів виявлення та супроводження об'єктів на послідовності кадрів системи відеоспостереження показав переваги та недоліки кожного методу виявлення та відслідковування об'єктів. Обрано кореляційний метод стеження. Він дозволяє забезпечити близькі до потенційно досяжних характеристики виявлення об'єкта і вимірювання його координат на фоні некорельованих гаусівських завад при відсутності геометричних спотворень

еталону. Але ж в існуючих алгоритмах кореляційного стеження не враховуються різні типи руху об'єкта.

5. У підсумку розглянуто методи адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта. Оглянуто метод фільтрації Калмана, його модифікації, що можуть бути застосовані в різних випадках. Окремо окреслені методи адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого об'єкта. Показані особливості функціонування основних методів, надано їх загальну класифікацію та окреслене перспективні моделі. Результатом дослідження проведеного у першому розділі є вихід на задачу розробки оптимальних та квазіоптимальних алгоритмів (таких, що можуть бути практично реалізовані на практиці) адаптивної фільтрації параметрів руху маневруючого об'єкта. Дані алгоритми здатні розпізнавати типи маневрів, а отже більш точно описувати параметри руху об'єктів у реальних польових умовах.

6. Байєсівський метод адаптивного оцінювання процесів з випадковою структурою в дискретному часі призводить до фільтрів зі зростаючим числом каналів, які практично не можливо реалізувати, і не дозволяє отримати рекурентні оптимальні алгоритми оцінювання таких процесів. Математичний апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі дозволяє синтезувати рекурентні оптимальні і квазіоптимальні алгоритми оцінювання процесів з випадковою структурою, а отримані при цьому фільтри відносяться до класу пристроїв зі зворотніми зв'язками між каналами. Тому для вирішення задачі оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даним камери та далекоміра доцільно застосувати математичний апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі.

7. Актуальною **науковою задачею** є розробка методів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери та далекоміра, що забезпечують підвищення точності визначення його місцеположення і не вимагають значних обчислювальних витрат.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ АДАПТИВНОГО ОЦІНЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ МБПЛА ЗА ДАНИМИМ ВІДЕОКАМЕРИ

2.1 Обґрунтування математичної моделі руху маневруючого МБПЛА на послідовності кадрів

Перед тим, як перейти до синтезу алгоритмів оцінювання параметрів руху МБПЛА, необхідно розглянути особливості процесу формування його траєкторії на послідовності кадрів на основі траєкторії руху в тривимірному просторі. Це доцільно при побудові траєкторії МБПЛА як точкової, так і розподіленої цілі, оскільки розподілений об'єкт спостереження в кадрі представляється у вигляді прямокутної області, в яку вписується МБПЛА. Координати центра прямокутника розглядаються як геометричний центр об'єкта. Тому траєкторія руху МБПЛА визначається координатами центра прямокутної області. Моделювання руху геометричного центру МБПЛА в тривимірному просторі з подальшим проектуванням просторових координат в площину відеокadrів також дозволить отримати адекватні траєкторії руху на послідовності кадрів.

Як правило, відстань між відеокамерою та БПЛА значно перевищує фокусну відстань f оптичної системи. Тому будемо використовувати проективну модель відеокамери [111, 112], в якій проектування зображення тривимірного об'єкта у фокальну площину (площину зображення) виконується через оптичний центр.

На рис.2.1 задана точка P , яка характеризує геометричний центр БПЛА в тривимірному просторі, а також координати пікселя її проекції на кадр.

Використовуються три системи координат:

1. місцева система координат $X_w Y_w Z_w$;
2. система координат камери $X_c Y_c Z_c$;
3. піксельна система координат матриці камери XM .

Проекція точки P на площину зображення системи координат камери визначається зовнішніми і внутрішніми параметрами [111, 112]. Зовнішні

параметри представляють положення камери в тривимірній сцені та визначають перетворення від місцевої системи координат до системи координат камери. Внутрішні параметри представляють собою оптичний центр і фокусну відстань камери, завдяки яким виконується проєктивне перетворення від координат в просторі до зображення в піксельному уявленні.

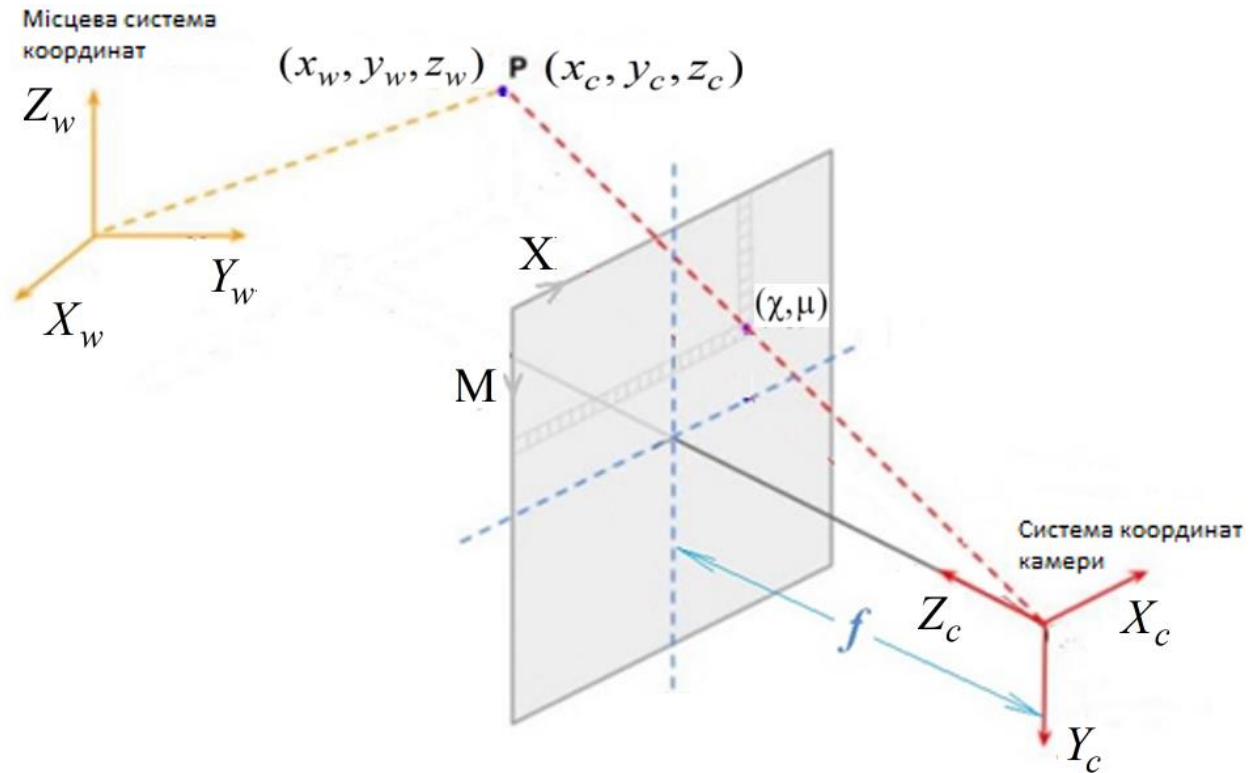


Рисунок 2.1 — Проекція точки P на матрицю камери.

Отже, на першому етапі відбувається моделювання траєкторії руху БПЛА в місцевій системі координат. Модель руху БПЛА описується стохастичною динамічною системою з випадковою структурою, а саме:

$$\mathbf{u}_w(k) = \mathbf{F}_j \mathbf{u}_w(k-1) + \mathbf{G}_j \boldsymbol{\omega}_w(k), \quad j = \overline{1, M}, \quad (2.1)$$

яка враховує три основних види руху $M = 3$: зависання $j = 1$, майже рівномірний рух $j = 2$, рух з маневром $j = 3$. Вектор стану $\mathbf{u}_w^T(k) = (x_w(k), \dot{x}_w(k), \ddot{x}_w(k), y_w(k), \dot{y}_w(k), \ddot{y}_w(k), z_w(k), \dot{z}_w(k), \ddot{z}_w(k))$ включає координати положення, швидкості і прискорення по осях місцевої СК.

Матриці, що входять в модель руху (5.1) мають вид

$$\mathbf{F}_j(k, k-1) = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_j^b & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_j^b & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{F}_j^b \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_j(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_j^b & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_j^b & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{G}_j^b \end{bmatrix}, \quad (2.2)$$

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

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_1^b &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_2^b = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_3^b = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{G}_1^b &= \begin{bmatrix} a_{1w} \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_2^b = \begin{bmatrix} \frac{a_{2w} \cdot T^2}{2} \\ a_{2w} \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_3^b = \begin{bmatrix} \frac{a_{3w} \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_{3w} \cdot T^2}{2} \\ a_{3w} \cdot T \end{bmatrix}; \end{aligned} \quad (2.3)$$

a_{1w}, a_{2w}, a_{3w} — СКВ випадкових флуктуацій швидкості, прискорення і швидкості зміни прискорення БПЛА для першого, другого і третього типів руху, відповідно.

На другому етапі відбувається перерахунок координат точки Р з місцевої системи координат в систему координат камери по формулі [111, 112]:

$$\mathbf{x}_c = \mathbf{B}\mathbf{x}_w, \quad (2.4)$$

де $\mathbf{x}_c = (x_c, y_c, z_c, 1)^T$ — координати точки Р в системі координат камери; $\mathbf{x}_w = (x_w, y_w, z_w, 1)$ — координати точки Р в місцевій системі координат; \mathbf{B} — матриця, яка описує поворот і зміщення системи координат камери відносно місцевої системи координат і має вигляд

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \cos \alpha \cdot \cos \gamma + \sin \alpha \cdot \sin \beta \cdot \sin \gamma & \cos \beta \cdot \sin \gamma & -\sin \alpha \cdot \cos \gamma + \cos \alpha \cdot \sin \beta \cdot \sin \gamma & -n \cdot \cos \alpha \cdot \cos \gamma - p \cdot \cos \beta \cdot \sin \gamma \\ -\cos \alpha \cdot \sin \gamma + \sin \alpha \cdot \sin \beta \cdot \cos \gamma & -\cos \beta \cdot \cos \gamma & -\sin \alpha \cdot \sin \gamma - \cos \alpha \cdot \sin \beta \cdot \cos \gamma & -n \cdot \cos \alpha \cdot \sin \gamma + p \cdot \cos \beta \cdot \cos \gamma \\ \sin \alpha \cdot \cos \beta & \sin \beta & -\cos \alpha \cdot \cos \beta & p \cdot \sin \beta + h \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.5)$$

де γ — кут повороту відносно осі Z_w ; β — кут повороту відносно осі X_w ; α — кут повороту відносно осі Y_w ; h — зсув вздовж осі Z_w ; p — зсув вздовж осі Y_w ; n — зсув вздовж осі X_w .

На третьому етапі після визначення координат точки Р в системі координат камери, розраховуються координати проекції точки Р в піксельній системі координат матриці камери, яка визначає координати точки в піксельних одиницях вимірювання.

Початок піксельній системі координат з'єднаний з верхнім лівим пікселем зображення рис. 2.1. Координати центрального пікселя (c_x, c_y) (оптичний центр) знаходяться на перетині головної оптичної осі об'єктива з матрицею камери. Вони також як і координати будь якої іншої точки на зображенні визначаються в пікселях — округлюються з точністю до пікселя.

Координати проекції точки Р в піксельних одиницях виміру розраховуються по формулі:

$$\begin{bmatrix} \chi \\ \mu \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f/\Delta\chi & 0 & c_x \\ 0 & f/\Delta\mu & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c/z_c \\ y_c/z_c \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (2.6)$$

де $\Delta\chi$, $\Delta\mu$ — розміри комірки матриці (масштаби) по осях Х і М відповідно; f — фокусна відстань.

Розроблена методика розрахунку траєкторії руху МБПЛА на послідовності кадрів не вимагає значних обчислювальних витрат.

В результаті моделювання проєкції траєкторій руху БПЛА в фокальній площині відеокамери з використанням методу скінчених різниць також можуть бути розраховані швидкості і прискорення руху БПЛА по осях системи координат матриці камери по формулам

$$\dot{\chi}(k) = \frac{\chi(k) - \chi(k-1)}{T}, \quad \dot{\mu}(k) = \frac{\mu(k) - \mu(k-1)}{T}; \quad (2.7)$$

$$\ddot{\chi}(k) = \frac{\chi(k+1) - 2\chi(k) + \chi(k-1)}{2T}, \quad \ddot{\mu}(k) = \frac{\mu(k+1) - 2\mu(k) + \mu(k-1)}{2T}. \quad (2.8)$$

На рис. 2.2 показані параметри руху маневруючого БПЛА по осям X_c, Y_c СК камери. На рис. 2.3 показані параметри руху маневруючого БПЛА по осям U, V СК кадра.

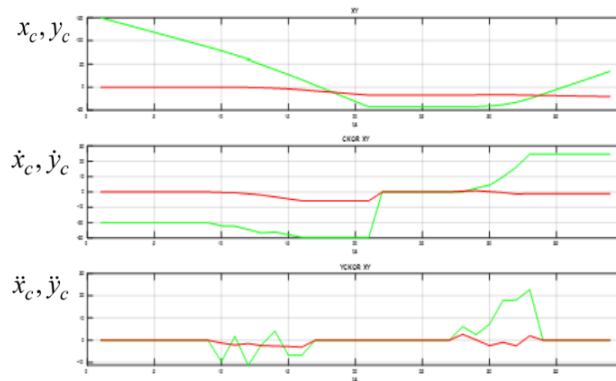


Рисунок 2.2 — Параметри руху маневруючого БПЛА по осям X_c, Y_c СК камери.

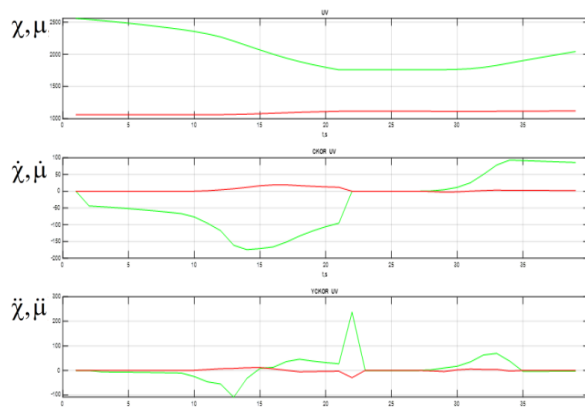


Рисунок 2.3 — Параметри руху маневруючого БПЛА по осям U, V СК кадра.

По значенням параметрів руху МБПЛА в системі координат матриці камери можна виділити ділянки траєкторії, що відповідають зависанню, майже рівномірному руху, руху з маневром. Знання реальних значень прискорення руху БПЛА по осях X, M СК матриці, дозволяє адекватно визначити характеристики шумів збудження для моделей, що описують різні типи руху.

Розглянута методика моделювання дозволяє адекватно визначити характеристики маневру в системі координат матриці камери шляхом моделювання траєкторії руху МБПЛА в місцевій СК або СК камери.

Таким чином, для опису траєкторії МБПЛА в СК матриці камери також може бути використана стохастична динамічна модель з випадковою структурою [100, 113]. Вона має вигляд

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{F}_j \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{G}_j \boldsymbol{\omega}(k), \quad j = \overline{1, M}, \quad (2.9)$$

і включає в себе три види руху $M = 3$: зависання $j = 1$, майже рівномірний рух $j = 2$, рух з маневром $j = 3$; $\mathbf{u}^T(k) = (\chi(k), \dot{\chi}(k), \ddot{\chi}(k), \mu(k), \dot{\mu}(k), \ddot{\mu}(k))$ — вектор стану, що включає координати положення, швидкості зміни положення і прискорення по відповідних осях піксельної СК НМ; $\boldsymbol{\omega}(k)$ — шум збудження з одиничною кореляційною матрицею. Матриці, що входять в модель руху (2.9) мають вид

$$\mathbf{F}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_j^b & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_j^b \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_j(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_j^b & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_j^b \end{bmatrix}, \quad (2.10)$$

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

$$\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_3 = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.11)$$

$$\mathbf{G}_1 = \begin{bmatrix} a_1 \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} \frac{a_2 \cdot T^2}{2} \\ a_2 \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_3 = \begin{bmatrix} \frac{a_3 \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_3 \cdot T^2}{2} \\ a_3 \cdot T \end{bmatrix}; \quad (2.12)$$

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

відповідно; T — темп надходження даних.

Для опису типу структури моделі руху МБПЛА (2.9), що відповідає певному виду маневру, застосовується змінна перемикання $a_j(k)$, $j = \overline{1,3}$, яка відноситься до класу ланцюгів Маркова, із матрицею ймовірностей переходів $\Pi_{ij}(k, k-1)$ та початковими ймовірностями $p_i(0)$, $i, j = \overline{1, M}$. Це дає можливість врахувати переходи між різними видами маневру об'єкту в випадкові моменти часу.

На основі проєктивної моделі відеокамери також може бути розрахований розмір зображення БПЛА в пікселях, в залежності від відстані до нього. Для вирішення цієї задачі введемо позначення: a — ширина матриці, b — висота матриці; L_x — ширина області огляду, L_y — висота області огляду; L_z — відстань до об'єкта; α — кут огляду по горизонталі, β — кут огляду по вертикалі; N_x — роздільна здатність матриці по горизонталі, N_y — роздільна здатність матриці по вертикалі. Їх геометричний зміст показано на рис. 2.4.

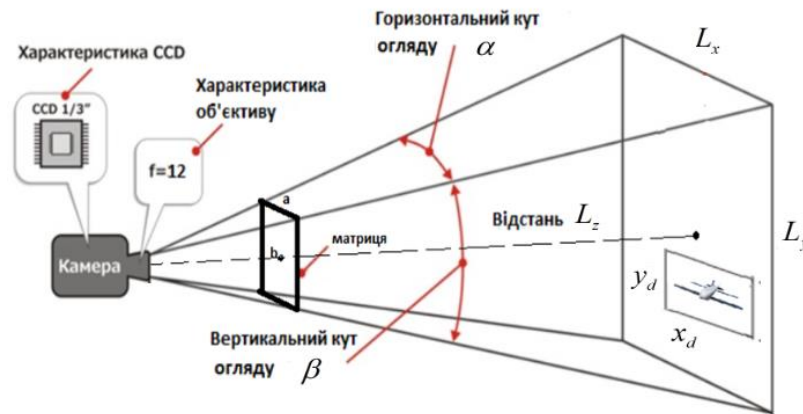


Рисунок 2.4 — Геометричне представлення проєктивної моделі відеокамери

Методика розрахунку розмір зображення БПЛА в пікселях, який знаходиться на відстані L_z , включає наступні етапи:

1. Визначаємо горизонтальний і вертикальний кути огляду:

$$\alpha = 2 \arctg\left(\frac{a}{2 \cdot f}\right), \quad \beta = 2 \arctg\left(\frac{b}{2 \cdot f}\right). \quad (2.13)$$

2. Знаходимо ширину і висоту області огляду:

$$L_x = \frac{L_z \cdot a}{f}, \quad L_y = \frac{L_z \cdot b}{f}. \quad (2.14)$$

3. Щільність пікселів — по горизонталі і по вертикалі на відстані L_z :

$$\rho_x = \frac{N_\chi}{L_x}, \quad \rho_y = \frac{N_\mu}{L_y}. \quad (2.15)$$

4. Знаходимо кількість пікселів в області БПЛА:

$$S_d = \rho_\chi x_d \rho_\mu y_d. \quad (2.16)$$

Проведемо розрахунок для двох типових матриць:

1. 2 Мп, 1/3 дюймова (4.8мм х 3.6мм). Розмір комірки матриці буде дорівнювати 2,5×3.3 мкм

2. 8,3 Мп, широкоформатна (36мм х 24мм). Розмір комірки рівний 9.3×11.1 мкм.

Фокусна відстань $f = 12$ мм. Розмір прямокутної області, в який вписується БПЛА $x_d \times y_d = 0.5$ м х 0.5м. Відстань до БПЛА $L_z = 100$ м. Результати розрахунків наведені в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 — Параметри камери

Розмір матриці (мм)	4.8×3.6	36×24
Роздільна здатність (пікс.)	1920×1080	3840×2160
Горизонтальний кут огляду (град.)	22.62	112.62
Вертикальний кут огляду (град.)	17	90
Ширина поля огляду (м)	40	300
Висота поля огляду (м)	30	200
Щільність пікселів по горизонталі (пікс./м)	48	12.8
Щільність пікселів по вертикалі (пікс./м)	36	10.8
Кількість пікселів в зображенні БПЛА	432	34

Ширина і висота поля огляду у широкоформатної камери значно більше. Але ж кількість пікселів в зображенні БПЛА менше на порядок.

2.2 Аналіз точності позиціонування МБПЛА на кадрі з використанням кореляційного пошуку

Для обґрунтування моделі спостереження відеокамери проведемо аналіз точності позиціонування МБПЛА на поточному кадрі з використанням кореляційного пошуку. Для цього розраховуються дисперсії похибок позиціонування з використанням кореляційного пошуку $\sigma_{\chi}^2(k)$, $\sigma_{\mu}^2(k)$ шляхом статистичного моделювання у середовищі Matlab. Було використано вихідні тестові зображення МБПЛА рис. 2.5, різного розміру у форматі JPEG. При виконанні моделювання зображення пронормовані до інтервалу $[0,1]$ та представлені у форматі з плаваючою точкою. Дані зображення використовуються для побудови еталонних зображень, а також для аналізу точності позиціонування при переміщеннях МБПЛА без повороту зображень.



а) 50х30 пікселів, б) 25х15 пікселів, в) 10х6 пікселів

Рисунок 2.5 — Зображення еталону

Енергетичні характеристики тестових зображень наведені в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 — Енергетичні характеристики тестових зображень

Розмір зображення	E_D (енергія)	σ_D (СКВ)	σ_D^2 (дисперсія)
50х30	136.62	0.3018	0.0911
25х15	36.79	0.3132	0.0981
10х6	5.19	0.2943	0.0866

Нормовані кореляційні функції зображень представлені на рис. 2.6–2.8.

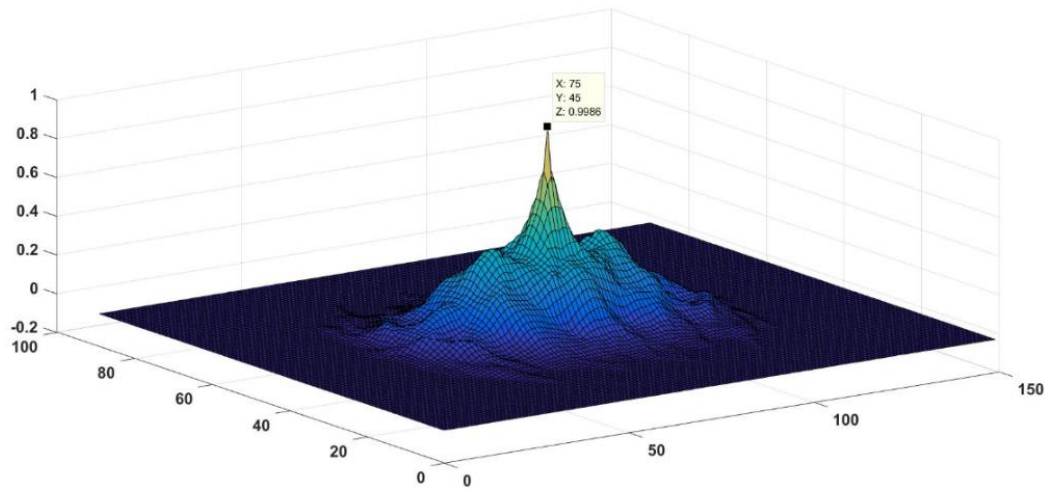


Рисунок 2.6 — Нормована кореляційна функція еталонного зображення 50x30 пікселів

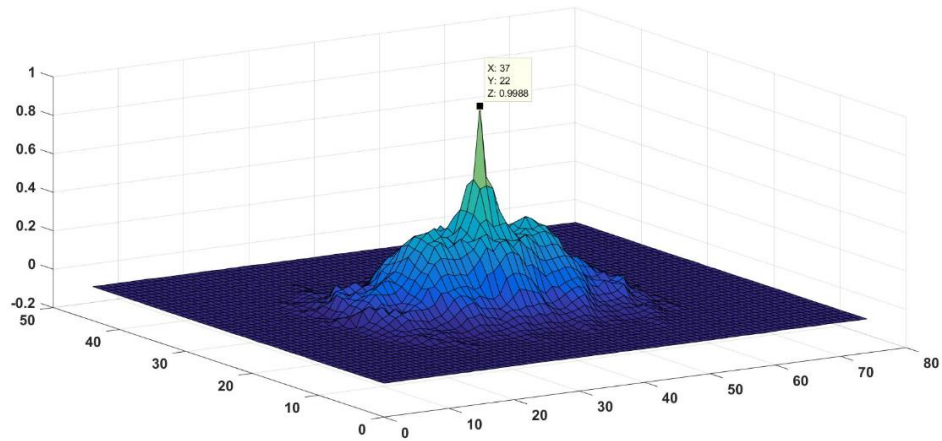


Рисунок 2.7 — Нормована кореляційна функція еталонного зображення 25x15 пікселів

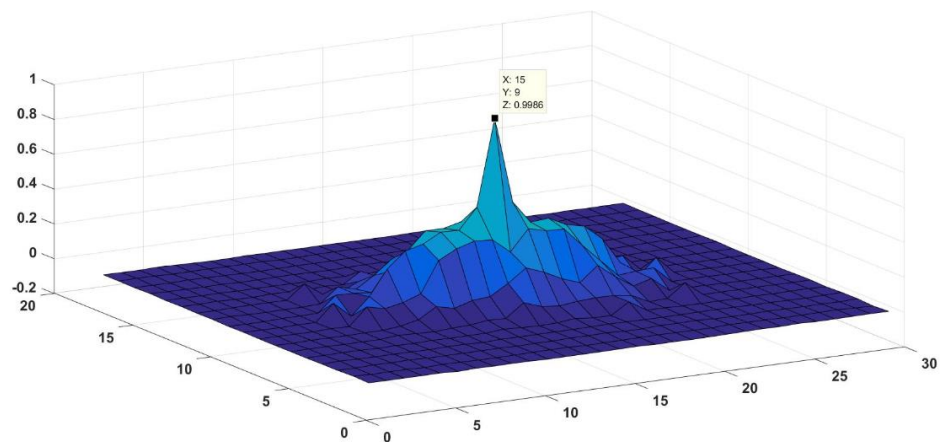


Рисунок 2.8 — Нормована кореляційна функція еталонного зображення 10x6 пікселів

Еталонне зображення представляє собою прямокутник, сторони якого у три рази більше за сторони тестового зображення МБПЛА, яке знаходиться у центрі стробу. Поточне зображення має ті ж самі розміри, що і еталонне зображення. При проведенні випробувань тестове зображення МБПЛА розташовується в прямокутній області поточного зображення рівноімовірно. На рис. 2.9 (а) представлений вигляд еталонного зображення, а на рис. 2.9 (б) тестового зображення, не спотворених завадою.



Рисунок 2.9 — Еталонне та поточне зображення

В якості завади використовувався дискретний білий гаусівський шум з дисперсією σ_n^2 . Дослідження проводилось при різних значеннях вхідного ВСШ, яке розраховувалось по формулі (2.17)

$$q = \sigma_D^2 / \sigma_n^2, \quad (2.17)$$

де σ_D^2 — дисперсія зображення МБПЛА.

Демонстрація роботи спектрального алгоритму розрахунку нормованої кореляційної функції з використанням двовірного дискретного перетворення Фур'є показана на рис.2.10 на прикладі неспотвореного завадою зображення 50x30 пікселів. Поточне зображення зміщено відносно еталонного зображення по осям X, M на один відлік.

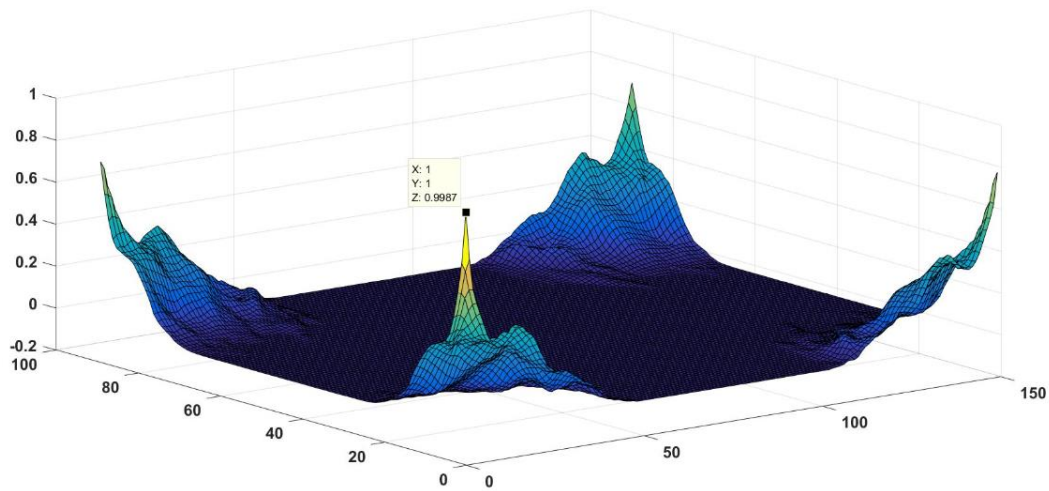


Рисунок 2.10 — Неспотворене завадою зображення 50x30

Як впливає з рис.2.10, нормована взаємна кореляційна функція цифрових зображень є періодичною. Її максимум знаходиться в точці з координатами $X=1$, $M=1$.

Повного співпадіння еталону із поточним зображенням практично не буває через постійну наявність шумів, завад і спотворень. Ці негативні фактори також впливають і на вигляд взаємної кореляційної функції зображень.

Розглянуто вплив шуму на зображенні на вигляд нормованої взаємної кореляційної функції зображень. Для цього еталонні і поточні зображення спотворювались дискретним білим гаусівським шумом. Тестові зображення, спотворені шумом з СКВ $\sigma_n = 0.3$, показані на рис. 2.11.



а) 50x30 пікселів, б) 25x15 пікселів, в) 10x6 пікселів

Рисунок 2.11 — Зашумлені тестові зображення

На рис. 2.12–2.14 представлені результати обчислення нормованої взаємної кореляційної функції еталонних зображень і поточних зображень, спотворених шумом.

Наявність шуму призводить до зменшення коефіцієнту кореляції зображень, а також до появи додаткових локальних екстремумів. При зменшенні

розміру зображення (енергії сигнальної складової) вплив шуму збільшується. Наявність локальних екстремумів призводить до можливих похибок (хибних рішень) у визначенні зсуву поточного зображення відносно еталонного зображення.

Головним недоліком кореляційних методів зіставлення зображень є їх висока чутливість до геометричних спотворень у порівнянні з еталонним, зокрема у випадку ракурсних спотворень при повороті об'єкта слідування.

На рис. 2.15 продемонстровано зображення МБПЛА різних розмірів, що отримані з відповідних зображень рис. 2.5, але із поворотом на 45 градусів. Ці дані використовуються для аналізу точності позиціонування при переміщенні МБПЛА і при наявності геометричних спотворень.

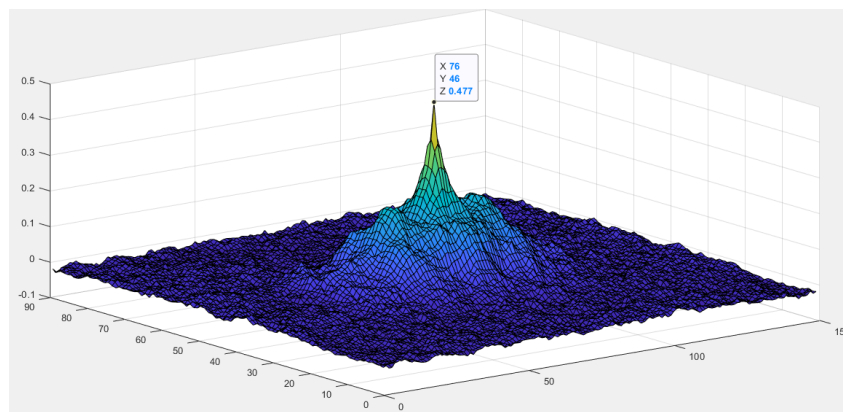


Рисунок 2.12 — Нормована взаємна кореляційна функція зашумленого зображення 50x30 пікселів

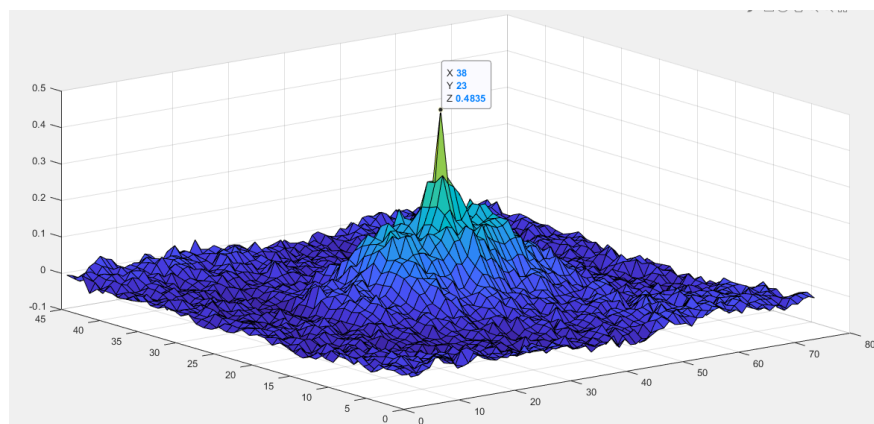


Рисунок 2.13 — Нормована взаємна кореляційна функція зашумленого зображення 25x15 пікселів

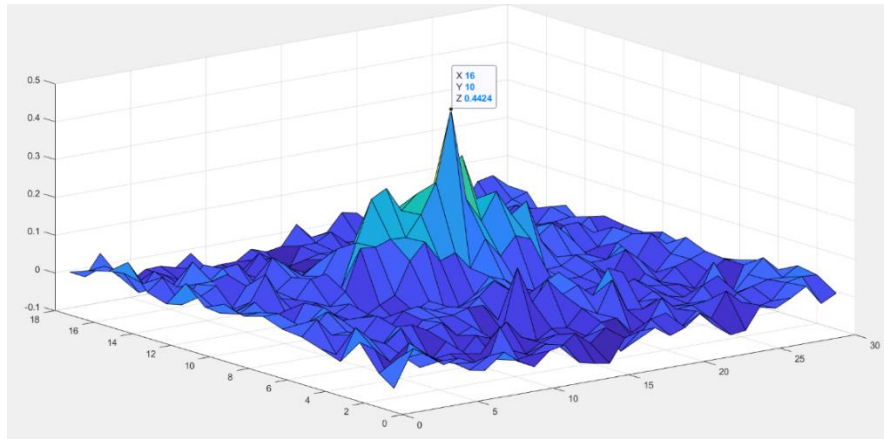


Рисунок 2.14 — Нормована взаємна кореляційна функція зашумленого зображення 10х6 пікселів



а) 50х30 пікселів, б) 25х15 пікселів, в) 10х6 пікселів

Рисунок 2.15 — Зображення повернуті на 45°

На рис. 2.16–2.18 представлені результати обчислення взаємної кореляційної функції еталонних зображень рис. 2.5 і поточних зображень рис. 2.15 при відсутності шуму.

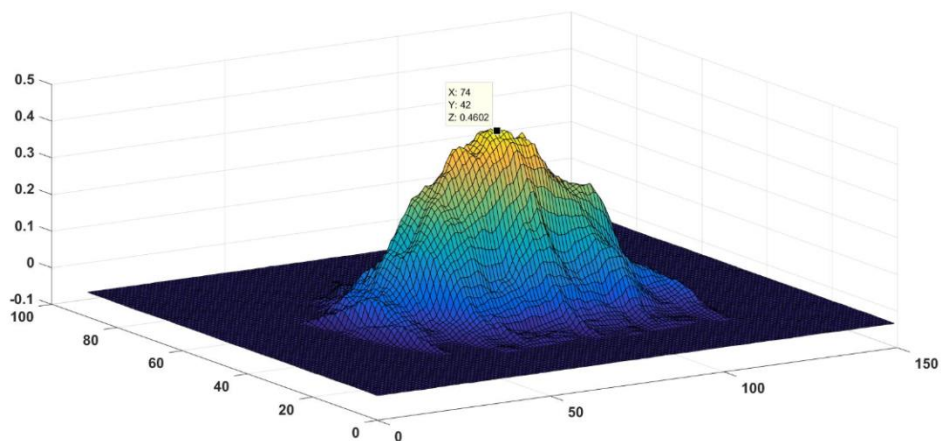


Рисунок 2.16 — Нормована взаємна кореляційна функція при відсутності шуму в еталонному зображенні 50х30 пікселів, поворот поточного зображення дорівнює 45°

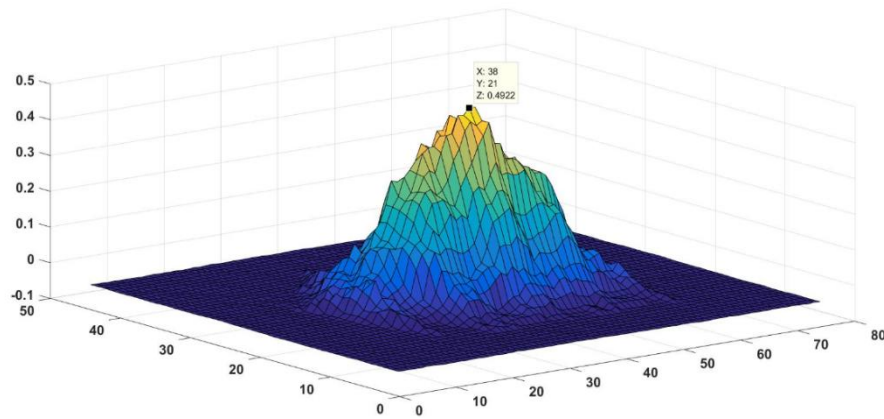


Рисунок 2.17 — Нормована взаємна кореляційна функція при відсутності шуму в еталонному зображенні 25x15 пікселів, поворот поточного зображення дорівнює 45°

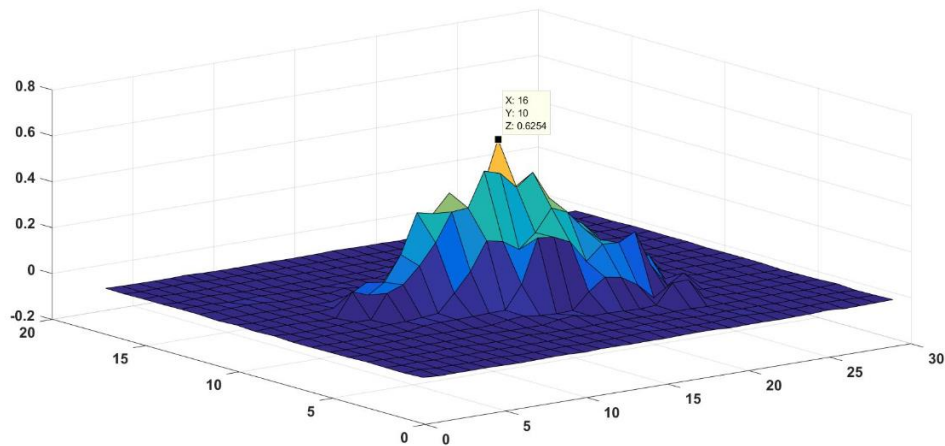


Рисунок 2.18 — Нормована взаємна кореляційна функція при відсутності шуму в еталонному зображенні 10x6 пікселів, поворот поточного зображення дорівнює 45°

Поворот зображення призводить до зменшення коефіцієнту кореляції зображень. Крім того, екстремуми взаємних кореляційних функцій є розмитими.

Розглянуто вплив шуму на зображенні на вигляд взаємної кореляційної функції зображень при наявності геометричних спотворень. Для цього еталонні і поточні зображення спотворювались дискретним білим гаусівським шумом з СКВ $\sigma_n = 0.3$. Поточні зображення, спотворені шумом з СКВ $\sigma_n = 0.3$, показані на рис. 2.19.



а) 50х30 пікселів, б) 25х15 пікселів, в) 10х6 пікселів

Рисунок 2.19 — Зашумлені поточні зображення

На рис. 2.20–2.22 представлені результати обчислення взаємної кореляційної функції еталонних зображень рис. 2.5 і поточних зображень рис. 2.19, спотворених шумом.

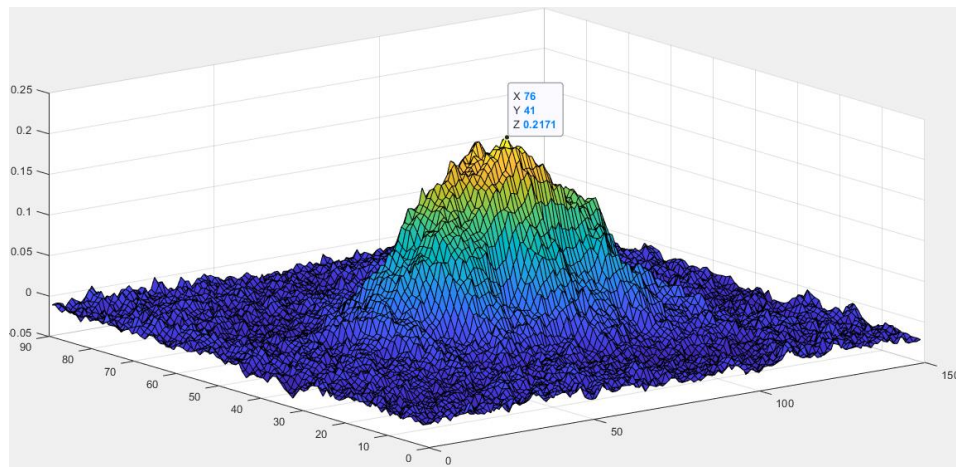


Рисунок 2.20 — Нормована взаємно кореляційна функція зашумленого зображення 50х30 пікселів

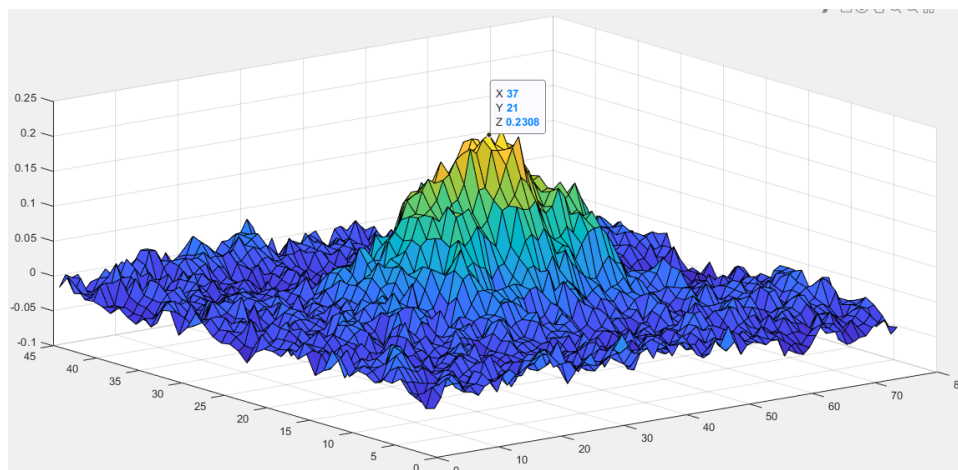


Рисунок 2.21 — Нормована взаємно кореляційна функція зашумленого зображення 25х15 пікселів

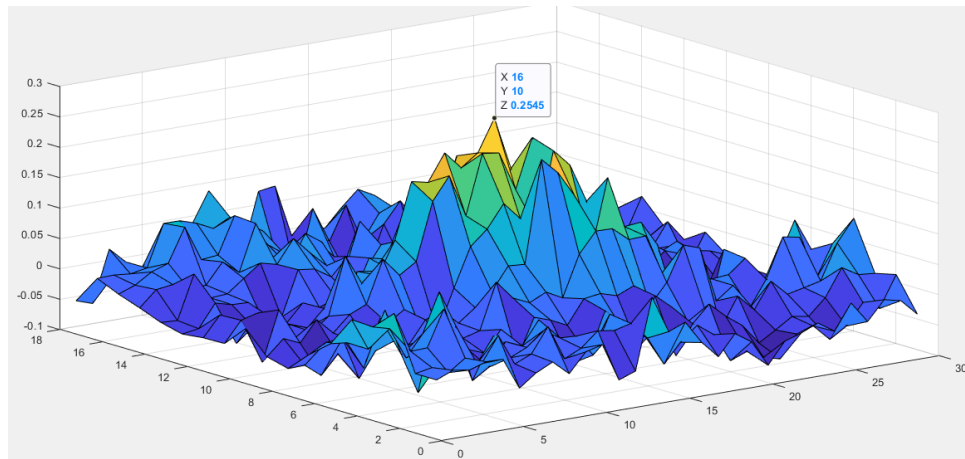


Рисунок 2.22 — Нормована взаємно кореляційна функція зашумленого зображення 10х6 пікселів

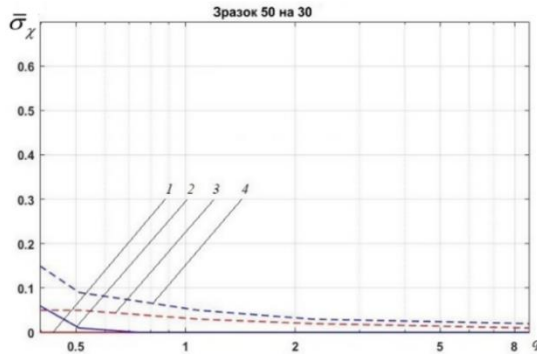
Наявність геометричних спотворень поточного зображення призводить до збільшення негативного впливу шуму. При однакових енергетичних характеристиках зображень коефіцієнт кореляції зображень зменшується, а хибні викиди кореляційних функцій збільшуються. Це призводить до збільшення можливих помилок у визначенні зсуву поточного зображення відносно еталонного зображення.

Методом Монте-Карло по 1000 реалізацій оцінювалось СКВ σ_χ і σ_μ похибок позиціонування МБПЛА по осях X , M . З метою порівняння точності позиціонування для різних тестових зображень розраховувались нормовані СКВ $\bar{\sigma}_\chi$ і $\bar{\sigma}_\mu$ похибок позиціонування МБПЛА за формулами

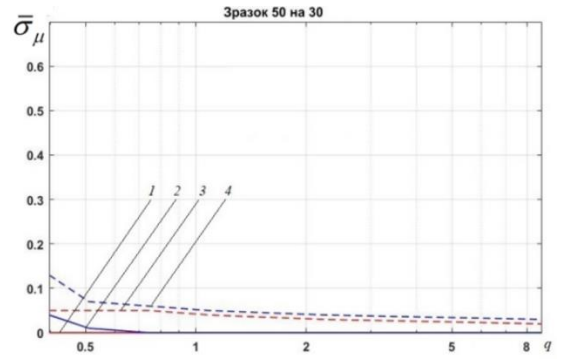
$$\bar{\sigma}_\chi = \sigma_\chi / l_\chi, \quad \bar{\sigma}_\mu = \sigma_\mu / l_\mu, \quad (2.18)$$

де l_χ , l_μ — розміри спостережуваних зображень по відповідних осях.

Результати моделювання наведено на рис. 2.23–2.25. Криві-1 і криві-2 — характеризують ситуації, коли еталонне зображення є ідеальним і спотворене завадою відповідно при відсутності повороту МБПЛА на зображенні, що спостерігається (крива-1 — без шуму еталону, без повороту зображення, крива-2 — з шумом еталону, без повороту зображення), а криві-3 і криві-4 — при наявності повороту (крива-3 — без шуму еталону, з поворотом зображення, крива-4 — з шумом еталону, з поворотом зображення).

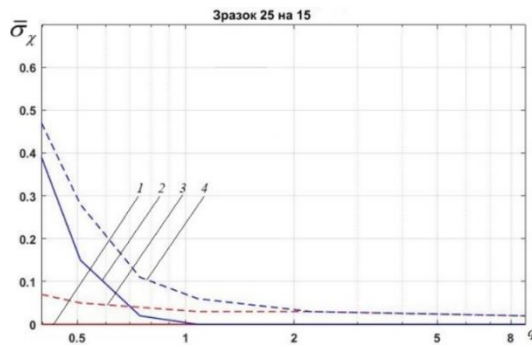


а)

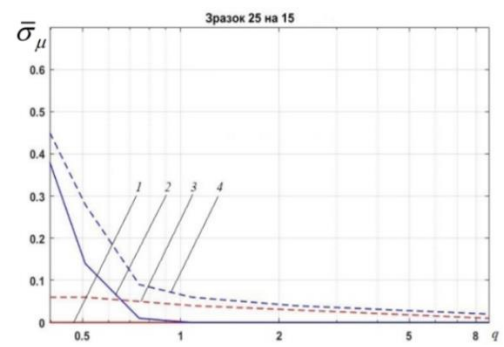


б)

Рисунок 2.23 — Результати експериментів для зображень 50x30

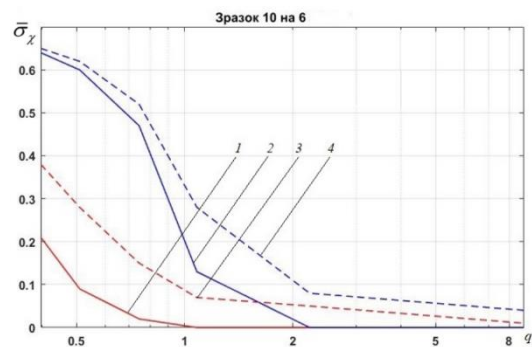


а)

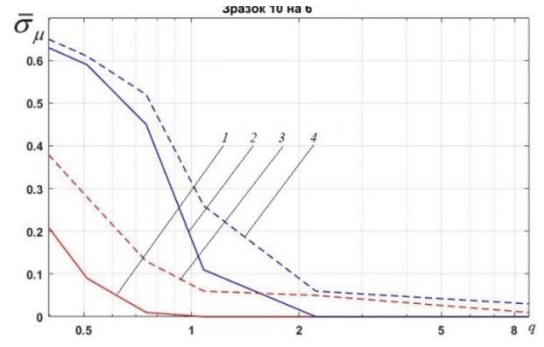


б)

Рисунок 2.24 — Результати експериментів для зображень 25x15 пікселів



а)



б)

Рисунок 2.25 — Результати експериментів для зображень 10x6 пікселів

Як випливає з кривих-1, кореляційний метод забезпечує субпіксельну точність оцінювання. Зашумленість еталонного зображення призводить до появи шумової складової похибки позиціонування, яка значно зростає при

зменшенні розмірів зображення і ВСШ q . Поворот спостережуваного зображення МБПЛА відносно еталонного (геометричне спотворення) посилює зростання похибки позиціонування при зменшенні ВСШ q .

Отримані результати стають зрозумілими, якщо порівняти вихідні ВСШ h^2 , які отримуються в результаті використання кореляційного алгоритму. Вихідне ВСШ h^2 при співпадінні еталонного і поточного зображень МБПЛА розраховується по формулі

$$h^2 = E_D / 2\sigma_n^2 \quad (2.19)$$

де E_D — енергія зображення МБПЛА.

В таблиці 2.3 розраховані значення вхідного q і вихідного h^2 ВСШ при різних значеннях СКВ шуму для трьох тестових зображень МБПЛА рис. 2.5.

Відомо, що дисперсія похибки позиціонування зменшується при збільшенні вихідного ВСШ, а значення h^2 залежить від енергії корисного сигналу. Енергія тестового зображення «50x30» в 26.3 рази більше, ніж енергія тестового зображення «10x6». Енергія тестового зображення «25x15» в 7.1 раз більше, ніж енергія тестового зображення «10x6». Саме тому, точність позиціонування тестового зображення «10x6» при збільшенні дисперсії шуму значно погіршується.

Отримані результати дають можливість визначати умови прийняттого визначення положення МБПЛА та вірогідні умови, коли супровід МБПЛА буде зірвано, що в свою чергу дозволяє з'ясувати умови ефективного використання кореляційно-екстремальних систем супроводження МБПЛА в системах відеоспостереження.

Таблиця 2.3 — Вхідні і вихідні ВСШ

σ_n		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
50x30	q	9.10/ 9.59 дБ	2.27/ 3.57 дБ	1.01/ 0.05 дБ	0.57/ −2.44 дБ	0.36/ −4.38 дБ	0.25/ −5.96 дБ
	h^2	6831/ 38.34 дБ	1707/ 32.32 дБ	759.02/ 28.8 дБ	426.95/ 26.3 дБ	273.24/ 24.36 дБ	189.75/ 22.78 дБ
25x15	q	9.81/ 0.31 дБ	2.45/ 3.89 дБ	1.09/ 0.37 дБ	0.61/ −2.12 дБ	0.39/ −4.06 дБ	0.27/ −5.64 дБ
	h^2	1839/ 32.64 дБ	459.88/ 26.62 дБ	204.39/ 23.10 дБ	114.97/ 20.60 дБ	73.58/ 18.66 дБ	51.09/ 17.08 дБ
10x6	q	8.66/ 9.38 дБ	2.1/ 3.35 дБ	0.96/ −0.17 дБ	0.54/ −2.7 дБ	0.34/ −4.6 дБ	0.24/ −6.2 дБ
	h^2	259.7/ 24.1 дБ	64.9/ 18.1 дБ	28.8/ 14.6 дБ	15.2/ 12.1 дБ	10.4/ 10.2 дБ	7.2/ дБ

2.3 Синтез оптимального алгоритму адаптивного оцінювання з використанням кореляційного пошуку

В підрозділі 2.1 отримано модель руху маневруючого МБПЛА в СК матриці камери у вигляді стохастичної динамічної системи з випадковою структурою (2.9). Наступним кроком для вирішення задачі синтезу оптимального алгоритму адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА є створення моделі спостереження відеокамери з використанням кореляційного пошуку. На рис. 2.26 представлено об'єкт, як сукупність зв'язаних точок з центром «тяжіння» (χ, μ) в прямокутній системі координат (СК) матриці камери ХМ у пікселях. Тоді прямокутне вікно, в яку вписується об'єкт будемо вважати моделлю останнього. В кореляційних алгоритмах зразок об'єкту у прямокутному вікні називається еталонним зображенням. Еталон визначається на попередніх кроках роботи алгоритму стеження, що являє собою елемент навчання кореляційного алгоритму [114, 115].

До основних задач слідкування входить формування стробу, як ділянки у якій об'єкт знаходиться з високою імовірністю. Простір стробу є прямокутним вікном, розміри якого визначаються у відповідності до ймовірності потрапляння об'єкту в цю область. Центр стробу виставляється згідно з прогнозованою точкою положення об'єкту на поточному кадрі, що в свою чергу співпадає з координатами центру χ_e, μ_e , еталонного зображення (рис 2.26).

Задля визначення зсуву зображення об'єкту відносно еталону застосовується кореляційний алгоритм. Проводиться розрахунок взаємної кореляційної функції еталона з фрагментом поточного зображення у стробі. Розташування глобального максимуму кореляційної функції характеризує зсув зображення об'єкту $(\Delta\chi_M, \Delta\mu_M)$ відносно еталону. Під дією впливу шуму, завад, фону, зміни розмірів та геометричної форми об'єкту зсув об'єкту $(\Delta\chi_M, \Delta\mu_M)$ визначається з певною похибкою [116].

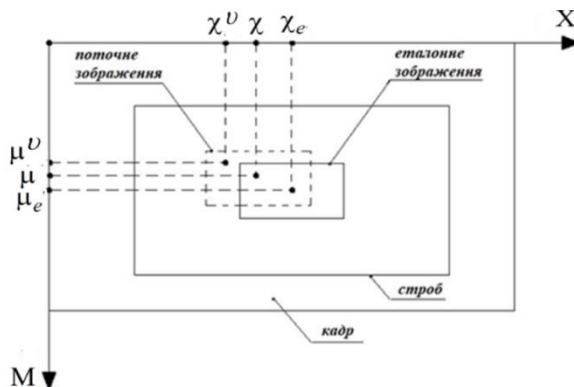


Рисунок 2.26 — Ілюстрація стробу, еталонного та поточного зображення

Розрахований зсув центру зображення об'єкту відносно центру стробу на k -му кроці описуються формулами:

$$\begin{aligned}\Delta\chi^v(k) &= \Delta\chi(k) + v_\chi(k); \\ \Delta\mu^v(k) &= \Delta\mu(k) + v_\mu(k),\end{aligned}\tag{2.20}$$

де $\Delta\chi^v(k)$, $\Delta\mu^v(k)$ — розраховані зсуви центру об'єкту відносно центру еталону на k -тому кроці; $\Delta\chi(k)$, $\Delta\mu(k)$ — істинні зсуви центру об'єкту спостереження відносно еталону на k -му кроці; $v_\chi(k)$, $v_\mu(k)$ — похибки

вимірювання зсуву центру об'єкта відносно еталону на k -му кроці, котрі є гаусівськими з нульовим мат. очікуванням і кореляційною матрицею $\mathbf{R}(k)$.

З врахуванням моделі руху (2.9), рівняння спостереження МБПЛА на поточному кадрі мають наступний вигляд:

$$\begin{aligned}\chi^v(k) &= \chi_e(k) + \Delta\chi^v(k) = \chi_e(k) + \Delta\chi(k) + v_\chi(k) = \chi(k) + v_\chi(k); \\ \mu^v(k) &= \mu_e(k) + \Delta\mu^v(k) = \mu_e(k) + \Delta\mu(k) + v_\mu(k) = \mu(k) + v_\mu(k),\end{aligned}\quad (2.21)$$

де $\chi^v(k)$, $\mu^v(k)$ — отримані координати об'єкта в прямокутній СК.

Перепишемо рівняння спостереження (2.21) у векторно-матричній формі:

$$\mathbf{u}^v(k) = \mathbf{H}\mathbf{u}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (2.22)$$

де $\mathbf{u}^v(k) = (\chi^v(k), \mu^v(k))^T$ — вектор спостереження, що включає виміряні координати об'єкту в прямокутній СК; $\mathbf{v}(k) = (v_\chi(k), v_\mu(k))$ — вектор похибок вимірювання з кореляційною матрицею $\mathbf{R}(k)$, що має вигляд:

$$\mathbf{R}(k) = \begin{bmatrix} \sigma_\chi^2(k) & \sigma_{\chi\mu}(k) \\ \sigma_{\chi\mu}(k) & \sigma_\mu^2(k) \end{bmatrix};$$

\mathbf{H} — матриця спостереження, що має вигляд:

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

Тобто, задача оцінювання параметрів руху МБПЛА, який є розподіленим об'єктом, співставна до задачі оцінювання параметрів руху точкового об'єкту, де точкою є центр «тяжіння» прямокутного вікна, у яке вписаний об'єкт.

Для синтезу оптимального алгоритму адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку використовується математичний апарат змішаних марковських процесів в дискретному часі [113].

Оптимальне вирішення задачі оцінювання, полягає у визначенні апостеріорної щільності ймовірності (ЩЙ) процесу, що підлягає оцінюванню. Щоб вирішити це завдання, введемо до розгляду спільну апостеріорну ЩЙ

$W(\mathbf{u}(k), a_j(k)) = P(\mathbf{u}(k), a_j(k) / \Xi(k))$, де $\Xi(k) = \mathbf{u}^v(k), \dots, \mathbf{u}^v(1)$ — послідовність вимірювань. При цьому розширений процес $(\mathbf{u}(k), a_j(k))$ відноситься до класу змішаних марківських процесів в дискретному часі [100, 113]. Використовуючи марківську властивість спільна апостеріорна ЩЙ $W(\mathbf{u}(k), a_j(k))$ розраховується рекурентно на основі рівняння:

$$W(\mathbf{u}(k), a_j(k)) = P(\mathbf{u}^v(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)) \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k)) \times \\ \times W(\mathbf{u}(k-1), a_i(k-1)) d\mathbf{u}(k-1) / P(\mathbf{u}^v(k) / \Xi(k-1)), \quad (2.23)$$

де $\Pi(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k))$ — умовна щільність ймовірності, яка визначається на підставі рівняння (2.9); $P(\mathbf{u}^v(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k))$ — однокрокова функція правдоподібності, що визначається на основі рівняння (2.22). Початкові умови мають вигляд $W(\mathbf{u}(0), a_i(0)) = P(\mathbf{u}(0)) p_i(0)$, $i = \overline{1, M}$.

Запроваджуючи позначення екстраполуючий ЩЙ $W^*(\mathbf{u}(k), a_j(k)) = P(\mathbf{u}(k), a_j(k) / \Xi(k-1))$ змішаного марківського процесу (ЗМП) $\xi(k) = (\mathbf{u}(k), a_j(k))$, співвідношення (2.23) можна представити в вигляді двох рекурентних рівнянь:

$$W^*(\mathbf{u}(k), a_j(k)) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k)) \times \\ \times W(\mathbf{u}(k-1), a_i(k-1)) d\mathbf{u}(k-1); \quad (2.24)$$

$$W(\mathbf{u}(k), a_j(k)) = \\ = P(\mathbf{u}^v(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)) W^*(\mathbf{u}(k), a_j(k)) / P(\mathbf{u}^v(k) / \Xi(k-1)). \quad (2.25)$$

Рівняння (2.24) описує еволюцію екстрапольованої ЩЙ $W^*(\mathbf{u}(k), a_j(k))$ та являється оптимальним алгоритмом екстраполяції ЗМП $\xi(k)$ на один крок. За допомогою співвідношення (2.25) проводиться корекція екстрапольованої

ЩЙ на основі отриманого вимірювання $\mathbf{u}^\nu(k)$ та визначається апостеріорна ЩЙ $W(\mathbf{u}(k), a_j(k))$.

Подальше перетворення виразів (2.24), (2.25) може бути виконано за допомогою теореми множення ймовірностей. При цьому оптимальний алгоритм фільтрації ЗМП $\xi(k)$ (2.23), має вигляд [100, 113]:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (2.26)$$

$$W_j^*(\mathbf{u}(k)) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k)) \times \\ \times W_i(\mathbf{u}(k-1)) d\mathbf{u}(k-1) / W_j^*(k); \quad (2.27)$$

$$W_j(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}^\nu(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)) W_j^*(\mathbf{u}(k)) / P(\mathbf{u}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)); \quad (2.28)$$

$$W_j(k) = P(\mathbf{u}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / P(\mathbf{u}^\nu(k) / \Xi(k-1)), \quad (2.29)$$

де $W_j^*(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}(k) / a_j(k), \Xi(k-1))$, $W_j(\mathbf{u}(k)) = P(\mathbf{u}(k) / a_j(k), \Xi(k))$ — умовні екстрапольована та апостеріорна ЩЙ неперервного компоненту $u(k)$ за умови $a_j(k)$; $W_j^*(k) = P(a_j(k) / \Xi(k-1))$, $W_j(k) = P(a_j(k) / \Xi(k))$ — екстрапольована та апостеріорна ймовірності дискретного компонента $a_j(k)$; $P(\mathbf{u}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1))$ — умовна ЩЙ, що визначається за допомогою формули:

$$P(\mathbf{u}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) = \int_{-\infty}^{\infty} P(\mathbf{u}^\nu(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)) W_j^*(\mathbf{u}(k)) d\mathbf{u}(k), \quad (2.30)$$

де $P(\mathbf{u}^\nu(k) / \Xi(k-1))$ — умовна ЩЙ, яка обчислюється виразом:

$$P(\mathbf{u}^\nu(k) / \Xi(k-1)) = \sum_{i=1}^M P(\mathbf{u}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k). \quad (2.31)$$

Синтезований алгоритм фільтрації (2.26)–(2.29) є нелінійним. Рівняння (2.26), (2.29) використовується для розрахунку екстрапольованих $W_j^*(k)$ та апостеріорних $W_j(k)$ ймовірностей дискретного компонента $a_j(k)$. Рівняння

(2.27), (2.28) використовуються для розрахунку умовних екстрапольованих $W_j^*(\mathbf{u}(k))$ та апостеріорних $W_j(\mathbf{u}(k))$ ЩІ неперервного компонента $\mathbf{u}(k)$. Особливістю синтезованого алгоритму є неперервна зв'язаність рівнянь фільтрації та екстраполяції дискретного та неперервного компонентів між собою.

Алгоритм фільтрації (2.26)–(2.29) визначає структуру оптимального пристрою. Оптимальний фільтр включає M каналів та відноситься до класу пристроїв зі зворотніми зв'язками між каналами. На рис. 2.27 показана структурна схема i -го та j -го каналів оптимального пристрою.

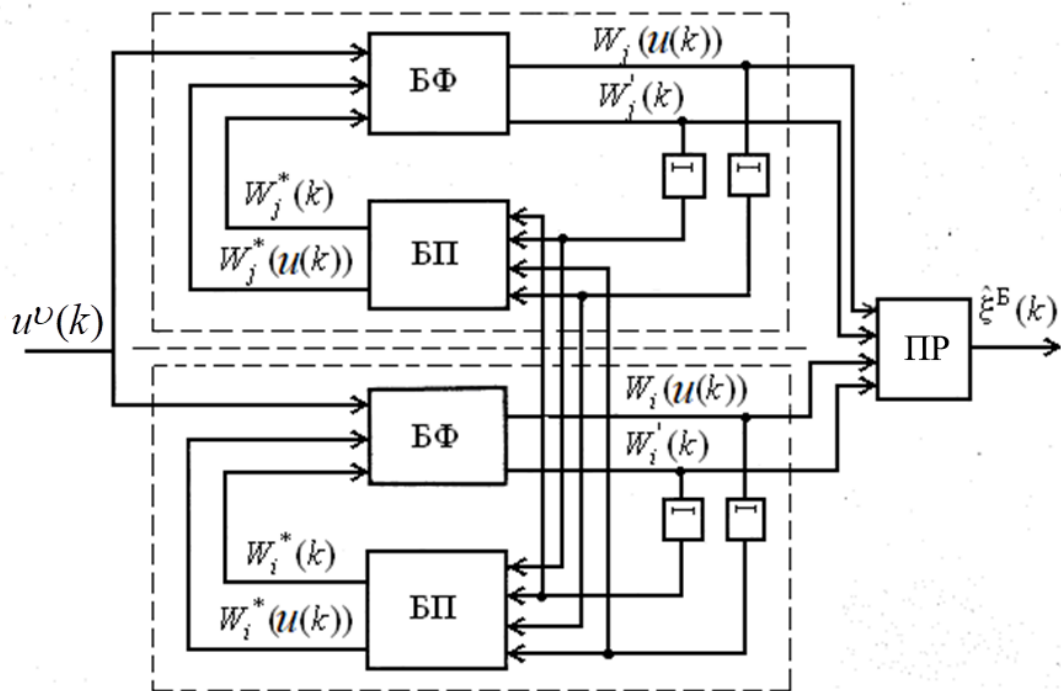


Рисунок 2.27 — Оптимальний пристрій фільтрації ЗМП в дискретному часі

Кожний канал складається з блоку прогнозування (БП) та блоку фільтрації (БФ). Оптимальна оцінка ЗМП $\hat{\xi}^B(k)$ розраховується в пристрої прийняття рішення. Розрахунок апостеріорного розподілення з виходів кожного каналу із затримкою зворотнього зв'язку в БП інших каналів оптимального пристрою, а також на вхід блоку прийняття рішення (ПР).

Проте, інтегрування багатомірних щільностей ймовірності призводить до зростання обчислювальних витрат.

2.4 Синтез квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання з використанням кореляційного пошуку

Для синтезу квазіоптимального алгоритму використаємо метод гаусівської апроксимації умовних апостеріорних щільностей ймовірностей $W_j^*(\mathbf{u}(k))$, $W_j(\mathbf{u}(k))$. Шляхом заміни операцій над ЩЙ в оптимальному алгоритмі фільтрації (2.26)–(2.29) розрахунком їх математичних очікувань та кореляційних матриць, отриманий квазіоптимальний алгоритм фільтрації змішаного процесу $\xi(k)$ у вигляді [100, 113]:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (2.32)$$

$$\mathbf{u}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j \hat{\mathbf{u}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (2.33)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_j^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j \hat{\mathbf{P}}_i(k-1) \mathbf{F}_j^T + \mathbf{G}_j \mathbf{G}_j^T(k) + \right. \\ & \left. + (\mathbf{F}_j \hat{\mathbf{u}}_i(k-1) - \mathbf{u}_j^*(k)) (\mathbf{F}_j \hat{\mathbf{u}}_i(k-1) - \mathbf{u}_j^*(k))^T \right\} \times \\ & \times \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (2.34)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_j(k) = \mathbf{u}_j^*(k) + \mathbf{K}_j(k) (\mathbf{u}^v(k) - \mathbf{H} \mathbf{u}_j^*(k)); \quad (2.35)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T + R)^{-1}; \quad (2.36)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H} \mathbf{P}_j^*(k); \quad (2.37)$$

$$W_j(k) = P(\mathbf{u}^v(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / P(\mathbf{u}^v(k) / \Xi(k-1)), \quad (2.38)$$

де $\mathbf{u}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{u}}_j(k)$, $\mathbf{P}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ — математичні очікування та кореляційні матриці умовних екстрапольованих $W_j^*(\mathbf{u}(k))$ і апостеріорної $W_j(\mathbf{u}(k))$ ЩЙ $j = \overline{1, M}$; $\mathbf{K}_j(k)$ — коефіцієнт посилення j -го каналу квазіоптимального пристрою $j = \overline{1, M}$; $P(\mathbf{u}^v(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) = N(\mathbf{H} \mathbf{u}_j^*(k), D_j(k))$ — є гаусівським; $D_j(k)$ — визначається за формулою:

$$D_j(k) = \mathbf{H} \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T + R. \quad (2.39)$$

Початкові умови для квазіоптимального алгоритму фільтрації (2.32)–(2.38) мають вигляд:

$$\hat{\mathbf{u}}_i(0) = \hat{\mathbf{u}}(0), \hat{\mathbf{P}}_i(0) = \hat{\mathbf{P}}(0), W_i(0) = p_i(0), i = \overline{1, M}.$$

Синтезований квазіоптимальний алгоритм фільтрації (2.32)–(2.38) являється нелінійним і включає в себе квазіоптимальний алгоритм екстраполяції (2.32)–(2.34). Нелінійні операції виконуються при визначенні умовної ЩЙ $P(\mathbf{u}^v(k) / a_j(k), \Xi(k-1))$.

Пристрій, котрий реалізує квазіоптимальний алгоритм (2.32)–(2.38), має структурну схему, аналогічну представлений на рис. 2.27. Різниця між ними складається в тому, що в блоках БФ та БП квазіоптимального пристрою розраховуються тільки математичні очікування $\mathbf{u}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{u}}_j(k)$ та кореляційні матриці $P_j^*(k)$, $\hat{P}_j(k)$ умовних ЩЙ $W_j^*(\mathbf{u}(k))$ и $W_j(\mathbf{u}(k))$, $j = \overline{1, M}$. Структурна схема частини j -го каналу, що використовується для визначення оцінок неперервного компоненту $u(k)$ квазіоптимального пристрою фільтрації, що показана на рис. 2.28.

Апостеріорна ЩЙ неперервного компоненту розраховується за формулою:

$$W(\mathbf{u}(k)) = \sum_{j=1}^M W_j(k) W_j(\mathbf{u}(k)). \quad (2.40)$$

З виразу (2.40) випливає, що синтезовані квазіоптимальні алгоритми (2.32)–(2.38) зберігають уявлення апостеріорної ЩЙ $W(\mathbf{u}(k))$ на кожному кроці у вигляді суми M гаусівських щільностей. Аналогічно, квазіоптимальний алгоритм екстраполяції (2.32)–(2.34), також зберігає уявлення ЩЙ $W^*(\mathbf{u}(k))$ у вигляді суми M гаусівських ЩЙ.

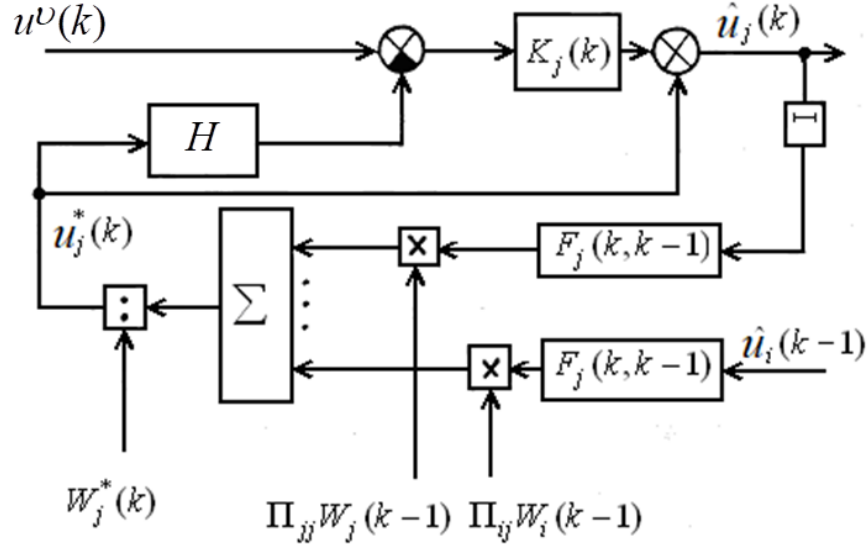


Рисунок 2.28 — Структурна схема j -го каналу квазіоптимального пристрою фільтрації

На практиці, нехтуючи взаємною кореляцією $\sigma_{\chi\mu}^2(k)$ помилок вимірювання $v_\chi(k)$, $v_\mu(k)$, яка часто є невідомою, можна не тільки спростити алгоритм, а також зменшити обчислювальні витрати. Покладаючи взаємну кореляцію $\sigma_{\chi\mu}^2(k)$ рівною нулю, можна показати, що квазіоптимальний алгоритм оцінювання параметрів руху МБПЛА на послідовності зображень розбивається на складові. До них входять:

— оцінювання параметрів руху МБПЛА по осі X :

$$\chi_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j \hat{\chi}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (2.41)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\chi j}^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j^b \hat{\mathbf{P}}_{\chi i}(k-1) \mathbf{F}_j^{bT} + \mathbf{G}_j^b \mathbf{G}_j^{bT}(k) + \right. \\ & \left. + (\mathbf{F}_j^b \hat{\chi}_i(k-1) - \chi_j^*(k)) (\mathbf{F}_j^b \hat{\chi}_i(k-1) - \chi_j^*(k))^T \right\} \times \\ & \times \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (2.42)$$

$$\hat{\chi}_j(k) = \chi_j^*(k) + \mathbf{K}_{\chi j}(k) (\chi_M(k) - \mathbf{H} \chi_j^*(k)); \quad (2.43)$$

$$\mathbf{K}_{\chi j}(k) = \mathbf{P}_{\chi j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} (\mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\chi j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} + \sigma_\chi^2(k))^{-1}; \quad (2.44)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\chi j}(k) = \mathbf{P}_{\chi j}^*(k) - \mathbf{K}_{\chi j}(k) \mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\chi j}^*(k), \quad (2.45)$$

де $\chi_j^*(k), \hat{\chi}_j(k), \mathbf{P}_{\chi j}^*(k), \hat{\mathbf{P}}_{\chi j}(k)$ — математичні очікування та кореляційні матриці умовних екстрапольованих $W_j^*(\chi(k))$ та апостеріорної $W_j(\chi(k))$ ЩЙ $j = \overline{1, M}$; $\mathbf{K}_{\chi j}(k)$ — коефіцієнт посилення j -го каналу квазіоптимального пристрою $j = \overline{1, M}$; $\chi(k) = (\chi(k), \dot{\chi}(k), \ddot{\chi}(k))^T$ — вектор стану, що включає координати положення, швидкості зміни положення і прискорення по осі X , $\mathbf{H}^b = [1 \ 0 \ 0]$ — відомий вектор-строка.

— Алгоритм оцінювання параметрів руху БПЛА по осі M має вигляд:

$$\boldsymbol{\mu}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j^b \hat{\boldsymbol{\mu}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (2.46)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\mu j}^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j^b \hat{\mathbf{P}}_{\mu i}(k-1) \mathbf{F}_j^{bT} + \mathbf{G}_j^b \mathbf{G}_j^{bT}(k) + \right. \\ & \left. + (\mathbf{F}_j^b \hat{\boldsymbol{\mu}}_i(k-1) - \boldsymbol{\mu}_j^*(k)) (\mathbf{F}_j^b \hat{\boldsymbol{\mu}}_i(k-1) - \boldsymbol{\mu}_j^*(k))^T \right\} \times \\ & \times \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (2.47)$$

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_j(k) = \boldsymbol{\mu}_j^*(k) + \mathbf{K}_{\mu j}(k) (\mu_M(k) - \mathbf{H} \boldsymbol{\mu}_j^*(k)); \quad (2.48)$$

$$\mathbf{K}_{\mu j}(k) = \mathbf{P}_{\mu j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} (\mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\mu j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} + \sigma_\mu^2(k))^{-1}; \quad (2.49)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\mu j}(k) = \mathbf{P}_{\mu j}^*(k) - \mathbf{K}_{\mu j}(k) \mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\mu j}^*(k), \quad (2.50)$$

де $\boldsymbol{\mu}_j^*(k), \hat{\boldsymbol{\mu}}_j(k), \mathbf{P}_{\mu j}^*(k), \hat{\mathbf{P}}_{\mu j}(k)$ — математичні очікування та кореляційні матриці умовних екстрапольованих $W_j^*(\boldsymbol{\mu}(k))$ та апостеріорної $W_j(\boldsymbol{\mu}(k))$ ЩЙ $j = \overline{1, M}$; $\mathbf{K}_{\mu j}(k)$ — коефіцієнт посилення j -го каналу квазіоптимального пристрою $j = \overline{1, M}$; $\boldsymbol{\mu}(k) = (\mu(k), \dot{\mu}(k), \ddot{\mu}(k))^T$ — вектор стану, що включає координати положення, швидкості зміни положення і прискорення по осі M .

Алгоритм розрахунку апостеріорних ймовірностей типів руху цілі має вигляд:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (2.51)$$

$$W_j(k) = \mathbf{P}(\xi(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / \mathbf{P}(\xi(k) / \Xi(k-1)), \quad (2.52)$$

де $P(\xi(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) = P(\chi_M(k) / a_j(k), \Xi_\chi(k-1)) P(\mu_M(k) / a_j(k), \Xi_\mu(k-1))$ — є добутком гаусівських ЩЙ $P(\chi_M(k) / a_j(k), \Xi_\chi(k-1)) = N(\mathbf{H}^b \chi_j^*(k), D_{\chi j}(k))$, $P(\mu_M(k) / a_j(k), \Xi_\mu(k-1)) = N(\mathbf{H}^b \mu_j^*(k), D_{\mu j}(k))$; $D_{\chi j}(k), D_{\mu j}(k)$ — визначається за формулами:

$$D_{\chi j}(k) = \mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\chi j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} + \sigma_\chi^2(k); \quad (2.53)$$

$$D_{\mu j}(k) = \mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\mu j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} + \sigma_\mu^2(k). \quad (2.54)$$

Початкові умови для адаптивного фільтру при наявності вимірювань на двох тактах по координаті по осі X мають наступний вид:

$$\hat{\mathbf{x}}_1(2) = \begin{bmatrix} \chi_M(2) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \quad \hat{\mathbf{x}}_2(2) = \begin{bmatrix} \chi_M(2) \\ \frac{\chi_M(2) - \chi_M(1)}{T} \\ 0 \end{bmatrix}; \quad \hat{\mathbf{x}}_3(2) = \begin{bmatrix} \chi_M(2) \\ \frac{\chi_M(2) - \chi_M(1)}{T} \\ 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{P}_{\chi 1}(2) = \begin{bmatrix} \sigma_\chi^2(2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{P}_{\chi 2}(2) = \begin{bmatrix} \sigma_\chi^2(2) & \frac{\sigma_\chi^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_\chi^2(2)}{T} & 2 \frac{\sigma_\chi^2(2)}{T^2} + a_2^2 \cdot T^2 & 0 \\ 0 & 0 & a_2^2 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{P}_{\chi 3}(2) = \begin{bmatrix} \sigma_\chi^2(2) & \frac{\sigma_\chi^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_\chi^2(2)}{T} & 2 \frac{\sigma_\chi^2(2)}{T^2} + a_3^2 \cdot T^2 & 0 \\ 0 & 0 & a_3^2 \end{bmatrix}.$$

Початкові умови для адаптивного фільтру при наявності вимірювань на двох тактах по координаті по осі M мають наступний вид:

$$\hat{\mu}_1(2) = \begin{bmatrix} \mu_M(2) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \quad \hat{\mu}_2(2) = \begin{bmatrix} \mu_M(2) \\ \frac{\mu_M(2) - \mu_M(1)}{T} \\ 0 \end{bmatrix}; \quad \hat{\mu}_3(2) = \begin{bmatrix} \mu_M(2) \\ \frac{\mu_M(2) - \mu_M(1)}{T} \\ 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{P}_{\mu 1}(2) = \begin{bmatrix} \sigma_\mu^2(2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{P}_{\mu 2}(2) = \begin{bmatrix} \sigma_\mu^2(2) & \frac{\sigma_\mu^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_\mu^2(2)}{T} & 2\frac{\sigma_\mu^2(2)}{T^2} + a_2^2 \cdot T^2 & 0 \\ 0 & 0 & a_2^2 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{P}_{\mu 3}(2) = \begin{bmatrix} \sigma_\mu^2(2) & \frac{\sigma_\mu^2(2)}{T} & 0 \\ \frac{\sigma_\mu^2(2)}{T} & 2\frac{\sigma_\mu^2(2)}{T^2} + a_3^2 \cdot T^4 & 0 \\ 0 & 0 & a_3^2 T^2 \end{bmatrix}.$$

Початкові ймовірності різних типів руху покладаються однаковими:

$$W_i(2) = 1 / M, \quad i = \overline{1, M}.$$

При розробці алгоритмів стеження, як правило, обмежуються розглядом області строба стеження, в яку має потрапити ціль. Зазвичай на практиці, при оцінюванні координат цілі в прямокутній системі координат, строб стеження представляють як прямокутник, розміри якого визначаються необхідною ймовірністю влучення в нього цілі.

Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання дозволяє виконати оптимізацію розмірів стробів супроводу на основі отриманих оцінок змінної перемикання $a_j(k)$. Очевидно, що зі збільшенням розмірів строба ймовірність зриву супроводу маневруючої мети зменшується, однак при цьому, підвищується ймовірність попадання в строб помилкових відміток та інших об'єктів, що також може призводити до зриву стеження. Поточний строб визначається з використанням характеристик помилок екстраполяції,

розрахованих для моделі руху цілі l , екстрапольована ймовірність якої є максимальною. Координати центру строба збігаються з екстрапольованим положенням геометричного центру цілі на поточному кроці:

$$\begin{aligned}\chi_e(k) &= \chi_l^*(k); \\ \mu_e(k) &= \mu_l^*(k).\end{aligned}\tag{2.55}$$

Розміри стробу залежать від лінійних розмірів еталонного зображення і помилок екстраполяції та позиціонування БПЛА:

$$S_{\chi l}(k) = \Delta_{\chi e}(k) + 2\gamma_1 \sqrt{D_{\chi l}(k)};\tag{2.56}$$

$$S_{\mu l}(k) = \Delta_{\mu e}(k) + 2\gamma_1 \sqrt{D_{\mu l}(k)},\tag{2.57}$$

де $\Delta_{\chi e}(k)$, $\Delta_{\mu e}(k)$ — лінійні розміри еталонного зображення на k -му кроці; $D_{\chi l}(k)$, $\sqrt{D_{\mu l}(k)}$ — дисперсії нев'язок, які розраховуються по формулам (2.53), (2.54); γ_1 — коефіцієнт, який регулює ймовірність потрапляння зображення БПЛА в строб.

Виявлення відсутності об'єкту у стробі супроводу виконується шляхом порівняння глобального екстремуму нормованої взаємної кореляційної функції R_{\max} із заданим порогом h_R :

$$R_{\max} \geq h_R,\tag{2.58}$$

При невиконанні умови (2.58) приймається рішення про відсутність цілі в стробі стеження. В цьому випадку розраховуються характеристики грубого стробу по формулам аналогічним (2.56), (2.57), в яких тип руху покладається $l=3$ (рух цілі з маневром) і використовується коефіцієнт $\gamma_2 > \gamma_1$. Але ж в якості центру стробу покладаються вимірювання положення БПЛА кореляційним методом $\chi_M(k-1)$, $\mu_M(k-1)$. Після цього відбувається повторний пошук цілі. Якщо ціль виявляється в грубому стробі, то відбувається оцінювання її координат. При відсутності цілі в грубому стробі оцінювання не проводиться і в якості апостеріорних використовуються екстрапольовані характеристики руху цілі і ймовірності видів руху. Також формується ознака невиявлення цілі на

поточному кадрі. Рішення про зрив стеження приймається при невиявленні цілі m_c разів поспіль в останніх оглядах.

2.5 Аналіз квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання шляхом статистичного моделювання

Аналіз розробленого алгоритму стеження виконаний з використанням середовища MATLAB. Траєкторія руху побудована МБПЛА в СК камери $X_c Y_c Z_c$. Формування траєкторій МБПЛА здійснювалось на основі моделі подібної до (2), з трьома основними видами руху. Кожна тестова траєкторія була розбита на сім інтервалів з певним типом руху, дані наведені в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 — Будова тестової траєкторії

Інтервал	Такти	Тип руху	Індекс типу руху
I	$1 \leq k \leq 8$	рівномірний рух	$j = 2$
II	$9 \leq k \leq 14$	маневр	$j = 3$
III	$15 \leq k \leq 19$	рівномірний рух	$j = 2$
IV	$20 \leq k \leq 24$	маневр «скидання швидкості»	$j = 3$
V	$25 \leq k \leq 32$	зависання	$j = 1$
VI	$33 \leq k \leq 38$	маневр	$j = 3$
VII	$39 \leq k \leq 45$	рівномірний рух	$j = 2$

Початкові параметри руху МБПЛА: $x_c(-1) = 110$ м, $\dot{x}_c(-1) = -20$ м/с, $\ddot{x}_c(-1) = 0$ м/с², $y_c(-1) = -25$ м, $\dot{y}_c(-1) = 0$ м/с, $\ddot{y}_c(-1) = 0$ м/с², $z_c(-1) = 300$ м, $\dot{z}_c(-1) = -20$ м/с, $\ddot{z}_c(-1) = 0$ м/с². Темп формування траєкторії МБПЛА $T = 0.3$ с.

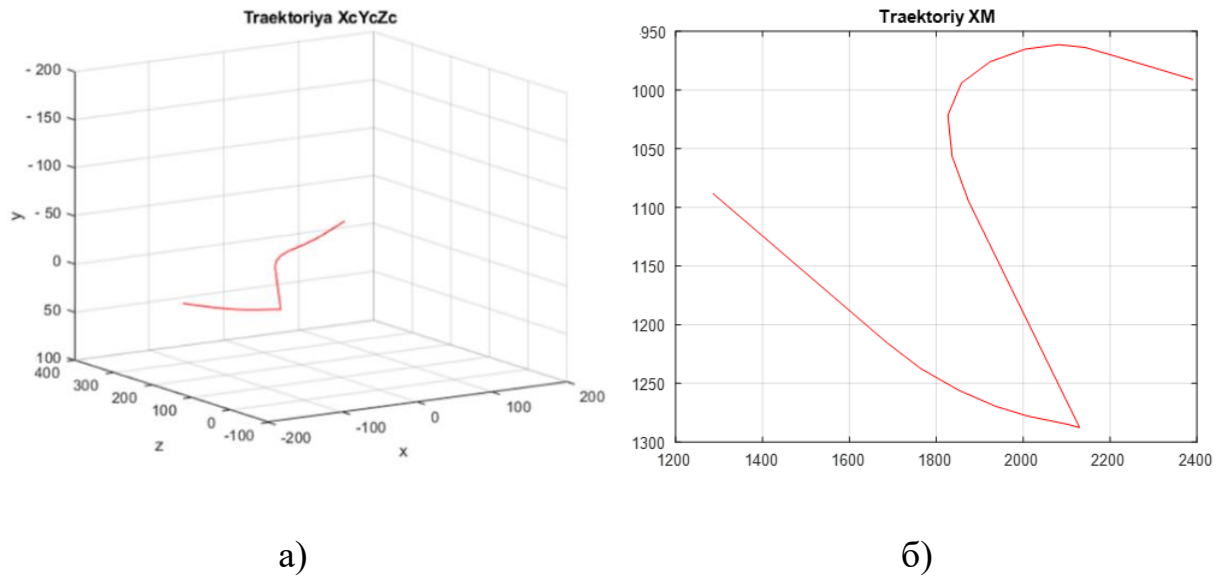


Рисунок 2.29 — Траєкторія руху МБПЛА в різних системах координат

Після визначення координат положення в СК камери розраховується його проекції в піксельній СК матриці камери, яка визначає координати точки в піксельних одиницях вимірювання. Розмір матриці камери 36мм на 24мм. Роздільна здатність камери 4К. Фокусна відстань $f = 12\text{мм}$. Типову тестову траєкторію руху МБПЛА в СК камери ХМ показано на рис.2.29.

Було встановлено оцінювання СКВ шумів збудження для різних типів руху МБПЛА: $a_1 = 1$ пікс./такт; $a_2 = 10$ пікс./с²; $a_3 = 60$ пікс./с³. Кореляційним методом встановлені помилки вимірювання прямокутних координат об'єкту $\sigma_\chi = \sigma_\mu = 0.7$ пікс. Кількість реалізацій метода Монте-Карло дорівнює 100.

На рис. 2.30 показані параметри руху маневруючого МБПЛА по осях X_c, Y_c СК камери. На рис. 2.31 показані параметри руху маневруючого МБПЛА по осях U, V СК кадра.

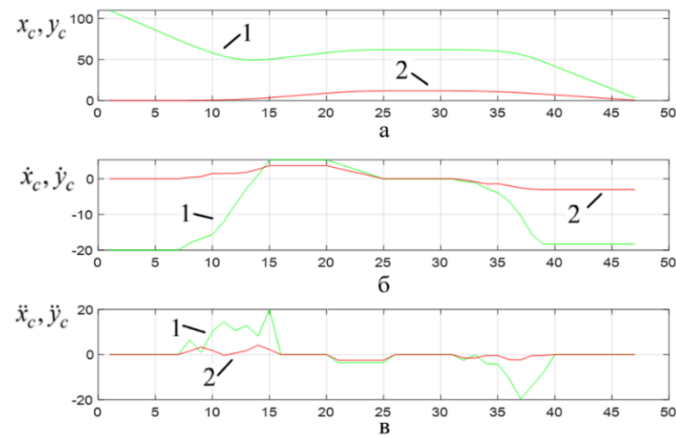


Рисунок 2.30 — Параметри руху маневруючого МБПЛА по осях X_c, Y_c СК камери

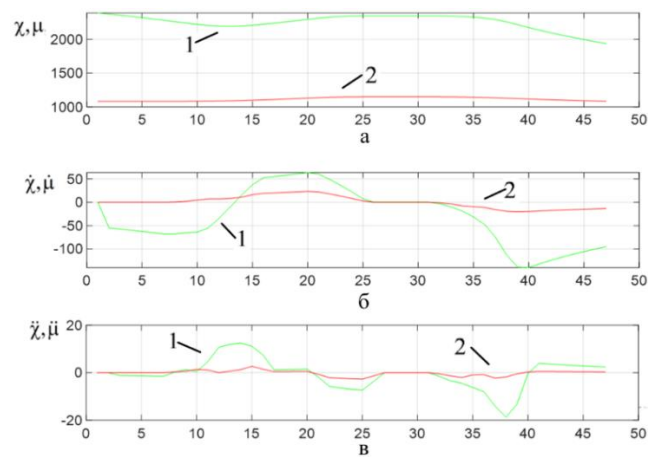


Рисунок 2.31 — Параметри руху маневруючого МБПЛА по осях X, M СК матриці камери

На рис. 2.32 зображено останній кадр фіксації траєкторії, в якому знаходиться МБПЛА з розміром 25x15 пікселів. Зображення кадру має спотворення у вигляді білого дискретного гаусівського шуму з СКВ $\sigma_n = 0.05$.



Рисунок 2.32 — Останній кадр, в якому знаходиться МБПЛА

На рис. 2.33 (а, б) зображено математичні очікування $\tilde{m}_\chi, \tilde{m}_\mu$ (криві-1) і СКВ $\tilde{\sigma}_\chi, \tilde{\sigma}_\mu$ (криві-2) похибок визначення координат МБПЛА кореляційним методом, що отримані шляхом статистичного моделювання. Також на рис. 2.33, (а, б) показано теоретичне СКВ σ_χ, σ_μ похибок визначення координат МБПЛА, яке використовується в адаптивному фільтрі (криві-3). Математичні очікування реальних похибок позиціонування МБПЛА на зображенні не перевищують встановленого СКВ в моделі вимірювання, що забезпечує працездатність адаптивного алгоритму.

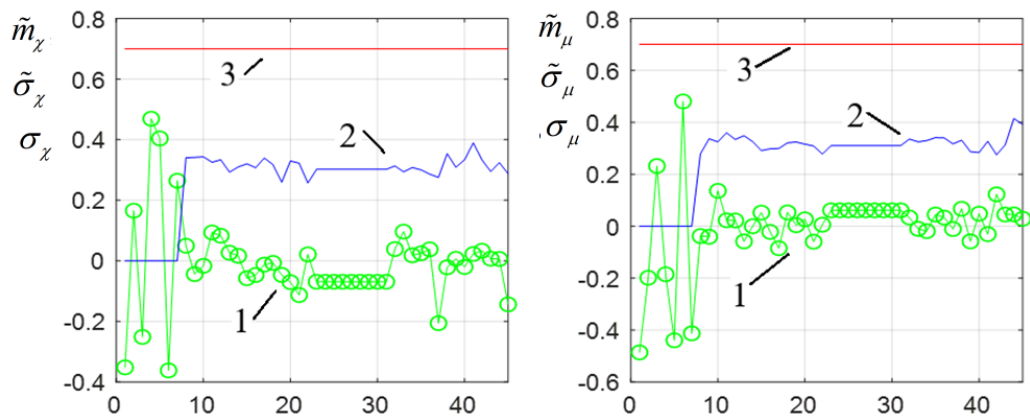
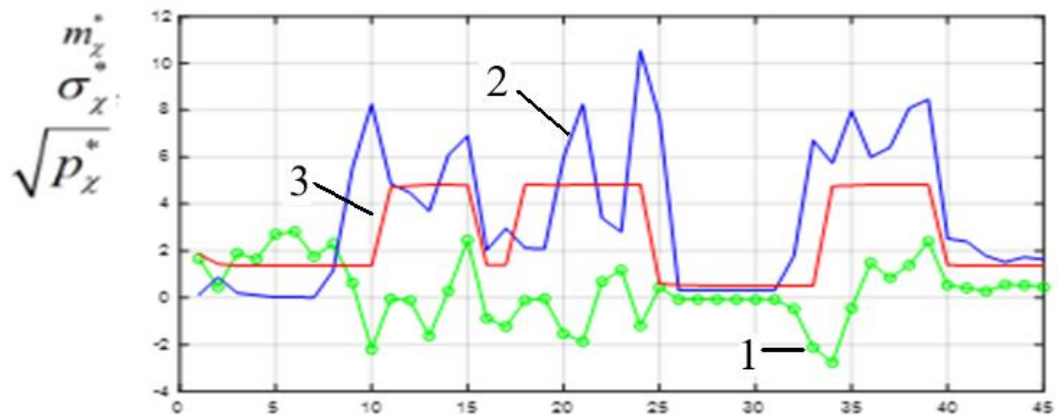
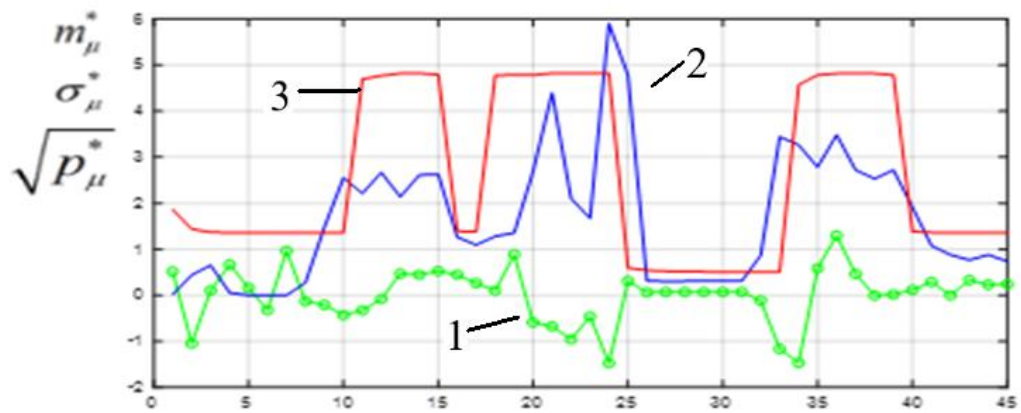


Рисунок 2.33 — Графіки СКВ похибок обчислення положення МБПЛА кореляційним алгоритмом

На рис.2.34 (а, б) показані мат. очікування m_χ^*, m_μ^* (криві-1) і СКВ $\sigma_\chi^*, \sigma_\mu^*$ — (криві-2) помилок прогнозу положення об'єкту, що визначені методом Монте-Карло та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_\chi^*}, \sqrt{p_\mu^*}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. Математичне очікування реальних похибок прогнозу добре корегується з СКВ похибок прогнозу, розрахованими фільтром, що свідчить про коректну роботу алгоритму. На ділянках майже рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром. На ділянках зависання МБПЛА можна досягти підвищення точності прогнозування його положення в 6.5 разів. Це дозволяє формувати строби супроводження адекватно поточній ситуації.



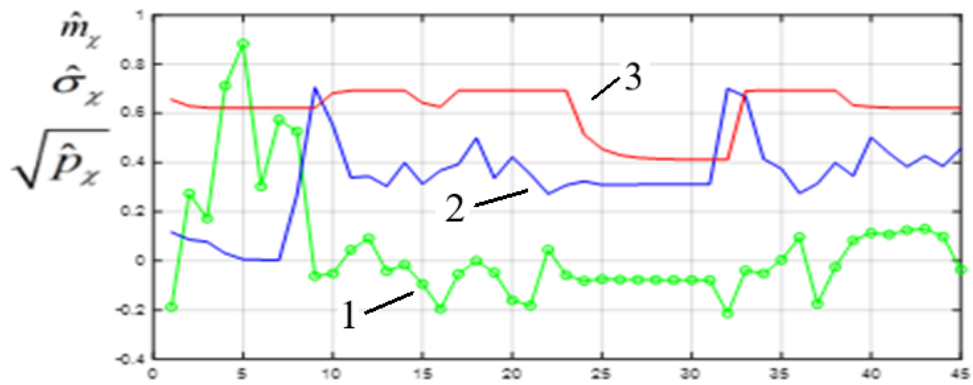
а)



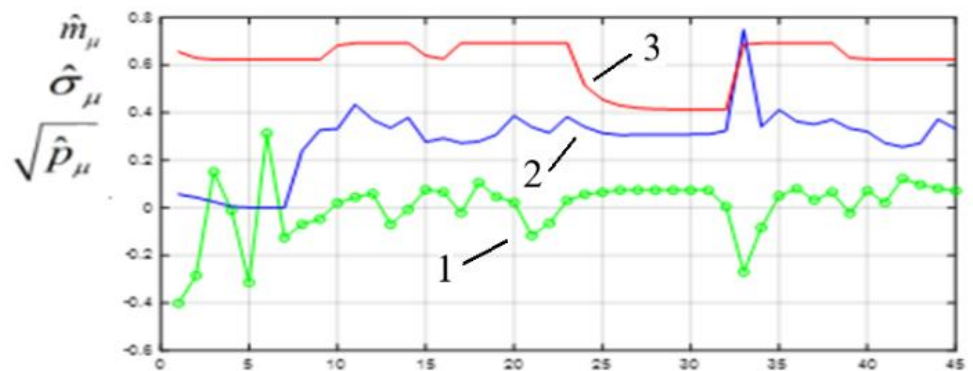
б)

Рисунок 2.34 — Графіки математичних очікувань і СКВ помилок оцінки положення МБПЛА, розрахованих адаптивним алгоритмом

На рис. 2.35 (а, б) показані математичні очікування $\hat{m}_\chi, \hat{m}_\mu$ (криві-1) і $\hat{\sigma}_\chi, \hat{\sigma}_\mu$ (криві-2) помилок оцінки положення об'єкту, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_\chi}, \sqrt{\hat{p}_\mu}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. Фактичні та розраховані фільтром СКВ помилок оцінок узгоджені між собою, що свідчить про адекватну роботу алгоритму.



а)



б)

Рисунок 2.35 — Графіки математичних очікувань і СКВ помилок прогнозу положення МБПЛА, розраховані адаптивним алгоритмом

На рис. 2.36 показані ймовірності p_{m1} (крива-1), p_{m2} (крива-2), p_{m3} (крива-3) розпізнавання адаптивним алгоритмом різних типів руху МБПЛА: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром. Адаптивний алгоритм забезпечує розпізнавання першого і другого типів руху МБПЛА з ймовірностями не нижче 0.9.

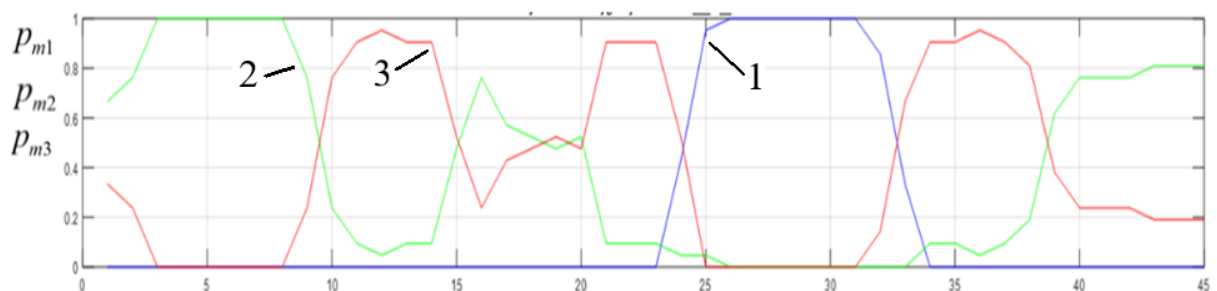


Рисунок 2.36 — Ймовірності розпізнавання адаптивним алгоритмом різних видів руху МБПЛА

Ймовірності зриву стеження МБПЛА p_z , ймовірності хибного супроводу МБПЛА p_{xc} , математичні очікування m_t і СКВ σ_t кількості тактів істинного супроводу МБПЛА при різних значеннях СКВ похибки шуму σ_n для тестового зображення МБПЛА розміром 10 на 6 пікселів представлені в таблиці 2.5. Дані обчислені за допомогою методу Монте-Карло.

Зрив супроводу визначається алгоритмом за умови, що коефіцієнт взаємної кореляції приймає значення менше порогового рівня протягом трьох тактового періоду. Прийняття рішення про хибний супровід визначається, якщо справджується умова виходу тестового зображення за межі стробу супроводу на інтервалі з трьох послідовних тактів. У процесі розрахунку математичного очікування m_t і СКВ σ_t приймається до уваги винятково час істинного супроводу МБПЛА. Було проведено 100 експериментів.

При значеннях $\sigma_n = 0.1$ ($h^2 = 24$ дБ) розроблений алгоритм реалізує низьку ймовірність зриву супроводу МБПЛА. При значеннях $\sigma_n > 0.2$ ($h^2 = 18$ дБ) зростає ймовірність хибного супроводу об'єкту p_{xc} . Причиною останнього явища є зменшення максимуму взаємної кореляційної функції зашумлених еталону і поточного зображень. Як наслідок, алгоритм виконує захоплення хибних максимумів взаємної кореляційної функції, які створені завадою і слідкує за ними. При $\sigma_n = 0.3$ ($h^2 = 14$ дБ) супровід тестового зображення пікселів стає неможливим.

Таблиця 2.5 — Ймовірності зриву супроводження МБПЛА

σ_n	0.01	0.05	0.1	0.2	0.3
p_z	0.033	0.067	0.067	0	0
p_{xc}	0	0	0.067	0.17	1
m_t	44.6	42.1	42.1	37.71	4.81
σ_t	1.81	4.6	8.3	10.4	3.1

Висновки до розділу 2

1. З використанням розробленої на основі проективної моделі відеокамери методики розрахунку траєкторії руху і характеристик зображення мало-розмірного МБПЛА на послідовності кадрів можуть бути розраховані його прискорення по осях СК матриці камери, що дозволяє адекватно визначити параметри маневру цілі в алгоритмах супроводження МБПЛА на послідовності кадрів. Отримана методика може бути використана при імітаційному моделюванні для оцінки ефективності алгоритмів виявлення і супроводження МБПЛА.

2. Метод кореляційного пошуку реалізує субпіксельну точність визначення координат МБПЛА на зображенні з фоновим некорельованим гаусівським шумом. СКВ похибки позиціонування при зниженні вихідного ВСШ менше, ніж 16 дБ показує суттєвий зріст. Зашумленість зображення призводить до зменшення коефіцієнту кореляції зображень нижче, ніж 0.4, а також породжує додаткові локальні екстремуми. Як наслідок, розмір зображення (енергії сигнальної складової) є одним з вирішальних факторів, що, у цілому, суттєво впливає на точність і ефективність супроводу МБПЛА.

3. Синтезований на основі математичного апарату змішаних марківських процесів в дискретному часі оптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку є рекурентним і описує еволюцію спільних апостеріорних розподілів параметрів руху МБПЛА і дискретного компонента, що описує тип його руху. Оптимальний пристрій є багатоканальним і відноситься до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами. В оптимальному пристрої відсутнє зростання числа каналів у порівнянні з відомим оптимальним фільтром на основі байєсівського методу адаптивного оцінювання, що обумовлено марківською властивістю змішаного процесу.

4. В отриманому з використанням полігаусовської апроксимації апостеріорних розподілів квазіоптимальному алгоритмі адаптивного оцінювання

параметрів руху маневруючого БПЛА з використанням кореляційного пошуку поряд із задачею оцінювання параметрів траєкторії, також вирішується задача розпізнавання різних видів руху МБПЛА. За обома осями СК матриці камери виконується оцінювання параметрів руху адаптивними фільтрами третього порядку, які пов'язані між собою спільним блоком обрахунку апостеріорних ймовірностей типів руху об'єкту. Виявлення об'єкту у стробі супроводу виконується способом порівняння глобального екстремуму нормованої взаємної кореляційної функції із заданим пороговим значенням. У випадку невиявлення об'єкту відбувається його повторний пошук у грубому стробі, сформованому виходячи із гіпотези руху з маневром.

5. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання з ймовірностями не нижче 0.9 забезпечує розпізнавання зависання і майже рівномірний рух МБПЛА, що дозволяє будувати строби супроводу адекватно поточній ситуації. На ділянках майже рівномірного руху і зависання МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 і 6.5 раз менше, ніж на ділянках руху з маневром. У свою чергу це дає можливість знизити ймовірність потрапляння в строб сторонніх об'єктів.

6. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання забезпечує низьку ймовірність зриву супроводу МБПЛА при вихідному ВСШ більше, ніж 18 дБ, що, відповідає практичним ситуаціям при супроводі розподіленого об'єкту. За умови, що ВСШ приймає значення менше, ніж 14 дБ, стеження за МБПЛА стає неможливим, що пов'язано зі зменшенням коефіцієнту взаємної кореляції зображень і появою рівновеликих хибних максимумів кореляційної функції, за якими і відбувається хибне стеження.

7. Розроблений метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери може бути застосований без суттєвих змін при використанні методів міжкадрової різниці та обчислення оптичного потоку для виявлення і вимірювання координат маневруючого МБПЛА.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО ОЦІНЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РУХУ МАНЕВРУЮЧОГО МБПЛА ЗА ДАНИМИ ДАЛЕКОМІРУ

3.1 Синтез оптимального і квазіоптимального алгоритмів адаптивного оцінювання та їх аналіз

Сучасні МБПЛА, відносяться до інтенсивно маневруючих об'єктів, які спроможні здійснювати різкі зміни напрямку руху, інтенсивні маневри, а також зависати і не рухатись у просторі. Це обумовлює необхідність розробки адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху БПЛА, які враховують її можливі маневри.

Для опису руху маневруючого об'єкта по дальності використовується лінійна дискретна стохастична динамічна система з випадковою структурою виду:

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

де $\mathbf{r}(k)$ — вектор стану, що містить параметри руху об'єкта по дальності; $\mathbf{F}_j(k, k-1)$, $\mathbf{G}_j(k)$ — матриці, що описують різні види руху; $\boldsymbol{\omega}(k)$ — некорельована послідовність гаусівських векторів з одиничною кореляційною матрицею.

Для опису типу структури моделі руху об'єкта (3.1), що відповідає певному виду маневру, застосовується змінна перемикування $a_j(k)$, $j = \overline{1, M}$. 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.

Рівняння спостереження далекоміру має вигляд:

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

де $\mathbf{r}^v(k)$ — вектор спостереження; $\mathbf{v}(k)$ — вектор помилок вимірювання з нульовим математичним очікуванням і кореляційною матрицею $\mathbf{R}(k)$; $\mathbf{H}(k)$ — матриця спостереження, яка є відомою.

Рівняння (3.1), (3.2) є вихідними для синтезу оптимального алгоритму траєкторної фільтрації БПЛА за даними далекоміру. У розглянутій постановці задачі, поряд з оцінкою невідомих параметрів руху об'єкта, має вирішуватись завдання розпізнавання виду його маневру. Тому синтезовані на основі рівнянь (3.1), (3.2) алгоритми відносяться до класу адаптивних.

Процес із випадковою структурою $\mathbf{r}(k)$ не належить до класу марківських процесів. Це значно ускладнює синтез алгоритмів оцінювання таких процесів і при використанні байєсівського методу адаптивного оцінювання призводить до фільтрів зі зростаючим числом каналів.

Однак цю проблему можна обійти при розгляді розширеного процесу $(\mathbf{r}(k), a_j(k))$, який належить до класу змішаних марківських процесів у дискретному часі [113]. При цьому оптимальний алгоритм оцінювання неперервного компонента $\mathbf{r}(k)$ є частиною алгоритму оцінювання змішаного процесу $(\mathbf{r}(k), a_j(k))$.

Найбільш повне рішення задачі фільтрації полягає у визначенні апостеріорної щільності ймовірності фільтрованого процесу $W(\mathbf{r}(k), a_j(k)) = P(\mathbf{r}(k), a_j(k) / \Xi(k))$, де $\Xi(k) = \mathbf{r}^v(1), \dots, \mathbf{r}^v(k)$ — отримана послідовність вимірювань до k моменту включно. На її основі можуть бути визначені оцінки невідомих параметрів будь-якої функції втрат. На основі моделі (3.1), (3.2), наслідуючи методику, наведену в [100] оптимальний алгоритм фільтрації може бути представлений у вигляді:

$$W(\mathbf{r}(k), a_j(k)) = P(\mathbf{r}^v(k) / \mathbf{r}(k)) \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{r}(k) / \mathbf{r}(k-1), a_j(k)) \times \\ \times W(\mathbf{r}(k-1), a_i(k-1)) d\mathbf{r}(k-1) / P(\mathbf{r}^v(k) / \Xi(k-1)), \quad (3.3)$$

де $\Pi(\mathbf{r}(k) / \mathbf{r}(k-1), a_j(k))$ — умовна щільність ймовірності, що визначається за допомогою рівняння (3.1); $P(\mathbf{r}^v(k) / \mathbf{r}(k))$ — однокрокова функція правдоподібності, що визначається на підставі рівняння (3.2);

$P(\mathbf{r}^\nu(k) / \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, виконує роль нормувального множника. Рівняння (3.3) описує алгоритм нелінійної спільної фільтрації вектора стану $\mathbf{r}(k)$ і дискретного компоненту $a_j(k)$.

Застосовуючи теорему множення ймовірностей, перепишемо алгоритм (3.3) у вигляді системи рекурентних рівнянь:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (3.4)$$

$$W_j^*(\mathbf{r}(k)) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{r}(k) / \mathbf{r}(k-1), a_j(k)) \times \\ \times \Pi(\mathbf{r}(k) / \mathbf{r}(k-1)) W_i(\mathbf{r}(k-1)) d\mathbf{r}(k-1) d\mathbf{r}(k-1) / W_j^*(k); \quad (3.5)$$

$$W_j(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{r}(k), a_j(k)) W_j^*(\mathbf{r}(k)) / P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)); \quad (3.6)$$

$$W_j(k) = P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / P(\mathbf{r}^\nu(k) / \Xi(k-1)), \quad (3.7)$$

де $W_j^*(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}(k) / a_j(k), \Xi(k-1))$ — умовна екстрапольована щільність ймовірності вектора $\mathbf{r}(k)$ за умови $a_j(k)$; $W_j^*(k)$ — екстрапольована ймовірність $a_j(k)$; $W_j(k)$ — апостеріорні ймовірності $a_j(k)$; $W_j(\mathbf{r}(k))$ — умовна апостеріорна щільність ймовірності вектора $\mathbf{r}(k)$ за умови $a_j(k)$; $P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, що визначається за формулою:

$$P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) = \int_{-\infty}^{\infty} P(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{r}(k), a_j(k)) W_j^*(\mathbf{r}(k)) d\mathbf{r}(k); \quad (3.8)$$

$P(\mathbf{r}^\nu(k) / \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, що визначається за формулою:

$$P(\mathbf{r}^\nu(k) / \Xi(k-1)) = \sum_{j=1}^M P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k). \quad (3.9)$$

Початкові умови для алгоритму (3.4)–(3.7) мають вид:

$$W_i(\mathbf{r}(0), a_i(0)) = N(\hat{u}(0), \hat{P}(0)) p_i, \quad i = \overline{1, M}.$$

Синтезований алгоритм (3.4)–(3.7) є нелінійним. Рівняння (3.4), (3.7) використовуються для обчислення екстрапольованих $W_j^*(k)$ та апостеріорних $W_j(k)$ ймовірностей дискретних компонентів $a_j(k)$. Рівняння (3.5), (3.6) використовуються для обчислення умовних екстрапольованих $W_j^*(\mathbf{r}(k))$ та апостеріорних $W_j(\mathbf{r}(k))$ щільностей ймовірності неперервного компонента $\mathbf{r}(k)$. Особливість синтезованого алгоритму полягає у нерозривній зв'язаності рівнянь фільтрації та екстраполяції дискретного та безперервного компонентів між собою. Алгоритм фільтрації (3.4)–(3.7) визначає структуру оптимального пристрою. Оптимальний фільтр містить M каналів і відноситься до класу пристроїв зі зворотними зв'язками між каналами. Зворотні зв'язку між каналами обумовлені марківською властивістю змінної перемикавання $a_j(k)$.

Практична реалізація синтезованого оптимального алгоритму спільної фільтрації змішаного марківського процесу (3.4)–(3.7) зустрічає значні труднощі. Вони обумовлені вимогою великих обсягів пам'яті і швидкодії обчислювача при виконанні чисельного інтегрування багатовимірних щільностей ймовірностей. Тому представляє значний інтерес синтез квазіоптимальних алгоритмів фільтрації.

Квазіоптимальний адаптивний алгоритм можна отримати шляхом використанням гауссівської апроксимації умовних екстраполованих щільностей ймовірності $W_j^*(\mathbf{r}(k))$, $j = \overline{1, M}$ на кожному кроці k . При цьому квазіоптимальний алгоритм адаптивної фільтрації параметрів руху маневруючого об'єкта за даними далекоміра має вигляд:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (3.10)$$

$$\mathbf{r}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (3.11)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_j^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{P}}_i(k-1) \mathbf{F}_j^T(k, k-1) + \mathbf{G}_j(k) \mathbf{G}_j^T(k) + \right. \\ & \left. + (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) - \mathbf{r}_j^*(k)) (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) - \mathbf{r}_j^*(k))^T \right\} \times \\ & \times \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (3.12)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_j(k) = \mathbf{r}_j^*(k) + \mathbf{K}_j(k) (\mathbf{r}^\nu(k) - \mathbf{H}(k) \mathbf{r}_j^*(k)); \quad (3.13)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T(k) (\mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k))^{-1}; \quad (3.14)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j^*(k); \quad (3.15)$$

$$W_j(k) = P(y(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / P(y(k) / \Xi(k-1)), \quad (3.16)$$

де $\mathbf{r}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{r}}_j(k)$, $\mathbf{P}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ — математичні очікування та кореляційні матриці умовних щільностей ймовірності $W_j^*(\mathbf{u}(k))$, $W_j(\mathbf{u}(k))$; $\mathbf{K}_j(k)$ — коефіцієнт підсилення j -го каналу квазіоптимального пристрою; $P(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{r}(k), a_j(k)) = N(\mathbf{H}(k) \mathbf{r}_j^*(k), \mathbf{D}_j(k))$; $\mathbf{D}_j(k)$ — розраховується за формулою:

$$\mathbf{D}_j(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k). \quad (3.17)$$

Початкові умови для квазіоптимального алгоритму фільтрації (3.10)–(3.16) мають вигляд:

$$\hat{\mathbf{r}}_i(0) = \hat{\mathbf{r}}(0), \hat{\mathbf{P}}_i(0) = \hat{\mathbf{P}}(0), W_i(0) = p_i, i = \overline{1, M}.$$

Квазіоптимальний алгоритм (3.10)–(3.16) є нелінійним. На відміну від оптимального алгоритму, при його реалізації обчислюються лише перший і другий моменти умовних апостеріорних розподілів. При цьому апостеріорна щільність ймовірності $W(\mathbf{r}(k))$ при переході на наступний крок фільтрації апроксимується сумою M гаусівських щільностей. Синтезований квазіоптимальний фільтр також включає M каналів і відноситься до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами.

Аналіз точносних характеристик синтезованого алгоритму оцінювання параметрів руху МБПЛА з розпізнаванням різних видів руху виконаний за

допомогою статистичного моделювання на ЕОМ. Модель руху БПЛА 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 $\mathbf{r}^T(k) = (r(k), \dot{r}(k), \ddot{r}(k))$ включає координати положення, швидкості і прискорення по дальності.

Матриці, що входять в модель руху (3.1) мають вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_1(k, k-1) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_2(k, k-1) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_3(k, k-1) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{G}_1(k) &= \begin{bmatrix} a_1 \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_2(k) = \begin{bmatrix} \frac{a_2 \cdot T^2}{2} \\ a_2 \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_3(k) = \begin{bmatrix} \frac{a_3 \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_3 \cdot T^2}{2} \\ a_3 \cdot T \end{bmatrix}; \end{aligned} \quad (3.18)$$

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

Тестова траєкторія руху БПЛА включає такти $1 \leq k \leq 182$, розбита на п'ять інтервалів з певним типом руху, дані наведені в таблиці 3.1. Темп формування траєкторії МБПЛА $T = 0.1$ с.

Таблиця 3.1 — Будова тестової траєкторії

Інтервал	Такти	Тип руху	Індекс типу руху
I	$2 \leq k \leq 47$	рівномірний рух	$j = 2$
II	$48 \leq k \leq 77$	маневр «скидання швидкості»	$j = 3$
III	$78 \leq k \leq 119$	зависання	$j = 1$
IV	$120 \leq k \leq 141$	маневр «прискорення»	$j = 3$
V	$142 \leq k \leq 183$	рівномірний рух	$j = 2$

На рис. 3.1 показано залежність зміни параметрів руху БПЛА: дальності $r(k)$, швидкості $r'(k)$, прискорення $r''(k)$, а також типи руху $a_j(k)$. За значеннями швидкості і прискорення також легко визначаються ділянки з різними типами руху БПЛА.

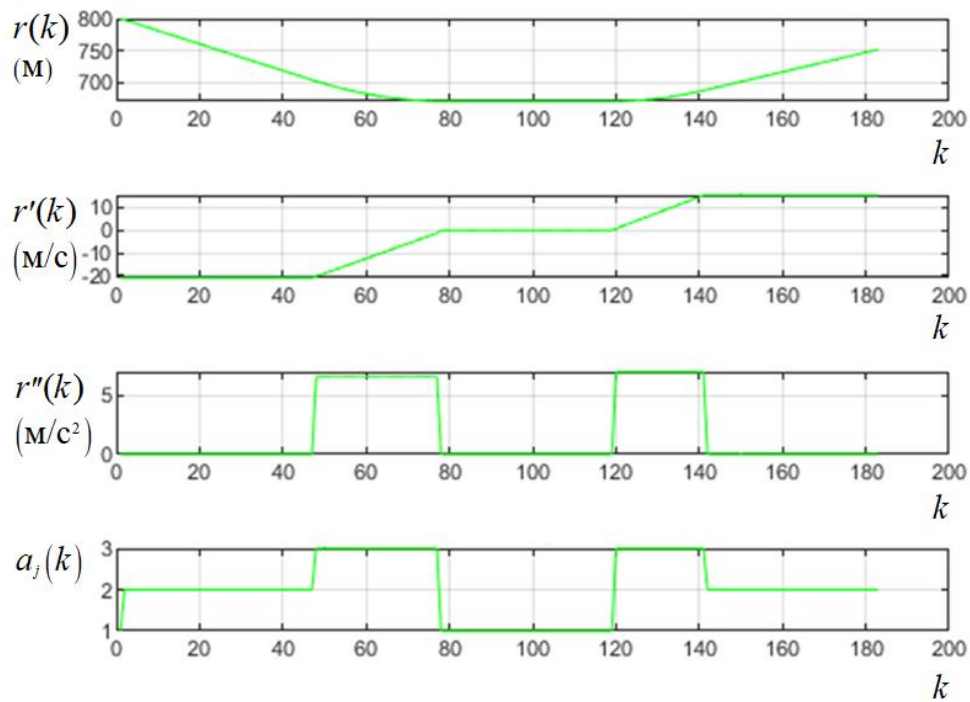


Рисунок 3.1 — Залежність зміни параметрів руху БПЛА на проміжку 180 тактів

Перевірка алгоритму (3.10)–(3.16) була проведена для дальноміру, що вимірює дальність. Помилка вимірюванні дальності $\sigma_r=0.5$ м. Кількість реалізацій метода Монте-Карло дорівнює 100.

На рис. 3.2, а показані математичні очікування m_r^* (криві-1) і СКВ σ_r^* (криві-2) помилок прогнозу дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_r^*}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.2, б показані математичні очікування $m_{r'}^*$ (криві-1) і СКВ $\sigma_{r'}^*$ (криві-2) помилок прогнозу швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та

СКВ помилок прогнозу швидкості $\sqrt{p_r^*}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки прогнозу добре корегується з СКВ похибок прогнозу, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. На ділянках майже рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок прогнозу дальності на 70 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 3.8 раз менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність прогнозування в 2 рази.

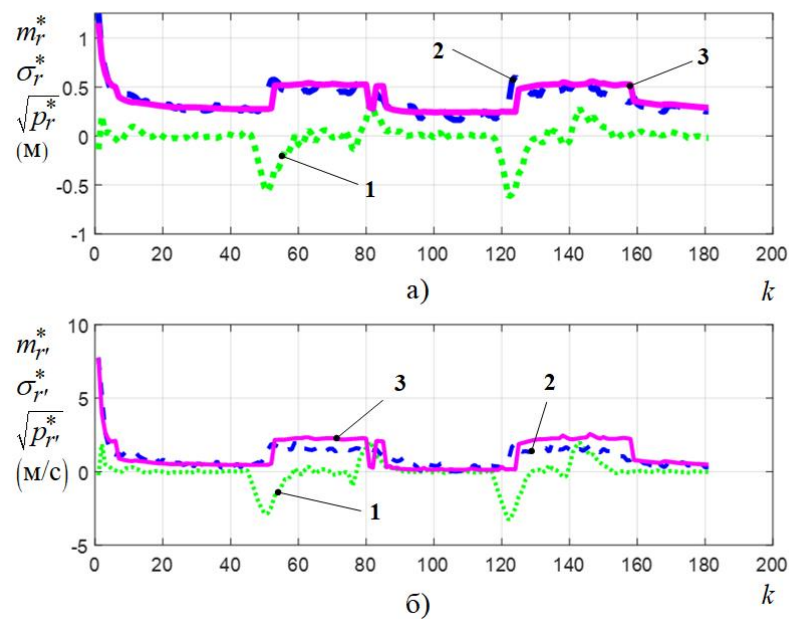


Рисунок 3.2 — Помилки прогнозу дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра

На рис. 3.3, а показані математичні очікування \hat{m}_r (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_r$ (криві-2) помилок оцінки дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_r}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.3, б показані математичні очікування $\hat{m}_{r'}$ (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_{r'}$ (криві-2) помилок оцінки швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок швидкості $\sqrt{\hat{p}_{r'}}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки оцінки добре корегується з СКВ похибок оцінки, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. На ділянках

майже рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок оцінки дальності на 40 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 3.3 раз менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність оцінювання на 50 %.

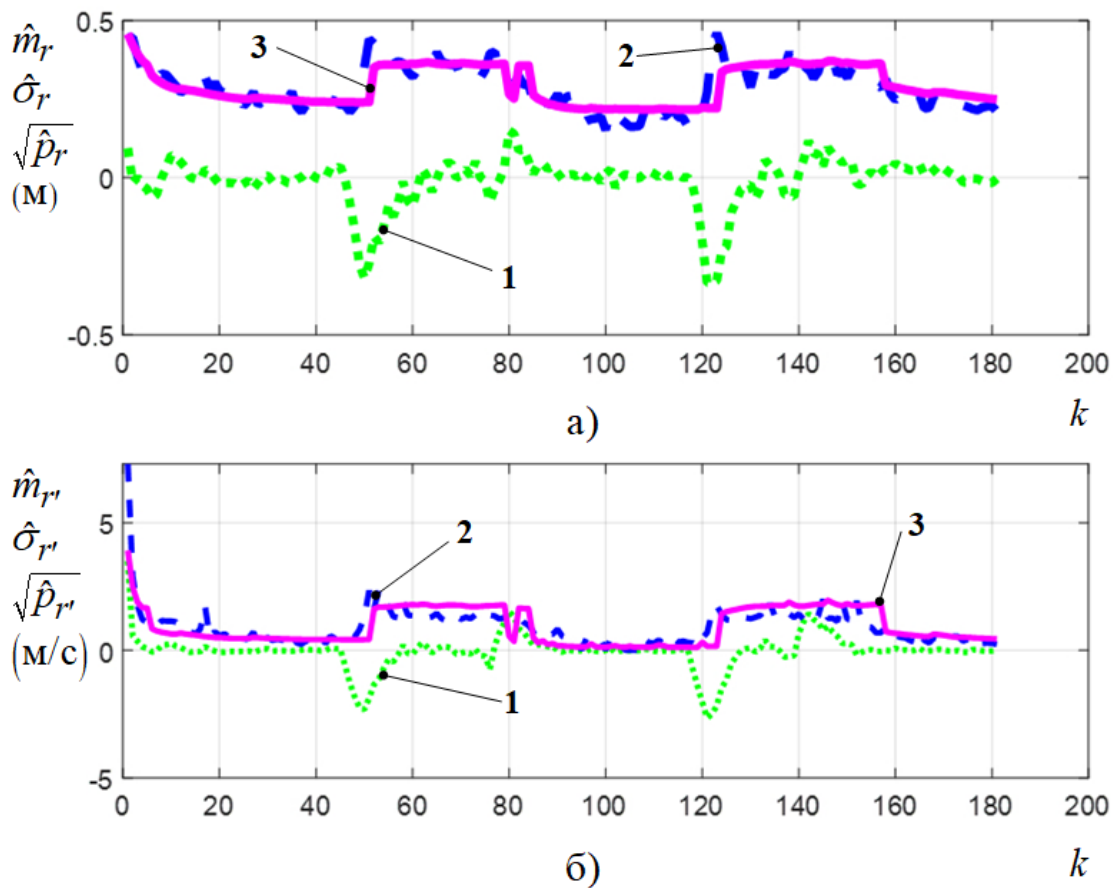


Рисунок 3.3 — Помилки оцінки дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра

На рис. 3.4 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 ймовірність розпізнавання різних видів руху БПЛА близьку до одиниці.

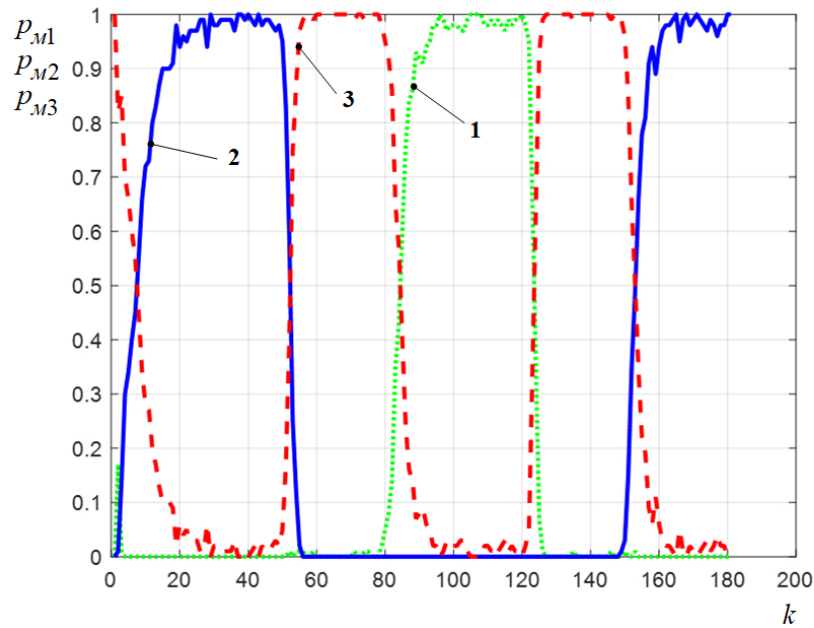


Рисунок 3.4 — Ймовірності визначення типу руху БПЛА на основі при використанні адаптивного фільтра

3.2 Розробка адаптивного алгоритму з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтра

Враховуючи високий темп надходження даних, для реалізації синтезованих алгоритмів потрібні, все ж таки, значні обчислювальні витрати. Для спрощення синтезованого квазіоптимального алгоритму (3.10)–(3.16) може бути використаний метод фіксації (заморожування) значень коефіцієнтів підсилення каналів квазіоптимального фільтра. Даний метод заснований на тому, що точнісні характеристики каналу адаптивного фільтра, що відповідає істинному значенню дискретного компонента $a_j(k)$, сходяться в середньоквадратичному сенсі до точних характеристик неадаптивного алгоритму, що налаштований на істинне значення невідомого параметра [100, 113]. Оптимальним алгоритмом фільтрації для стаціонарних ділянок сигналу є лінійний фільтр Калмана, який після завершення перехідного режиму виходить на стаціонарну ділянку роботи. При використанні методу заморожування коефіцієнти підсилення каналів квазіоптимального фільтра, $K_j(k)$, $j=\overline{1,M}$ вважаються рівними значенням коефіцієнтів підсилення

відповідних фільтрів Калмана в стаціонарному режимі роботи і надалі не перераховуються.

Спрощений квазіоптимальний алгоритм фільтрації описується рівняннями:

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (3.19)$$

$$\mathbf{r}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (3.20)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_j(k) = \mathbf{r}_j^*(k) + \mathbf{K}_j(k) [\mathbf{r}^v(k) - \mathbf{H}(k) \mathbf{r}_j^*(k)]; \quad (3.21)$$

$$W_j(k) = P(\mathbf{r}^v(k) / a_j(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / \sum_{i=1}^M P(\mathbf{r}^v(k) / a_i(k), \Xi(k-1)) W_i^*(k). \quad (3.22)$$

Для реалізації алгоритму (3.19)–(3.22) в порівнянні з квазіоптимальним алгоритмом (3.10)–(3.16). Потрібно значно менше обчислювальних витрат, оскільки в останньому також розраховуються кореляційні матриці $\mathbf{P}_j^*(k)$, $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ та коефіцієнти посилення $\mathbf{K}_j(k)$, $j=\overline{1, M}$. Структура та зворотні зв'язки між каналами спрощеного фільтра при обміні оцінками $\hat{\mathbf{r}}_j(k)$, $j=\overline{1, M}$ зберігаються такими ж, як і у квазіоптимального фільтра (3.10)–(3.16).

За допомогою статистичного моделювання на ЕОМ було виконано аналіз алгоритму (3.19)–(3.22).

На рис. 3.5, а показані математичні очікування m_r^* (криві-1) і СКВ σ_r^* (криві-2) помилок прогнозу дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_r^*}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.5, б показані математичні очікування $m_{r'}^*$ (криві-1) і СКВ $\sigma_{r'}^*$ (криві-2) помилок прогнозу швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок швидкості $\sqrt{p_{r'}^*}$ (криві-3), які обчислені фільтром.

Математичне очікування реальної похибки прогнозу добре корегується з СКВ похибок прогнозу, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну

роботу алгоритму. На ділянках майже рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок прогнозу дальності в 3 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 7 раз. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність прогнозування в 5 раз.

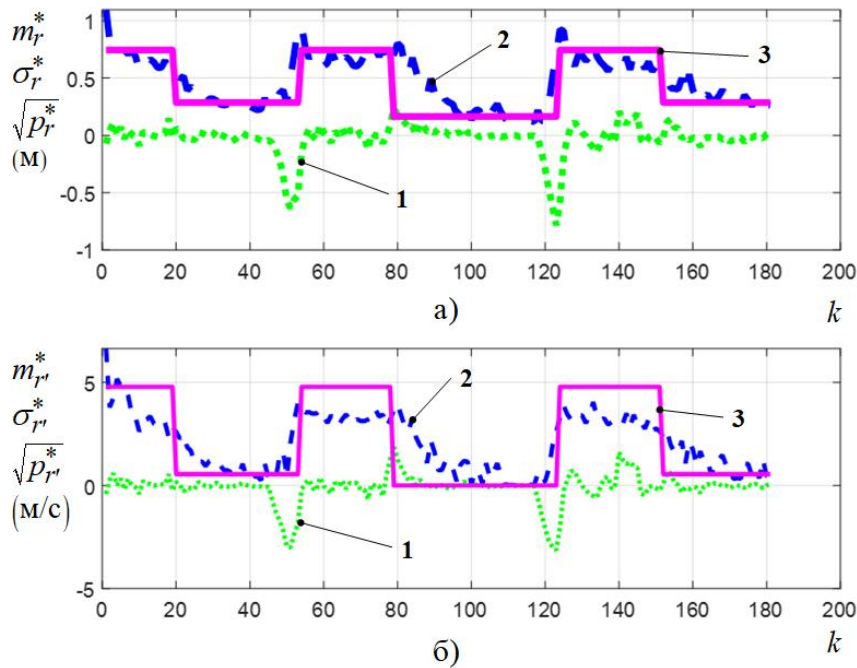


Рисунок 3.5 — Помилки прогнозу дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра з фіксованими коефіцієнтами

На рис. 3.6, а показані математичні очікування \hat{m}_r (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_r$ (криві-2) помилок оцінки дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_r}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.6, б показані математичні очікування $\hat{m}_{r'}$ (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_{r'}$ (криві-2) помилок оцінки швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок швидкості $\sqrt{\hat{p}_{r'}}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки оцінки добре корегується з СКВ похибок оцінювання, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. На ділянках майже рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок оцінки дальності на 60 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 6.4 раз

менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність оцінювання в 2 рази.

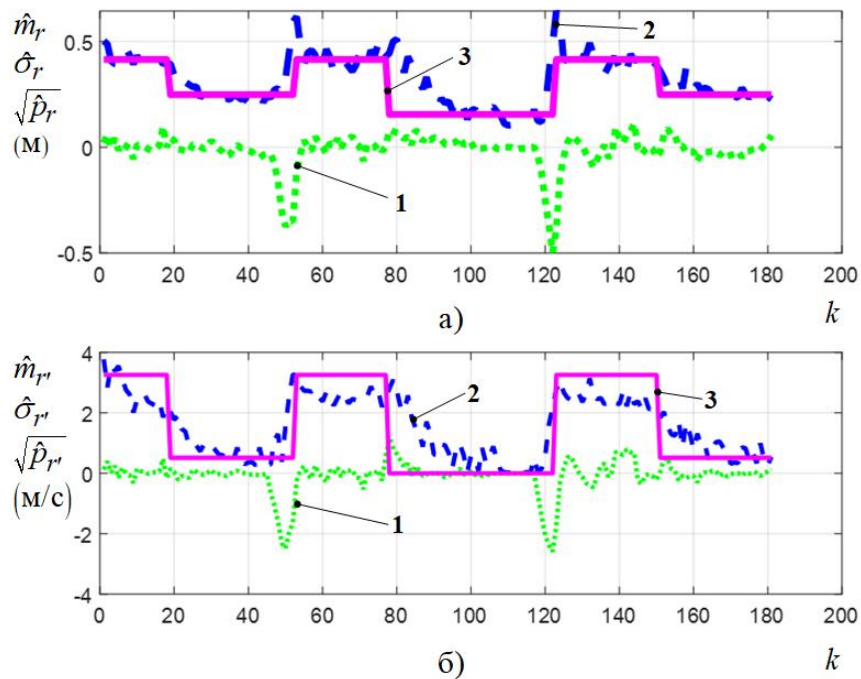


Рисунок 3.6 — Помилки оцінки дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра з фіксованими коефіцієнтами

Як випливає з рис. 3.5 і рис. 3.6 адаптивний алгоритм з постійними коефіцієнтами має точносні характеристики близькі з квазіоптимальним адаптивним алгоритмом (3.10)–(3.16). Спостерігається наявність перехідних режимів роботи встановлення помилки оцінки при переході від руху з маневром до руху без маневру і зависання. В стаціонарних режимах роботи точносні характеристики алгоритмів співпадають.

На рис. 3.7 показані ймовірності p_{m1} (криві-1), p_{m2} (криві-2), p_{m3} (криві-3) розпізнавання адаптивним алгоритмом з постійними параметрами різних видів руху МБПЛА: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром. Адаптивний алгоритм забезпечує високу ймовірність розпізнавання різних видів руху БПЛА. У порівнянні з квазіоптимальним адаптивним алгоритмом (3.10)–(3.16) спостерігається незначне зменшення ймовірності розпізнавання рухів першого і другого типів в перехідних режимах роботи.

За використання спрощеного алгоритму час розпізнавання рівномірного руху та зависання зростає на 20–40 %. Проте, з урахуванням того, що тривалість ділянки стаціонарного режиму, як правило, на порядок вище часу розпізнавання, то така затримка не призводить до суттєвого зниження якості фільтрації. Час розпізнавання у розглядуваних алгоритмах практично однаковий.

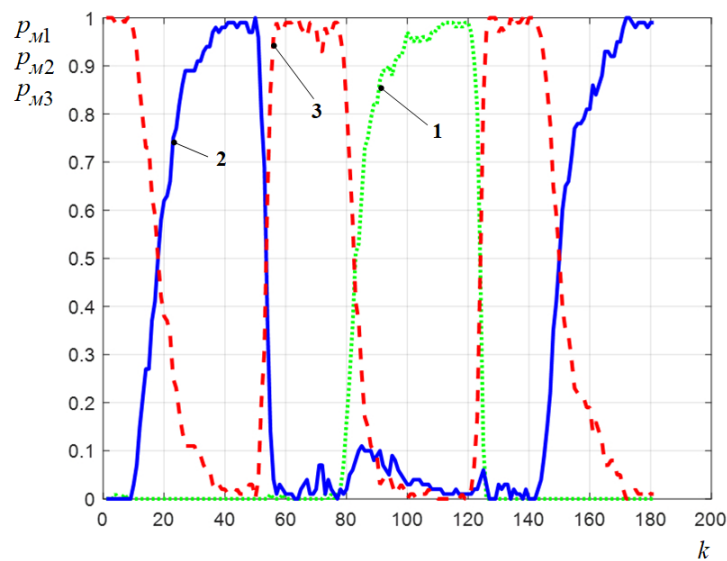


Рисунок 3.7 — Ймовірності визначення типу руху БПЛА на основі при використанні адаптивного фільтра з фіксованими коефіцієнтами

Синтезовані квазіоптимальні алгоритми оцінювання стохастичних процесів із випадковою структурою є нелінійними навіть у випадку, коли для опису різних видів структури використовуються лінійні дискретні системи. Їх аналіз може бути виконаний лише за допомогою статистичного моделювання на ЕОМ. Тому цікавить розробка спрощених методик визначення точнісних характеристик оцінювання. Як вже зазначалося вище, точнісні характеристики каналу адаптивного фільтра, що відповідає справжньому значенню дискретного компонента, сходяться в середньоквадратичному сенсі до точнісних характеристик неадаптивного алгоритму, налаштованого на справжнє значення невідомого параметра [100, 113]. Оптимальним алгоритмом фільтрації для стаціонарних ділянок сигналу є лінійний фільтр

Калмана, який після завершення перехідного режиму виходить на стаціонарну ділянку роботи. Тому точність відповідних фільтрів Калмана можна розглядати як потенційно досягну для оцінок стохастичного процесу з випадковою структурою.

На рис. 3.8 (а) наведено СКВ помилок прогнозу дальності $\sqrt{p_{1r}^*}$, $\sqrt{p_{2r}^*}$, $\sqrt{p_{3r}^*}$, а на рис. 3.8 (б) СКВ помилок прогнозу швидкості $\sqrt{p_{1r'}^*}$, $\sqrt{p_{2r'}^*}$, $\sqrt{p_{3r'}^*}$, які обчислені фільтрами Калмана при використанні трьох розглянутих вище моделей руху. На рис. 3.9 (а) наведено СКВ помилок оцінки дальності $\sqrt{\hat{p}_{1r}}$, $\sqrt{\hat{p}_{2r}}$, $\sqrt{\hat{p}_{3r}}$, а на рис. 3.9 (б) СКВ помилок оцінки швидкості $\sqrt{\hat{p}_{1r'}}$, $\sqrt{\hat{p}_{2r'}}$, $\sqrt{\hat{p}_{3r'}}$, котрі обчислені фільтрами Калмана при використанні трьох розглянутих вище моделей руху.

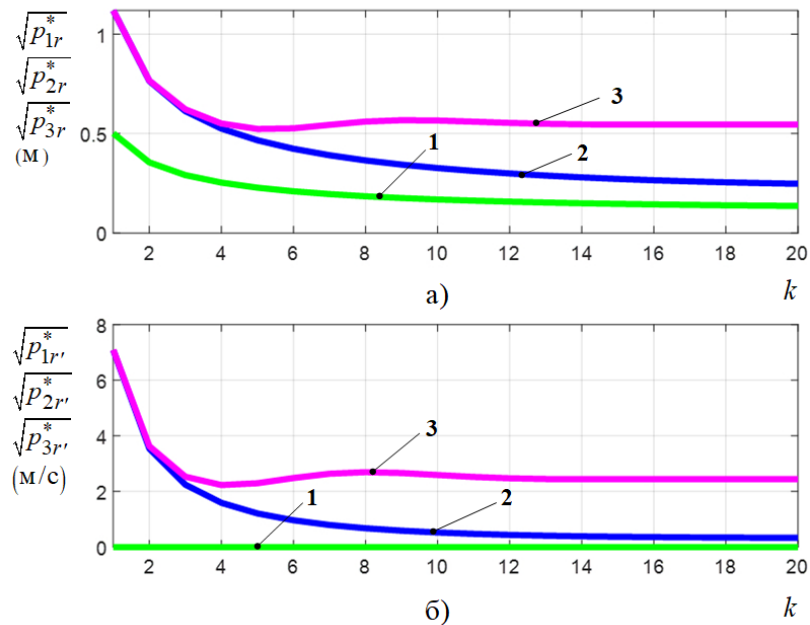


Рисунок 3.8 — Помилки прогнозу дальності та швидкості, які обчислені фільтрами Калмана при використанні трьох моделей руху

Потенційний вииграш в точності прогнозу дальності при зависанні складає близько 4.2 раз, а при рівномірному русі близько 2.3. Потенційний вииграш в точності прогнозу швидкості при рівномірному русі близько 7.3 раз.

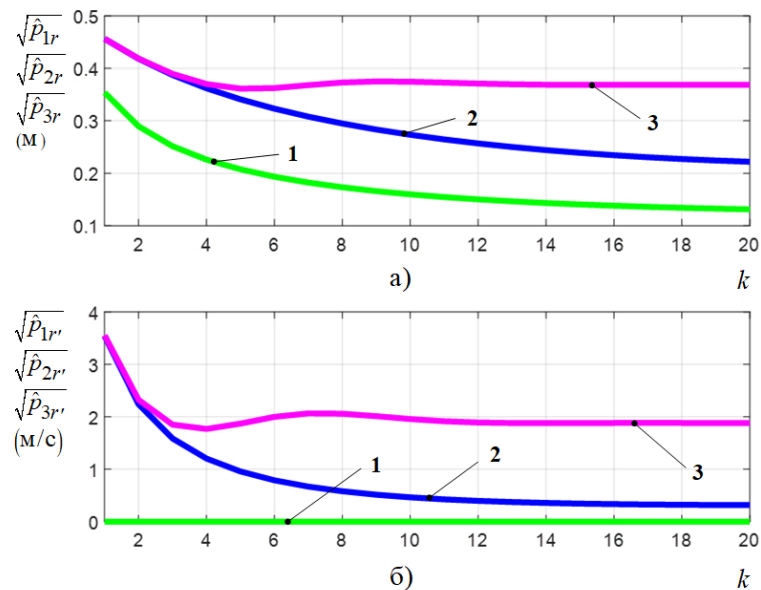


Рисунок 3.9 — Помилки оцінки дальності та швидкості, які обчислені фільтрами Калмана при використанні трьох моделей руху

На рис. 3.8, 3.9 можна виділити перехідний і стаціонарний ділянки роботи фільтра Калмана. Потенційний вииграш в точності оцінювання дальності при зависанні складає близько 2.8 раз, а при рівномірному русі вииграш складає 60 %. Потенційний вииграш в точності оцінювання швидкості при рівномірному русі близько 6 раз. Довжина перехідних ділянок роботи калманівського фільтру також може бути використана для оцінки перехідних режимів роботи адаптивного алгоритму.

Оцінимо вимоги до необхідного обсягу обчислень і пам'яті при реалізації запропонованих алгоритмів адаптивної фільтрації на ЕОМ, що працюють у реальному масштабі часу [117, 118]. У цьому випадку однією з основних характеристик алгоритму є час обчислень, витрачений на один крок фільтрації.

Цей час визначається як швидкодією ЕОМ, так і загальною кількістю операцій, необхідних для обчислення за формулами. Точніша оцінка потребує знання системи команд конкретної ЕОМ, на якій реалізується фільтр. Проте при порівнянні різних способів організації обчислювального процесу в задачах фільтрації першим і досить добрим наближенням для часу обчислень може слугувати необхідна кількість операцій множення (ділення). Ці операції

виконуються повільніше, ніж операції додавання, тому основний час витрачається саме на виконання цих операцій. Необхідний обсяг пам'яті ОЗП визначається розмірністю відповідних векторів і матриць, що входять до рівнянь алгоритму. Ці дані наведені в таблиці 3.2

Таблиця 3.2 — Потенційна кількість ресурсів обчислення

Змінна	Розмір	Потрібна кількість комірок ОЗП
$\hat{\mathbf{r}}_j(k)$	$n \times 1$	n
$\mathbf{F}_j(k, k-1)$	$n \times n$	n^2
\mathbf{K}_j	$n \times s$	ns
$\mathbf{r}^v(k)$	$s \times 1$	s
$\mathbf{H}(k)$	$s \times n$	sn
$\hat{\mathbf{P}}_j(k)$	$n \times n$	n^2
$\mathbf{R}(k)$	$s \times s$	s^2
$\mathbf{P}_j^*(k)$	$n \times n$	n^2
$\mathbf{G}_j(k)$	$n \times r$	nr
$\mathbf{r}_j^*(k)$	$n \times 1$	n

З урахуванням основних правил матричної алгебри можна розрахувати кількість операцій множення (і додавання), необхідних для обчислення оптимальної оцінки фільтрації за один крок. Передбачається, що обернення матриць виконується за стандартним алгоритмом Гауса.

В наших розрахунках $n = 3, s = 1, r = 1$. Одразу підставимо $s = 1, r = 1$ оскільки вони мають найменший вплив за поточних значень отримаємо:

Загальна кількість операцій множення на один такт фільтрації:

$$M(n) = 57n^3 + 63n^2 + 48n + 3. \quad (3.23)$$

Загальна кількість операцій додавання на один такт фільтрації:

$$A(n) = 21n^3 + 12n^2 + 18n + 3. \quad (3.24)$$

Як видно з наведених співвідношень, обсяг обчислень пропорційний кубу розмірності системи. Виникає нагальна потреба у розробці алгоритмів які приводять до зменшення розмірності системи.

Вирази (3.23) і (3.24) отримані для випадку, коли всі обчислення виконуються в реальному масштабі часу. Однак, у разі фіксування елементів матричного коефіцієнта підсилення, вони розраховуються один раз та в подальшому не залежать від вимірювань.

У такому випадку в реальному масштабі часу потрібно обчислювати лише поточні оцінки. Отже, загальна кількість операцій множення і додавання при цьому зменшується до значень:

$$M_a(n) = 3n^2 + 15n; \quad (3.25)$$

$$A_a(n) = 9n^2 + 3n, \quad (3.26)$$

Неважко наближено порахувати виграші, які ми отримуємо у зв'язку з використанням підходу з фіксуванням коефіцієнтів, остаточно підставивши $n = 3$:

$$W_M = \frac{M}{M_a}, W_A = \frac{A}{A_a}, \quad (3.27)$$

де $W_M \approx 31.3$ — виграш в разях по операціях множення, $W_A \approx 8.1$ — виграш в разях по операціях додавання.

Тобто, виграш алгоритму з фіксуванням коефіцієнтів сягає 31 раз за операціями множення, так і у 8 разів за операціями додавання.

3.3 Розробка адаптивного алгоритму при наявності пропусків та хибних вимірювань

Особливостями роботи далекоміру є можливість пропусків у вимірюванні координат або появи хибних вимірювань. По-перше пропуски об'єкта обумовлені тим, що ймовірність правильного виявлення об'єкта, як правило менше одиниці. Ймовірність появи хибних вимірювань, ймовірність появи хибних вимірювань на інтервалі спостереження визначається хибною тривоною виявлювача. Необхідно відмітити, що МБПЛА є малорозмірним об'єктом. Для підвищення ймовірності виявлення БПЛА спосіб зниження порогового рівня виявлювача, в пристрої первинної обробки сигналів. У порівняно з іншими

методами даний спосіб не вимагає внесення змін в конструкцію радара. Але ж при цьому відбувається зростання ймовірності хибної тривоги.

Також діаграма направленості далекоміру є вузькою, щоб забезпечити потрапляння в неї саме одного визначеного об'єкта. Його напрямок визначається за даними відеокамери. За рахунок помилок визначення кутових координат об'єкта відеокамерою, можливі виходи об'єкта за межі діаграми направленості антени далекоміра.

Пропуски і хибні вимірювання також можливі за рахунок зникнення об'єкта за перешкодами.

Рух БПЛА по дальності стохастичною динамічною системою з випадковою структурою (3.1). Рівняння спостереження за наявності хибних вимірювань має вигляд:

$$\mathbf{r}^v(k) = b_m(k)(\mathbf{H}(k)\mathbf{r}(k) + \mathbf{v}_1(k)) + (1 - b_m(k))\mathbf{v}_0(k), \quad (3.28)$$

де $b_m(k)$, $m = \overline{0,1}$ — змінна перемикавання, що є бінарною випадковою послідовністю; $\mathbf{v}_1(k)$ — некорельована помилка вимірювання з нульовим математичним очікуванням і дисперсією $\mathbf{R}_1(k)$ при нормальному вимірюванні; $\mathbf{v}_0(k)$ — некорельована координата хибного вимірювання з математичним очікуванням $\mathbf{m}_0(k)$ і дисперсією $\mathbf{R}_0(k)$ при хибному вимірюванні.

Значення змінної перемикавання $b_m(k)$, $m = \overline{0,1}$ визначає вид вимірювань. При $b_1(k) = 1$ вимірювання нормальне. При $b_0(k) = 0$ вимірювання хибне. Будемо вважати, що значення змінної перемикавання $b_m(k)$, $m = \overline{0,1}$ на різних тактах статистично незалежні і відомі ймовірності їх появи q_m , $m = \overline{0,1}$.

Необхідно на основі моделі руху БПЛА (3.1) і рівняння спостереження (3.28) синтезувати оптимальний і квазіоптимальний алгоритми адаптивної фільтрації параметрів руху МБПЛА за даними далекоміру при наявності хибних вимірювань.

Застосовуючи методику розширення вектора стану фільтруемого процесу, розглянуту в [170], можна показати, що розширений процес, що

включає безперервний компонент $\mathbf{r}(k)$ і дискретні компоненти $a_j(k)$, $b_m(k)$ відноситься до класу змішаних марківських процесів в дискретному часі. Завдання синтезу оптимального алгоритму фільтрації зводиться до обчислення апостеріорної щільності ймовірності розширеного процесу $W(\mathbf{r}(k), a(k), b_m(k)) = P(\mathbf{r}(k), a_j(k), b_m(k) / \Xi(k))$, де $\Xi(k) = \mathbf{r}^v(1), \dots, \mathbf{r}^v(k)$ — отримана послідовність вимірювань до k -го моменту включно. Дотримуючись методики синтезу, розглянутої в підрозділі 3.1, оптимальний адаптивний алгоритм оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними далекоміру можна представити таких можна у наступному вигляді. Оскільки начення змінної перемикавання $b_m(k)$ є статистично незалежними, початковими умовами для k -го кроку оцінювання є апостеріорна щільність ймовірності $W(\mathbf{r}(k-1), a_i(k-1)) = W_i(\mathbf{r}(k-1))W_i(k-1)$. Тому оптимальний алгоритм екстраполяції змішаного процесу має вигляд:

$$W_m^*(k) = q_m; \quad (3.29)$$

$$W_j^*(k) = \sum_{i_j=1}^M \Pi_{i_j}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (3.30)$$

$$W_j^*(\mathbf{r}(k)) = \sum_{i_j=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(\mathbf{r}(k) / \mathbf{r}(k-1), a_j(k)) \times \\ \times W_i(\mathbf{r}(k-1)) d\mathbf{r}(k-1) / W_j^*(k). \quad (3.31)$$

Уточнення екстрапольованих розподілів відбувається після отримання вимірювання $\mathbf{r}^v(k)$. Умовні апостеріорна щільність ймовірності $W_{j1}(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}(k) / a_j(k), b_1(k), \Xi(k))$ і апостеріорна ймовірність $W_{j1}(k) = \mathbf{P}(a_j(k) | b_1(k), \Xi(k-1))$ розраховуються за умови отримання нормального вимірювання дальності (змінна перемикавання приймає значення $b_1(k) = 1$) за формулами:

$$W_{j1}(\mathbf{r}(k)) = P(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{r}(k), a_j(k), b_1(k)) W_j^*(\mathbf{r}(k)) / \\ / P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), b_1(k), \Xi(k-1)); \quad (3.32)$$

$$W_{j1}(k) = \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), b_1(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k) / \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / b_1(k), \Xi(k-1)); \quad (3.33)$$

де $P(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{r}(k), a_j(k), b_1(k))$ — умовна щільність ймовірності, що розраховується на основі рівняння (3.2) і є гаусівською $N(0, \mathbf{R}_1(k))$; $P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), b_1(k), \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, що визначається за формулою:

$$P(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), b_1(k), \Xi(k-1)) = \\ = \int_{-\infty}^{\infty} P(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{r}(k), b_1(k)) W_j^*(\mathbf{r}(k)) d\mathbf{r}(k); \quad (3.34)$$

$\mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / b_1(k), \Xi(k-1))$ — визначається за формулою:

$$\mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) | b_1(k), \Xi(k-1)) = \sum_{j=1}^M \sum_{m=1}^2 \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) | a_j(k), b_1(k), \Xi(k-1)) W_j^*(k). \quad (3.35)$$

При умові, що змінна перемикавання приймає значення $b_0(k) = 0$, відбувається хибне вимірювання, що не містить інформації про дальність до об'єкта. Тому в якості умовних апостеріорних щільностей ймовірності $W_{j0}(\mathbf{r}(k))$ і апостеріорної ймовірності $W_{j0}(k) = \mathbf{P}(a_j(k) | b_0(k), \Xi(k-1))$ використовуються екстрапольовані розподіли:

$$W_{j0}(\mathbf{r}(k)) = W_j^*(\mathbf{r}(k)); \quad (3.36)$$

$$W_{j0}(k) = W_j^*(k). \quad (3.37)$$

З врахуванням отриманих результатів апостеріорні ймовірності змінної перемикавання $b_m(k)$ розраховуються за теоремою Байєса по формулі:

$$W_m(k) = \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / b_m(k), \Xi(k-1)) q_m / \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / \Xi(k-1)); \quad (3.38)$$

де $\mathbf{P}(\mathbf{r}^v(k) / b_2(k), \Xi(k-1))$ — умовна щільність ймовірності, що розраховується на основі рівняння (3.28) і є гаусівською $N(0, \mathbf{R}_0(k))$;

Завершується алгоритм розрахунком апостеріорної щільності ймовірності $W(\mathbf{r}(k), a_j(k)) = W_j(\mathbf{r}(k))W_j(k)$ за формулами:

$$W_j(k) = \sum_{m=0}^1 W_{j|m}(k)W_m(k); \quad (3.39)$$

$$W_j(\mathbf{r}(k)) = \sum_{m=0}^1 W_{j|m}(k)W_m(k)W_{jm}(\mathbf{r}(k)) / W_j(k). \quad (3.40)$$

Апостеріорні розподіли $W_j(\mathbf{r}(k)), W_j(k)$ є початковими для $(k+1)$ -го кроку фільтрації.

Початкові умови для алгоритму (3.29)–(3.40) мають вид:

$$W_i(\mathbf{r}(0), a_i(0)) = N(\hat{\mathbf{r}}(0), \hat{\mathbf{P}}(0))p_i, \quad i = \overline{1, M}.$$

Особливість алгоритму полягає в нерозривному зв'язку рівнянь обчислення апостеріорних розподілів для дискретних і безперервного компонентів.

Оскільки розрахунок апостеріорних розподілів параметрів і типу руху руху об'єкта відбувається лише за умови значення змінної перемикавання $b_1(k)=1$, оптимальний пристрій є багатоканальним з числом каналів $2M$. Кожен канал узгоджений з відповідним значенням змінної перемикавання $a_j(k)$. Умовна апостеріорна щільність ймовірності $W_j(\mathbf{r}(k))$ вектора $\mathbf{r}(k)$ визначається шляхом усереднення умовних апостеріорних ЩЙ $W_{jm}(\mathbf{r}(k))$ з використанням апостеріорних ймовірностей $W_{jm}(k)$.

При пропуску сигналу вимірювання не відбувається і замість апостеріорних розподілів $W_j(\mathbf{r}(k)), W_j(k)$ використовують екстрапольовані розподіли $W_j^*(\mathbf{r}(k)), W_j^*(k)$.

Практична реалізація точного (оптимального) рішення задачі нелінійної фільтрації (3.29)–(3.40) зустрічає значні труднощі, пов'язані з необхідністю інтегрування багатовимірних щільностей ймовірностей. Квазіоптимальний адаптивний алгоритм можна отримати шляхом використання гауссівської апроксимації умовних екстраполованих щільностей ймовірності $W_j^*(\mathbf{r}(k))$, $j = \overline{1, M}$ на кожному кроці k і має вигляд:

$$W_m^*(k) = q_m; \quad (3.41)$$

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \prod_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (3.42)$$

$$\mathbf{r}_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \prod_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (3.43)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_j^*(k) = & \sum_{i=1}^M \left\{ \mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{P}}_i(k-1) \mathbf{F}_j^T(k, k-1) + \mathbf{G}_j(k) \mathbf{G}_j^T(k) + \right. \\ & \left. + (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) - \mathbf{r}_j^*(k)) (\mathbf{F}_j(k, k-1) \hat{\mathbf{r}}_i(k-1) - \mathbf{r}_j^*(k))^T \right\} \times \\ & \times \prod_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) / W_j^*(k); \end{aligned} \quad (3.44)$$

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}(k)^T \left(\mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}(k)^T + \mathbf{R}_1(k) \right)^{-1}; \quad (3.45)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{j1}(k) = \mathbf{r}_{j1}^*(k) + \mathbf{K}_j(k) \left(\mathbf{r}^\nu(k) - \mathbf{H}(k) \mathbf{r}_j^*(k) \right); \quad (3.46)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{j1}(k) = \mathbf{P}_{j1}^*(k) - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j^*(k); \quad (3.47)$$

$$W_{j|1}(k) = \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / a_j(k), b_1(k), \mathbf{\Xi}(k-1)) W_j^*(k) / \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / b_1(k), \mathbf{\Xi}(k-1)); \quad (3.48)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{j0}(k) = \mathbf{r}_{j0}^*(k); \quad (3.49)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{j0}(k) = \mathbf{P}_{j0}^*(k); \quad (3.50)$$

$$W_{j|0}(k) = W_j^*(k); \quad (3.51)$$

$$W_m(k) = \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / b_m(k), \mathbf{\Xi}(k-1)) q_m / \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / \mathbf{\Xi}(k-1)); \quad (3.52)$$

$$W_j(k) = \sum_{m=0}^1 W_{j|m}(k) W_m(k); \quad (3.53)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_j(k) = \sum_{m=0}^1 W_{j|m}(k) W_m(k) \hat{\mathbf{r}}_{jm}(k) / W_j(k), \quad (3.54)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_j(k) = & \sum_{m=0}^1 W_{j|m}(k) W_m(k) (\hat{\mathbf{P}}_{jm}(k) + \\ & + (\hat{\mathbf{r}}_j(k) - \hat{\mathbf{r}}_{jm}(k))(\hat{\mathbf{r}}_j(k) - \hat{\mathbf{r}}_{jm}(k))^T) / W_j(k), \end{aligned} \quad (3.55)$$

де $\hat{\mathbf{r}}_{jm}(k)$, $\hat{\mathbf{P}}_{jm}(k)$ — математичне очікування і кореляційна матриця умовної апостеріорної щільності ймовірності $W_{jm}(\mathbf{r}(k))$, $\mathbf{K}_j(k)$ — коефіцієнт підсилення j -го каналу квазіоптимального пристрою; $\mathbf{P}(\mathbf{r}^v(k) / a_j(k), b_1(k), \Xi(k-1)) = N(\mathbf{H}(k) \mathbf{r}_j^*(k), \mathbf{D}_j(k))$; $D_j(k)$ — розраховується по формулі:

$$\mathbf{D}_j(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{P}_j^*(k) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}_1(k); \quad (3.56)$$

$\mathbf{P}(\mathbf{r}^v(k) / b_0(k), \Xi(k-1)) = N(\mathbf{m}_0(k), \mathbf{R}_0(k))$ — визначається на основі рівняння спостереження (3.28) і є гауссівською.

Початкові умови для квазіоптимального алгоритму фільтрації мають вигляд:

$$\hat{\mathbf{r}}_i(0) = \hat{\mathbf{r}}(0), \hat{\mathbf{P}}_i(0) = \hat{\mathbf{P}}(0), W_i(0) = p_i, i = \overline{1, M}.$$

Квазіоптимальний алгоритм (3.41)–(3.55) є нелінійним. На відміну від оптимального алгоритму, при його реалізації обчислюються лише перший і другий моменти умовних апостеріорних розподілів. При цьому при переході на наступний крок фільтрації виконується гаусівська апроксимація умовної апостеріорної щільності ймовірності $W_j(\mathbf{r}(k))$. Оскільки розрахунок оцінок параметрів руху об'єкта відбувається лише за умови значення змінної перемикавання $b_1(k) = 1$, синтезований квазіоптимальний фільтр також включає M каналів і відноситься до класу пристроїв із зворотними зв'язками між

каналами. Кожен канал узгоджений з відповідним значенням змінної перемикання $a_j(k)$.

Подальше спрощення квазіоптимального адаптивного алгоритму оцінювання (3.41)–(3.55) може бути виконане шляхом знаходження оцінки параметра $b_m(k)$ за критерієм максимальної правдоподібності на основі вирішального правила:

$$\hat{b}_\rho(k) = \arg \max_m \mathbf{P}(\mathbf{r}^\nu(k) / b_m(k), \Xi(k-1)). \quad (3.57)$$

З використанням оцінки $\hat{b}_\rho(k)$ математичне очікування $\hat{\mathbf{r}}_j(k)$ і кореляційна матриця $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$, що розраховувались по формулам (3.54), (3.55), можна отримати у вигляді:

$$\hat{\mathbf{r}}_j(k) = \hat{\mathbf{r}}_{j\rho}(k); \quad (3.58)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_j(k) = \hat{\mathbf{P}}_{j\rho}(k). \quad (3.59)$$

Як впливає з отриманого квазіоптимального алгоритму (3.41)–(3.55), при пропуску сигналу вимірювання, відбувається його спрощення, і замість математичного очікування $\hat{\mathbf{r}}_j(k)$ і кореляційна матриця $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ використовують екстрапольовані математичне очікування $\mathbf{r}_j^*(k)$ і кореляційна матриця $\mathbf{P}_j^*(k)$.

Аналіз точносних характеристик синтезованого алгоритму (3.41)–(3.55) оцінювання параметрів руху МБПЛА з розпізнаванням різних видів руху виконаний за допомогою статистичного моделювання на ЕОМ. Моделювання руху МБПЛА і роботи далекоміру при нормальному режимі роботи відбувалось згідно опису, наведеному в підрозділі 3.1. Вважалось, що хибні вимірювання можуть з'являтися на інтервалі вимірювань дальності 0–1000 м. В загальному випадку координати хибних відміток розподілені рівноймовірно на цьому інтервалі. У відповідності о моделі вимірювання (3.28) рівномірна

щільність ймовірності координати хибного вимірювання апроксимується гаусівською з параметрами $\mathbf{m}_0 = 500$ м, $\mathbf{R}_0 = 170^2$ м². Ймовірності появи хибних вимірювань покладалась $q_0 = 0.01$. Окремо моделювались два варіанти появи хибних вимірювань — поодиноких і послідовностей.

На рис. 3.10 показані залежності ймовірностей виявлення поодиноких хибних вимірювань дальності. Адаптивний фільтр дозволяє розпізнати появу хибних вимірювань з ймовірністю близькою до одиниці. Ймовірності появи хибних вимірювань $q_0 = 0.01$.

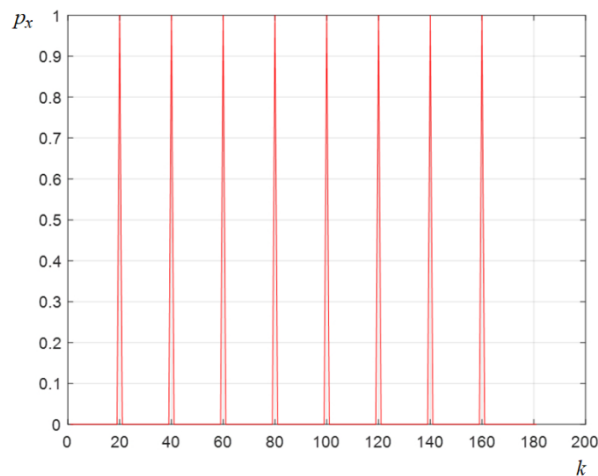


Рисунок 3.10 — Ймовірності виявлення поодиноких хибних вимірювань

На рис. 3.11 (а) показані математичні очікування m_r^* (криві-1) і СКВ σ_r^* (криві-2) помилок прогнозу дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_r^*}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.11 (б) показані математичні очікування $m_{r'}^*$ (криві-1) і СКВ $\sigma_{r'}^*$ (криві-2) помилок прогнозу швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу швидкості $\sqrt{p_{r'}^*}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки оцінювання добре корегується з СКВ похибок прогнозу, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. Наявність поодиноких хибних вимірювань не суттєво вплинула на прогнозування. На ділянках рівномірного руху пікові помилки сягали

значення 0.5 м по дальності, та до 2.2 м/с по швидкості. На маневрових ділянках руху пікові помилки сягали значення до 0.73 м по дальності, та до 2.7 м/с по швидкості. На ділянках зависання як по дальності, так і по швидкості поодинокі хибні вимірювання практично не впливали на значення прогнозу у порівнянні з алгоритмом без появи поодиноких хибних вимірювань. Це свідчить про особливо якісну роботу алгоритму на ділянках зависання.

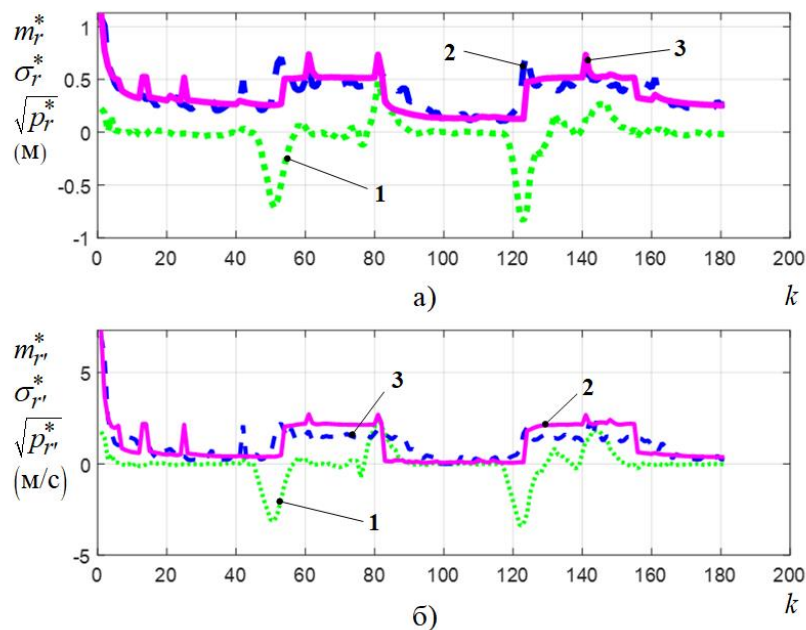


Рисунок 3.11 — Помилки прогнозу дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра з наявністю поодиноких хибних вимірювань

На рис. 3.12 (а) показані математичні очікування \hat{m}_r (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_r$ (криві-2) помилок оцінки дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_r}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.12 (б) показані математичні очікування $\hat{m}_{r'}$ (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_{r'}$ (криві-2) помилок оцінки швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок швидкості $\sqrt{\hat{p}_{r'}}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки оцінки добре корегується з СКВ похибок оцінки, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. Наявність поодиноких хибних вимірювань не суттєво вплинула на оцінювання. На

ділянках рівномірного руху пікові помилки сягали значення 0.5 м по дальності, та до 2.2 м/с по швидкості. На маневрових ділянках руху пікові помилки сягали значення до 0.73 м по дальності, та до 2.7 м/с по швидкості. На ділянках зависання як по дальності, так і по швидкості поодинокі хибні вимірювання практично не впливали на значення оцінки у порівнянні з алгоритмом без появи поодиноких хибних вимірювань. Це свідчить про особливо якісну роботу алгоритму на ділянках зависання.

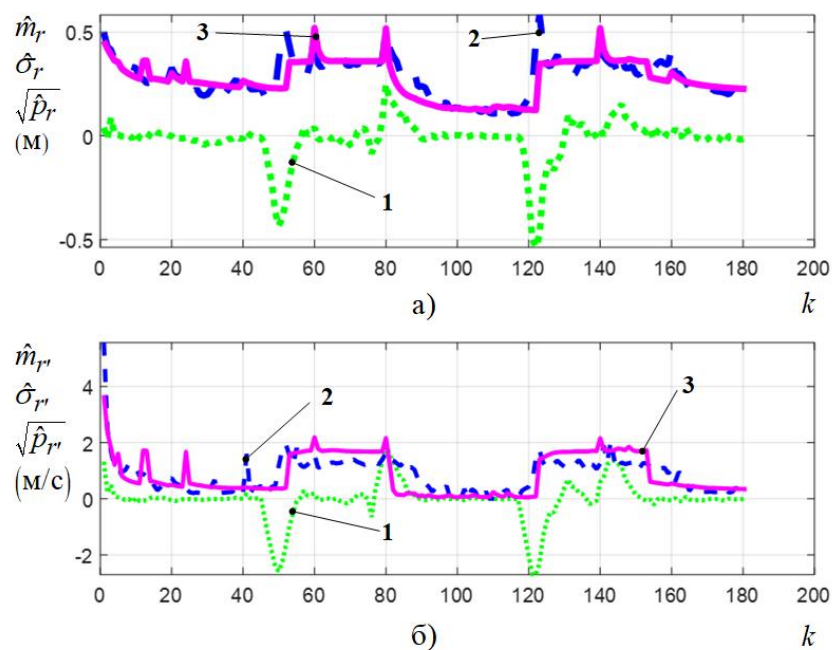


Рисунок 3.12 — Помилки оцінки дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра з наявністю поодиноких хибних вимірювань

На рис. 3.13 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 БПЛА попри наявність поодиноких хибних вимірювань на інтервалах з різними типами руху.

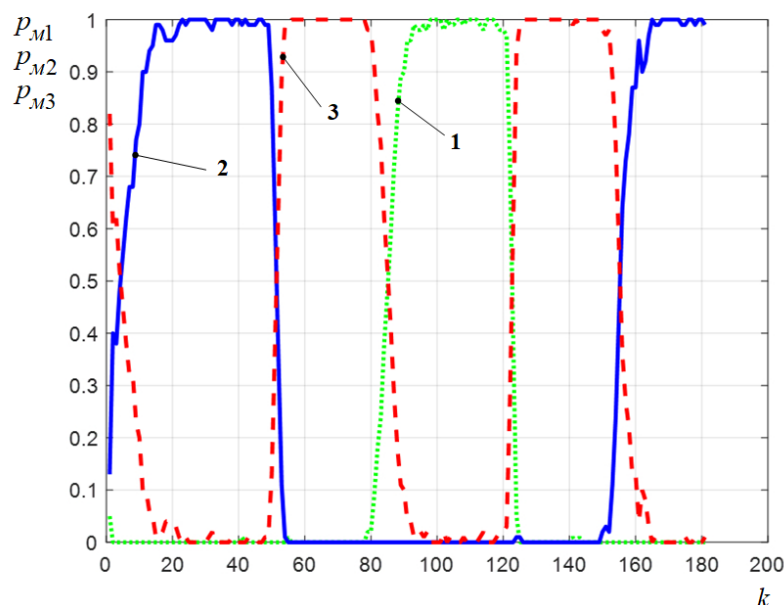


Рисунок 3.13 — Ймовірності визначення типу руху БПЛА на основі при використанні адаптивного фільтра з наявністю поодиноких хибних вимірювань

На рис. 3.14 показані залежності ймовірностей виявлення послідовностей хибних вимірювань дальності. Адаптивний фільтр дозволяє розпізнати появу хибних вимірювань з ймовірністю близькою до одиниці. Тестова послідовність хибних вимірювань складається з трьох інтервалів довжиною у 21 такт.

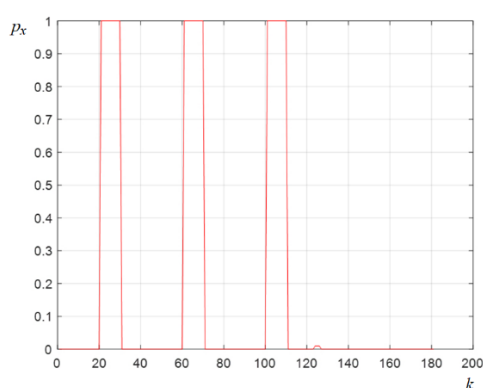


Рисунок 3.14 — Ймовірності виявлення послідовностей хибних вимірювань

На рис. 3.15 (а) показані математичні очікування m_r^* (криві-1) і СКВ σ_r^* (криві-2) помилок прогнозу дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p_r^*}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром.

На рис. 3.15 (б) показані математичні очікування m_r^* (криві-1) і СКВ σ_r^* (криві-2) помилок прогнозу швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок прогнозу швидкості $\sqrt{p_r^*}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки прогнозу добре корегується з СКВ похибок прогнозу, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. Наявність поодиноких хибних вимірювань не суттєво вплинула на прогнозування. На ділянках рівномірного руху пікові помилки сягали значення 2 м по дальності, та до 2.4 м/с по швидкості. На маневрових ділянках руху пікові помилки сягали значення до 5.6 м по дальності, та до 8.8 м/с по швидкості. На ділянках зависання як по дальності, так і по швидкості поодинокі хибні вимірювання практично не впливали на значення прогнозу у порівнянні з алгоритмом без появи поодиноких хибних вимірювань. Це свідчить про особливо якісну роботу алгоритму на ділянках зависання.

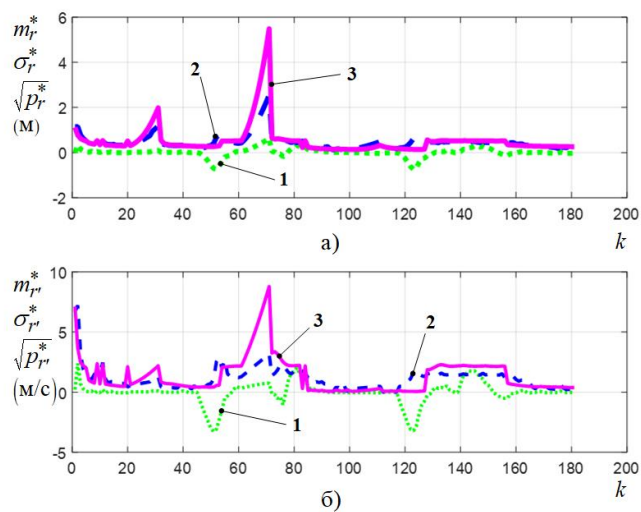


Рисунок 3.15 — Помилки прогнозу дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра з наявністю послідовностей хибних вимірювань

На рис. 3.16 (а) показані математичні очікування \hat{m}_r (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_r$ (криві-2) помилок оцінки дальності, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_r}$ (криві-3) дальності, які обчислені фільтром. На рис. 3.16 (б) показані математичні очікування $\hat{m}_{r'}$ (криві-1) і СКВ $\hat{\sigma}_{r'}$ (криві-2)

помилки оцінки швидкості, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок швидкості $\sqrt{\hat{p}_{r'}}$ (криві-3), які обчислені фільтром. Математичне очікування реальної похибки оцінки добре корегується з СКВ похибок оцінки, розрахованими фільтром, що свідчить про правильну роботу алгоритму. Наявність поодиноких хибних вимірювань не суттєво вплинула на оцінювання. На ділянках рівномірного руху пікові помилки сягали значення 1.8 м по дальності, та до 2.2 м/с по швидкості. На маневрових ділянках руху пікові помилки сягали значення до 4.75 м по дальності, та до 8 м/с по швидкості. На ділянках зависання як по дальності, так і по швидкості поодинокі хибні вимірювання практично не впливали на значення оцінки у порівнянні з алгоритмом без появи поодиноких хибних вимірювань. Це свідчить про особливо якісну роботу алгоритму на ділянках зависання.

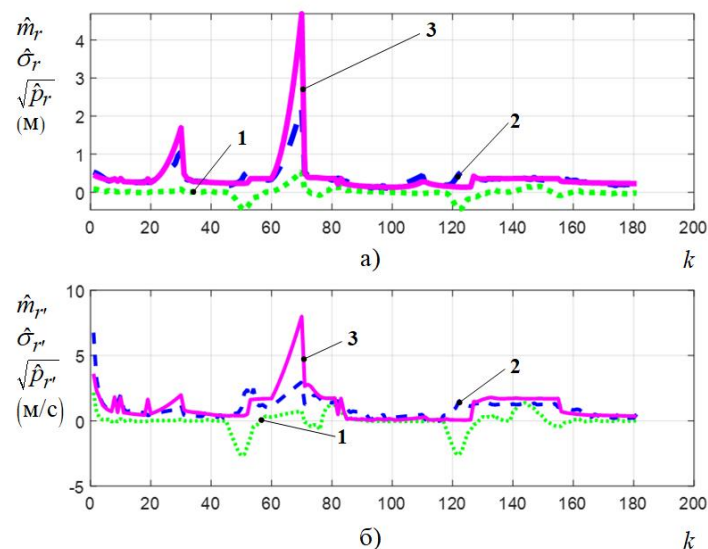


Рисунок 3.16 — Помилки оцінки дальності та швидкості при використанні адаптивного фільтра з наявністю послідовностей хибних вимірювань

На рис. 3.17 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 попри наявність послідовностей хибних вимірювань на інтервалах з різними типами руху.

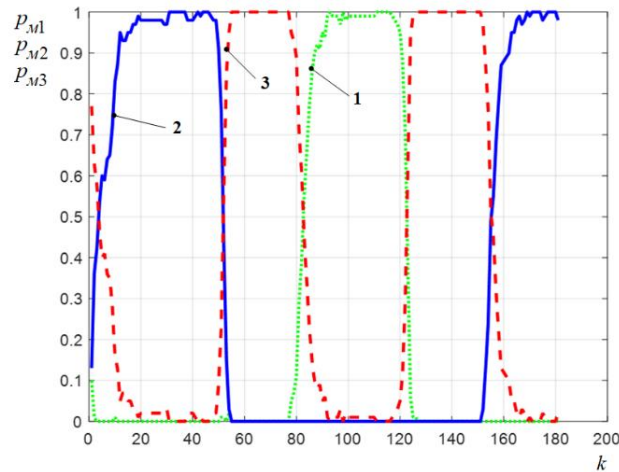


Рисунок 3.17 — Ймовірності визначення типу руху БПЛА на основі при використанні адаптивного фільтра з наявністю послідовностей хибних вимірювань

На рис. 3.18 наведено потенційні СКВ помилок прогнозу дальності для трьох типів руху на різних інтервалах, які обчислені фільтрами Калмана при використанні трьох розглянутих вище моделей руху.

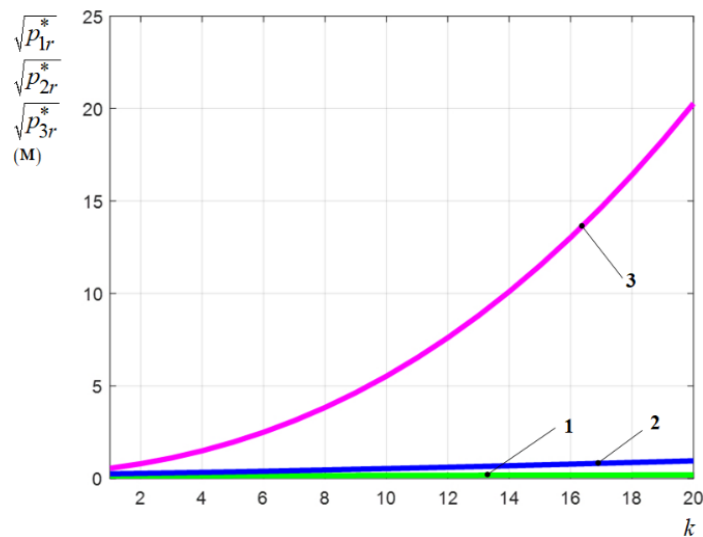


Рисунок 3.18 — Потенційні СКВ помилок прогнозу дальності для трьох типів руху на різних інтервалах

Потенційна помилка в точності оцінювання дальності на 20 тактах при маневрі у 106.7 раз перевищує помилку прогнозу при зависанні, а при рівномірному русі у 21.3 раз.

На рис. 3.19 наведено потенційні СКВ помилок прогнозу швидкості для трьох типів руху на різних інтервалах, які обчислені фільтрами Калмана при використанні трьох розглянутих вище моделей руху.

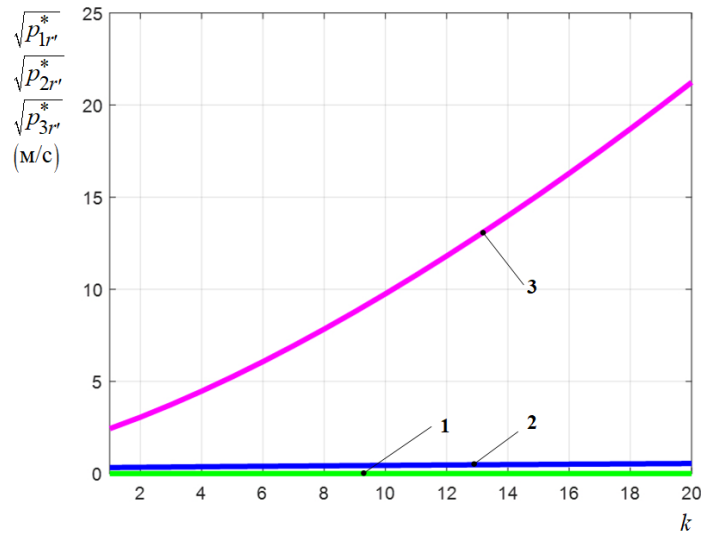


Рисунок 3.19 — Потенційні СКВ помилок прогнозу швидкості для трьох типів руху на різних інтервалах

Потенційна помилка в точності оцінювання швидкості на 20 тактах при маневрі у 38.9 раз перевищує помилку при рівномірному русі. Отримані результати підтверджують доцільність використання адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за дальністю.

Висновки до розділу 3

1. Синтезований на основі математичного апарату змішаних марківських процесів в дискретному часі оптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху МБПЛА за даними далекоміру є рекурентним і описує еволюцію спільних апостеріорних розподілів параметрів руху МБПЛА і дискретного компонента, який характеризує різні види його руху. Оптимальний пристрій фільтрації є багатоканальним і відноситься до класу пристроїв із зворотніми зв'язками між каналами. В оптимальному пристрої відсутнє зростання числа каналів у порівнянні з відомим оптимальним фільтром на основі байєсівського методу адаптивного оцінювання, що обумовлено марківською властивістю змішанного процесу.

2. В синтезованому квазіоптимальному алгоритмі адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру на відміну від оптимального алгоритму обчислюються лише перший і другий моменти умовних апостеріорних розподілів. При цьому він забезпечує апроксимацію апостеріорної щільності ймовірності параметрів руху при переході на наступний крок фільтрації у вигляді суми M гаусівських щільностей ймовірності. Синтезований квазіоптимальний фільтр також включає M каналів і відноситься до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами.

3. Синтезований квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру забезпечує розпізнавання різних видів руху: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром — з імовірностями близькими до одиниці. Виявлення зміни типу руху об'єкта виконується за 10–15 тактів роботи алгоритму. На ділянках майже рівномірного руху і зависання адаптивний фільтр забезпечує СКВ похибок прогнозу дальності на 70 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 3.8 раз менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна підвищити точність прогнозування в 2 рази.

4. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтру не погіршує точносні характеристики в стаціонарних режимах роботи. Час перехідних режимів розпізнавання рівномірного руху та зависання зростає на 20–40 %, що не є суттєвим, враховуючи високий темп отримання даних з далекоміру. Фіксування коефіцієнтів підсилення каналів фільтру дозволяє зменшити кількість операцій множення на один крок роботи алгоритму у 31 раз, а кількість операцій додавання — у 8 разів.

5. Синтезований на основі математичного апарату змішаних марківських процесів в дискретному часі оптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності

пропусків та хибних вимірювань є рекурентним і описує еволюцію спільних апостеріорних розподілів параметрів руху МБПЛА і дискретних компонентів, які характеризує вид його маневру і тип вимірювання. Оптимальний пристрій фільтрації є багатоканальним і відноситься до класу пристроїв із зворотніми зв'язками між каналами. В оптимальному пристрої відсутнє зростання числа каналів у порівнянні з відомим оптимальним фільтром на основі байєсівського методу адаптивного оцінювання, що обумовлено марківською властивістю змішанного процесу.

6. Синтезований квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань є нелінійним і рекурентним. На відміну від оптимального алгоритму, при його реалізації обчислюються лише перший і другий моменти умовних апостеріорних розподілів. Оскільки розрахунок оцінок параметрів руху об'єкта відбувається лише за умови, що вимірювання не є хибним, кількість каналів квазіоптимального фільтра дорівнює кількості типів руху МБПЛА.

7. Синтезований квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань забезпечує розпізнавання хибних вимірювань з ймовірністю близькою до одиниці. Наявність поодиноких хибних вимірювань фактично не впливає на точність оцінювання параметрів руху, що обумовлено високим темпом надходження вимірювань. При появі послідовностей хибних вимірювань найбільші помилки оцінювання отримані на ділянках руху з маневром, що обумовлено різким зростанням помилок прогнозу при збільшенні інтервалу прогнозування для даного типу руху. Неврахування хибних вимірювань призводить при їх появі до неконтрольованого збільшення СКВ фактичних помилок оцінок параметрів руху МБПЛА по дальності і непрацездатності алгоритмів оцінювання.

РОЗДІЛ 4. ПРОПОЗИЦІЇ ЩОДО ПОБУДОВИ КОМПЛЕКСУ СТЕЖЕННЯ ЗА МБПЛА З ВИКОРИСТАННЯМ ВІДЕОКАМЕРИ ТА ДАЛЕКОМІРА

4.1 Отримання та первинна обробка відеопотока з IP камери

Розглянуто основне питання при роботі з відеокамерою – отримання відеопотоку. Сучасні відеосистеми відходять від використання аналогових рішень надаючи перевагу IP системам. Це дозволяє не тільки отримувати та передавати зображення більшої роздільної здатності та якості, але і надає можливість проводити додаткову обробку цифрових даних. Так, сучасна IP камера це готове рішення, яке передбачає роботу «з коробки», оскільки має необхідне передвстановлене програмне забезпечення, що забезпечує широкий спектр способів взаємодії з ним. Користувач же, у свою чергу, використовує так зване клієнтське ПЗ для роботи з такою камерою. З метою універсалізації та спрощення взаємодії найпростішим клієнтом для перегляду відеопотоку на виконання попередніх елементарних налаштувань може виступати веб-браузер.

Протокол ONVIF для керування та передачі зображення розроблений компанією ONVIF після 2008 року з метою забезпечення наступних принципів [119]:

- Стандартизація комунікації між IP-орієнтованими продуктами та послугами у сфері фізичної безпеки.
- Взаємодія незалежно від бренду та способу розгортання (локально, у хмарі, у гібридних рішеннях).
- Відкритість для всіх компаній та організацій.

При використанні протоколу ONVIF для керування та передачі зображення [120] слід зазначити, що відеопотік передається з використанням Real Time Streaming Protocol (RTSP) протоколу [121]. Для отримання відеопотоку з PTZ камери (об'єкт дослідження камера DH-SD22404DB-GNY) необхідно коректно сформулювати RTSP посилання. Аналітичний вираз для формування даного посилання наведено нижче (4.1):

$$S = 'rtsp://UN:PW@IP:PT/cam/realmonitor?channel=CN\&subtype=ST', \quad (4.1)$$

де: S — об'єкт відеопотоку, UN — ім'я користувача, PW — пароль, IP — IP адреса камери, PW — порт RTSP 554, CN — номер каналу, ST — тип потоку, інша інформація є службовою.

Потоковий протокол RTSP (Real Time Streaming Protocol) [121] є універсальним протоколом передачі відео у сучасних системах відеоспостереження і використовується для інтеграції у системи інших виробників. Для декодування та відображення RTSP потоку можна використовувати різні готові рішення, наприклад VLC media player на ПК. Інший варіант організації трансляції в реальному масштабі часу відео з камери напряму у середовище MATLAB є використання спеціалізованої бібліотеки (MATLAB Support Package for IP Cameras by MathWorks Image Acquisition Toolbox Team), що дозволяє діяти в середовищі ПЗ MATLAB, задля уніфікації рішення. Даний пакет підтримки [122] призначений для передачі трансляції з IP-камер у MATLAB. Зображення можуть надходити з IP-камер, які підтримують MJPEG через HTTP або RTSP, або H.264 через RTSP-потік із підтримкою базової чи хеш-аутентифікації (digest authentication). Результати моделювання процесу відображення відеопотоку з використанням MATLAB наведено на рисунку 4.1

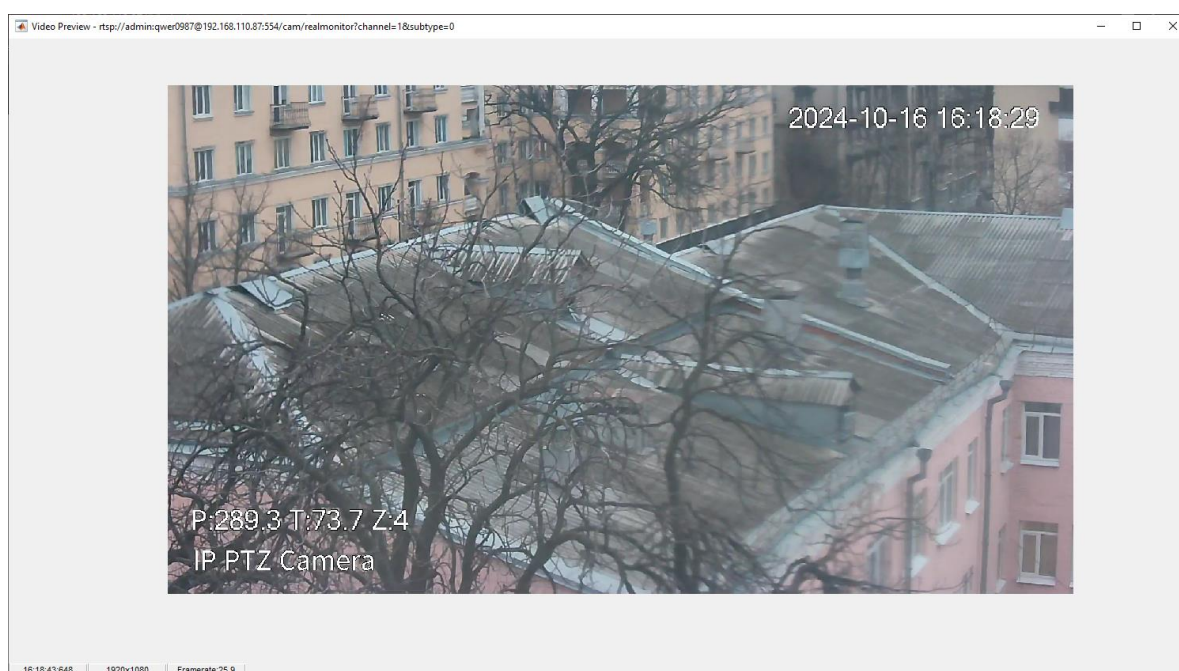


Рисунок 4.1 — Отримання відеопотоку з використанням MATLAB

Запис відеопотоку під час роботи комплексу можна реалізувати кількома шляхами. Перший варіант — використання запису відеопотоку у файл в самому середовищі MATLAB, при цьому ми маємо реалізувати підпрограму запису відео у реальному масштабі часу паралельно з виконанням основного коду алгоритмів, що розглядаються у роботі. Другий варіант — використання спеціалізованого серверного ПЗ для запису відеопотоку. Третім варіантом є використання спеціалізованого відео обладнання у вигляді мережевого реєстратора NVR (Network Video Recorder), конструктивне виконання якого показана на рисунку 4.2. Даний пристрій передбачає можливість встановлення накопичувача(ів) різної ємності для забезпечення необхідної глибини запису архіву. Додатково реєстратор дає можливість підключення інших IP відеокамер за необхідності, а також передбачає використання вбудованих інтерфейсів та додаткового функціоналу зазначених виробником [123].



Рисунок 4.2 — 16-ch NVR на 8 PoE каналів

Переваги використання NVR полягають у зменшенні використання обчислювальних потужностей ЕОМ, а вбудований комутатор з технологією PoE (Power over Ethernet) [124–126] дозволяє використовувати одну кабельну лінію для живлення та передачі даних між пристроями. У свою чергу перший та другий варіанти (у випадку використання однієї ЕОМ) збільшують потреби в обчислювальних потужностях ЕОМ.

4.2 Алгоритм програмного керування роботизованою IP PTZ камерою

Для дослідження роботи алгоритму програмного керування роботизованою IP PTZ камерою запропонована експериментальна модель роботи комплексу стеження за МБПЛА (рис. 4.3).

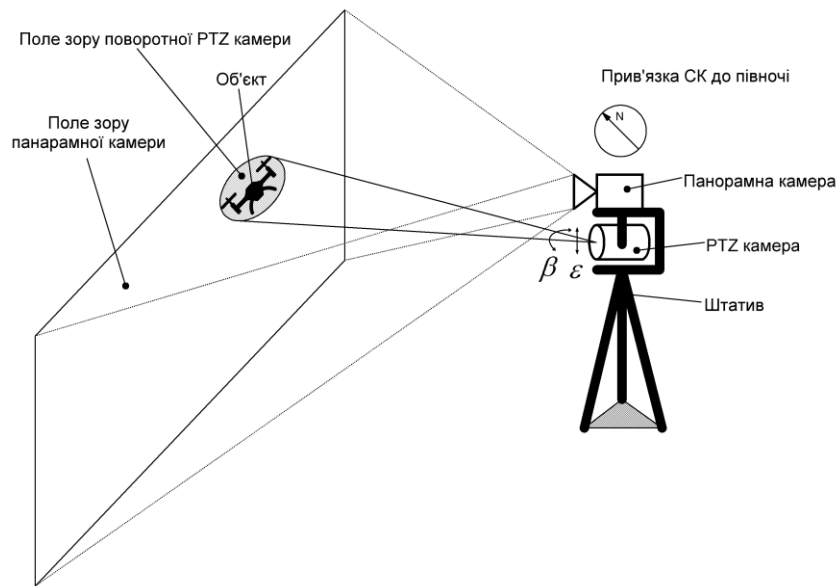


Рисунок 4.3 — Експериментальна модель роботи комплексу стеження за МБПЛА

Комплекс складається з панорамної камери, що має малу фокусну відстань, та поворотної роботизованої PTZ камери. На рисунку 4.3 не відображено автоматизоване робоче місце оператора, яке являє собою ЕОМ з встановленим спеціалізованим ПЗ. Суттєвою умовою роботи комплексу є узгодженість систем координат камер між собою, і приведення камер до загальної абсолютної та співнапрямленість оптичних осей в нульовому положенні. Формування панорамного зображення може здійснюватися за рахунок суміщення камер з фіксованою фокусною відстанню з подальшим зшиванням зображення. В такому випадку необхідно проводити додаткові налаштування під час оброблення зображення для усунення дисторсії та т.ін. На противагу існуючим рішенням на ринку IP PTZ [127, 128] камер (рис. 4.4) є можливість створення власних модульних збірок за рахунок високої потенційної здатності сучасних IP камер

відеоспостереження до інтеграції у сторонні системи. Це дозволяє створювати більш спеціалізовані комплекси для відповідного під технічного завдання, що можуть бути дооснащені додатковими модулями, наприклад, далекомірами.



Рисунок 4.4 — Сучасні IP PTZ відеокамери з вбудованим панорамним модулем

Комплекс, який досліджується (рис. 4.5), має виконувати наступні дії. Алгоритм видачі координат, який працює з панорамною камерою визначає і передає кутові координати до спеціалізованого ПЗ. Зазначене ПЗ виконує нормування координат до формату закладеного ПЗ самої PTZ камери, формує та надсилає запит на серверну частину IP PTZ камери. Камера PTZ виконує поворот у заданому напрямку. Оператор спостерігає об'єкт та може скоригувати кутові координати повороту PTZ камери на об'єкт.

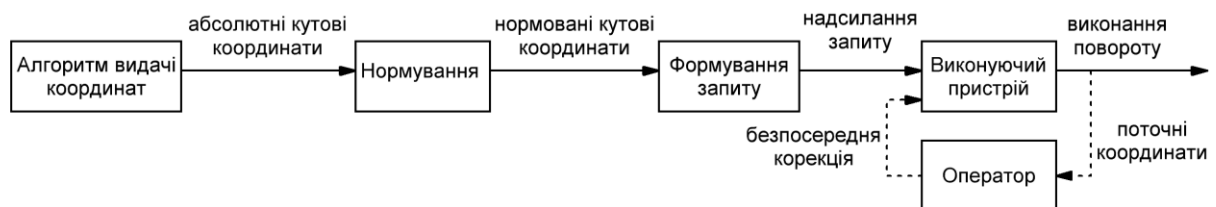


Рисунок 4.5 — Діаграма алгоритму роботи комплексу стеження за МБПЛА

Перед початком роботи потрібно провести попереднє налаштування PTZ камери за протоколом ONVIF. Камера має бути активована, їй має бути присвоєна власна IP адреса, створений користувач ONVIF з адміністративними правами (рис. 4.6) та має бути налаштований тип аутентифікації для

отримання доступу до керування камерою (рис. 4.7). Попередні налаштування проводиться на веб-інтерфейсі камери з клієнта який підключений до камери у локальній IP мережі.

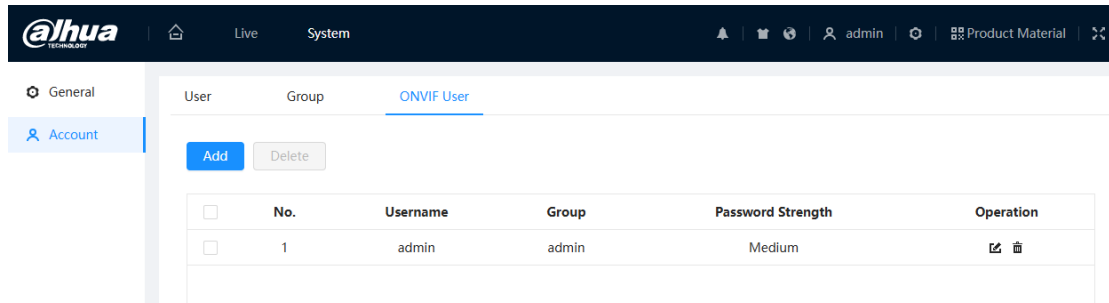


Рисунок 4.6 — Інформація щодо існуючого користувача ONVIF

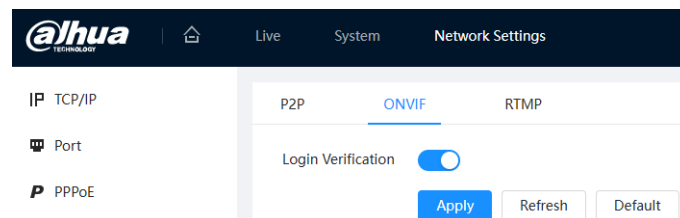


Рисунок 4.7 — Налаштування типу аутентифікації ONVIF

API (Application Programming Interface) ONVIF працює з використанням HTTP (HyperText Transfer Protocol) запитів у форматі SOAP (Simple Object Access Protocol) з синтаксисом XML (eXtensible Markup Language) та використанням WSDL (Web Services Description Language) для опису операцій [129]. Діаграма взаємодії клієнта з камерою показана на рисунку 4.8.

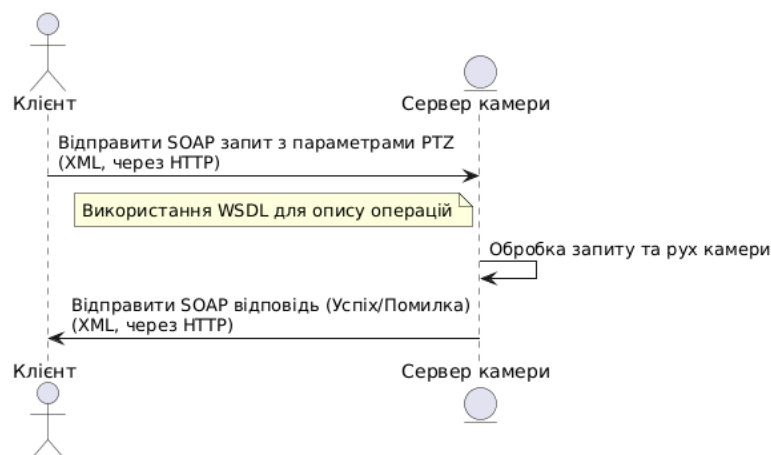


Рисунок 4.8 — Діаграма процесу взаємодії з API PTZ камери

На рисунку 4.9 наведено частину опису WSDL файлу, який показує: доступні операції на сервері (в нашому випадку PTZ камери), параметри необхідно передавати для виконання команд передбачених у WSDL файлі, параметри та дані які повертає сервер камери після виконання певної операції. XML — це мова розмітки, яка надає правила для визначення будь-яких даних [130].

ONVIF® <http://www.onvif.org/ver20/ptz/wsdl22.12>

Operations

Port type **PTZ**

1. **AbsoluteMove**

Description:
Operation to move pan, tilt or zoom to a absolute destination.
The speed argument is optional. If an x/y speed value is given it is up to the device to either use the x value as absolute resolving speed vector or to map x and y to the component speed. If the speed argument is omitted, the default speed set by the PTZConfiguration will be used.

SOAP action:
<http://www.onvif.org/ver20/ptz/wsdl/AbsoluteMove>

Input:

[AbsoluteMove]

- **ProfileToken** [ReferenceToken]
A reference to the MediaProfile.
- **Position** [PTZVector]
A Position vector specifying the absolute target position.
- **Speed** - optional; [PTZSpeed]
An optional Speed.
 - **PanTilt** - optional; [Vector2D]
Pan and tilt speed. The x component corresponds to pan and the y component to tilt. If omitted in a request, the current (if any) PanTilt movement should not be affected.
 - **Zoom** - optional; [Vector1D]
A zoom speed. If omitted in a request, the current (if any) Zoom movement should not be affected.

Output:

[AbsoluteMoveResponse]

Рисунок 4.9 — Фрагмент WSDL файлу

У дисертаційному дослідженні використано операцію AbsoluteMove, що дозволяє задати позицію у яку потрібно спрямувати оптичну вісь PTZ камери. Команда використовує наступні входні дані: ProfileToken, Position, Speed (та опції).

ProfileToken в ONVIF — це унікальний ідентифікатор, який використовується для посилання на конкретний профіль конфігурації пристрою (відео, аудіо або PTZ). Профіль об'єднує налаштування, такі як роздільна здатність, кодування або параметри керування камерою. Цей токен дозволяє клієнту звертатися до потрібного профілю під час виконання команд (наприклад, AbsoluteMove), не вказуючи всі налаштування заново. Він необхідний для точної ідентифікації використовуваного профілю. Position — вектор позиції, що

визначає абсолютне положення заданої точки. Speed — швидкість. Необов'язковий параметр швидкості. Швидкість повороту по горизонталі (pan) та вертикалі (tilt). Компонента x відповідає за поворот по горизонталі, а компонента y — по вертикалі. Якщо параметр не вказаний у запиті, використовується поточний. Швидкість зміни масштабу (zoom). Якщо параметр не вказаний у запиті, аналогічно, використовується поточний без змін.

У WSDL файлі PTZ описані операції, які використовуються для керування рухомою частиною: GeoMove — операція зміни кутів панорамування, нахилу та зміна коефіцієнта наближення відповідно до точки призначення на основі геолокації об'єкту; ContinuousMove — операція для забезпечення безперервної зміни кутів панорамування, нахилу та коефіцієнта наближення; MoveAndStartTracking — операція для відправки атомарної команди для пристрою (перемістити камеру в бажану позицію, передати керування PTZ алгоритму відслідковування).

Кожна операція має власні вхідні параметри та умови відпрацювання. Основною умовою виконання операції є наявність WSDL файлі PTZ описаних операцій. Наступною умовою неможливість одночасне виконання команд, оскільки це призведе до колізії. В такому випадку буде виконуватися та команда, яка має вищий пріоритет, встановлений виробником у вбудованому ПЗ (firmware). Проте використання повного набору операцій може спростити керування у цілому. Особливо це стосується випадків стеження за об'єктом.

Моделювання взаємодії з API ONVIF для керування поворотом камери проводилось у ПЗ Postman [131]. Дане програмне забезпечення призначене для тестування та налагодження роботи різноманітних API. ПЗ Postman надає можливість формувати та надсилати запити на сервер для виконання команд, а також отримувати відповіді від сервера.

Процес налагодження починається з проходження аутентифікації на сервері нашої PTZ камери для отримання доступу на її керування (рис. 4.10). Тип аутентифікації Digest вхід за логіном та паролем які зазначені на камері у

розділі користувач ONVIF, IP адреса — локальна адреса камери призначена користувачем.

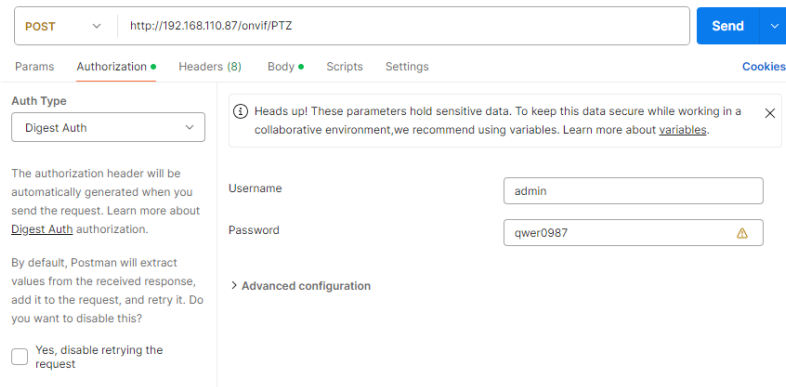


Рисунок 4.10— Налаштування ПЗ Postman

Надалі формуються тестові запити (рис 4.11, 4.12) на основі документації ONVIF [132] та виконується перевірка опрацювання запитів сервером. На рис. 4.11 можна побачити сам запит GetDeviceInformation, а також дані, які повертаються з серверу PTZ камери після його виконання. Серед повернутих даних можна побачити модель камери, її серійний номер, версію ПЗ.

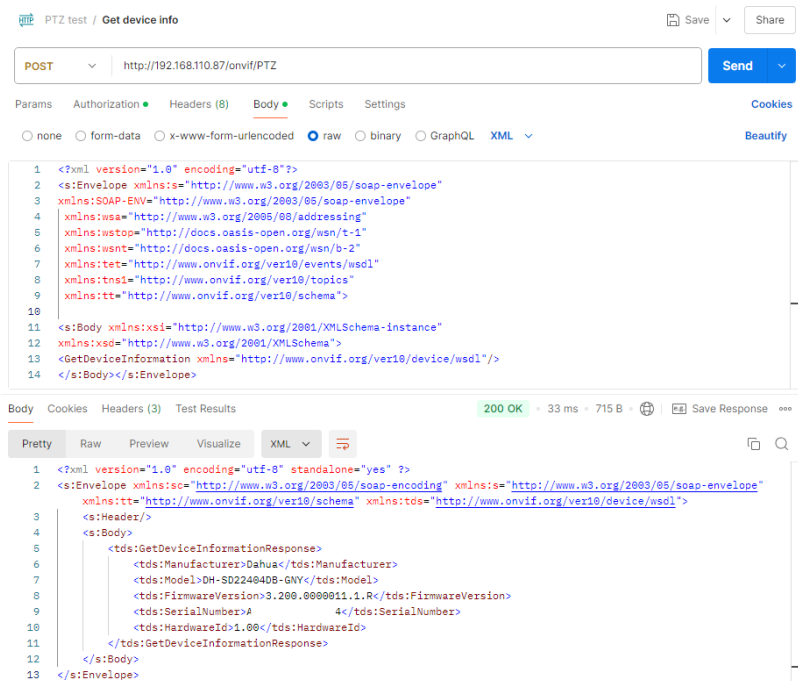


Рисунок 4.11 — Запит GetDeviceInformation

Сама структура запиту описується наступним чином: оболонка (Envelope); тіло запиту (Body); елементи запиту.

Запит AbsoluteMove:

Оболонка `<s:Envelope>` є контейнером для всього SOAP-повідомлення. Простір імен `xmlns:s="http://www.w3.org/2003/05/soap-envelope"` вказує на використання SOAP версії 1.2. Тіло запиту `<s:Body>` містить основну інформацію для виконання запиту. В елементі `AbsoluteMove` зазначається простір імен `xmlns="http://www.onvif.org/ver20/ptz/wsdl"`, який показує, що цей метод належить до PTZ (панорамування, нахил, зум). `ProfileToken` — ідентифікатор профілю камери (`MediaProfile00000`), що асоціюється з відеопотоком. Цей токен потрібен для ідентифікації контексту PTZ-команд. Позиція (`Position`) визначає координати панорамування (`Pan`), нахилу (`Tilt`) та зумування (`Zoom`). Значення: `x = "0.5"` та `y = "-0.5"` — позиція панорамування/нахилу, `x="1.0"` — масштаб зуму.

Простір імен `xmlns="http://www.onvif.org/ver10/schema"` показує, що ці параметри базуються на специфікації ONVIF Schema. Швидкість (`Speed`) — опціональний параметр, що задає швидкість переміщення для панорамування, нахилу і зуму. Значення `x="1.0"` та `y="1.0"` — швидкість панорамування/нахилу. `x="1.0"` — швидкість зуму.

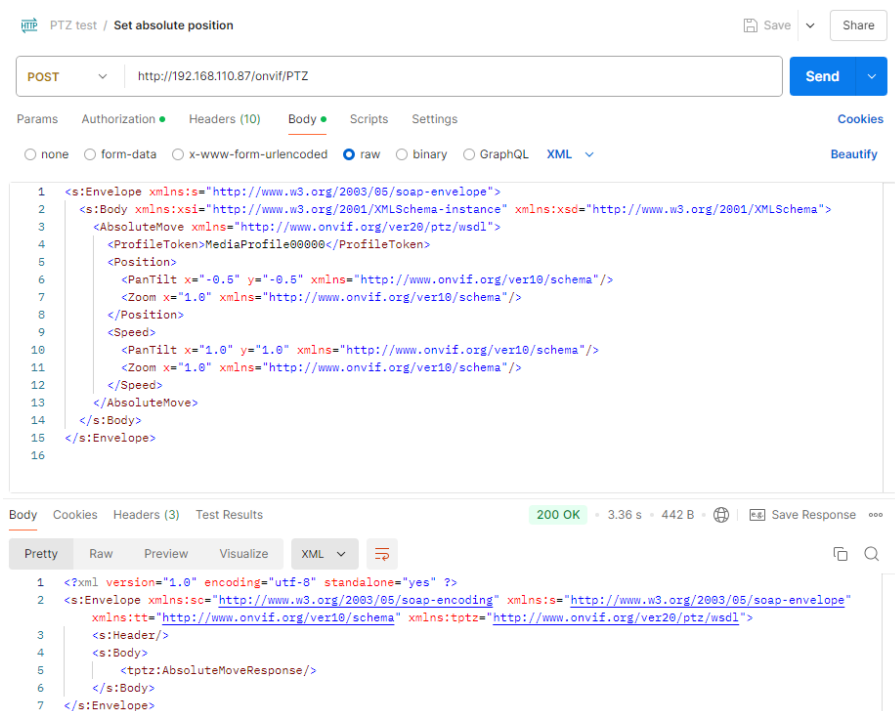


Рисунок 4.12 — Запит AbsoluteMove

На рисунках 4.11 та 4.12 продемонстровано склад запиту який необхідно надіслати камери для виконання певних операцій. В даному випадку це операція отримання інформації про пристрій, завдяки якій ми можемо дізнатися модель пристрою, його серійний номер, версію прошивки, а також наведено команду для виставлення камери у певну позицію за координатами. Як можна помітити, координати передаються у нормованих величинах.

Наступним етапом алгоритму є пов'язання нормованих величин камери з абсолютними величинами у загальній системі координат. Для переходу до сферичної системи координат застосовано вирази (4.2). Залежності (4.2) дають можливість транслювати координати з однієї СК у іншу та навпаки.

$$\begin{aligned} R &= R_{\min} + \frac{(N - N_{\min})}{(N_{\max} - N_{\min})} \cdot (R_{\max} - R_{\min}); \\ N &= N_{\min} + \frac{(R - R_{\min})}{(R_{\max} - R_{\min})} \cdot (N_{\max} - N_{\min}), \end{aligned} \quad (4.2)$$

де: R — поточне значення у сферичній СК, N — поточне значення у нормованій СК, $R_{\max}, R_{\min}, N_{\max}, N_{\min}$ — граничні значення повороту та нахилу камери у сферичній та нормованій СК відповідно.

Аналогічним чином обраховується коефіцієнт наближення зображення (Zoom). У таблиці 4.1 наведено вихідні дані для розрахунку переходів між СК [132, 133]. Значення Pan та Tilt наведені в градусах, Zoom в разях. Мінімальні та максимальні значення координат вказані з врахуванням віддзеркалення сцени на по вертикалі.

Таблиця 4.1

Змінна	R		N	
	min	max	min	max
Pan	0	355	1	-1
Tilt	0	90	1	-1
Zoom	1	4	0.25	1

На рисунку 4.13 наведено частину коду спеціального ПЗ для модуля керування PTZ камерою, що містить рядки генерації SOAP запиту у рамках взаємодії з API ONVIF у виконанні GUI інтерфейсу у середовищі MATLAB.

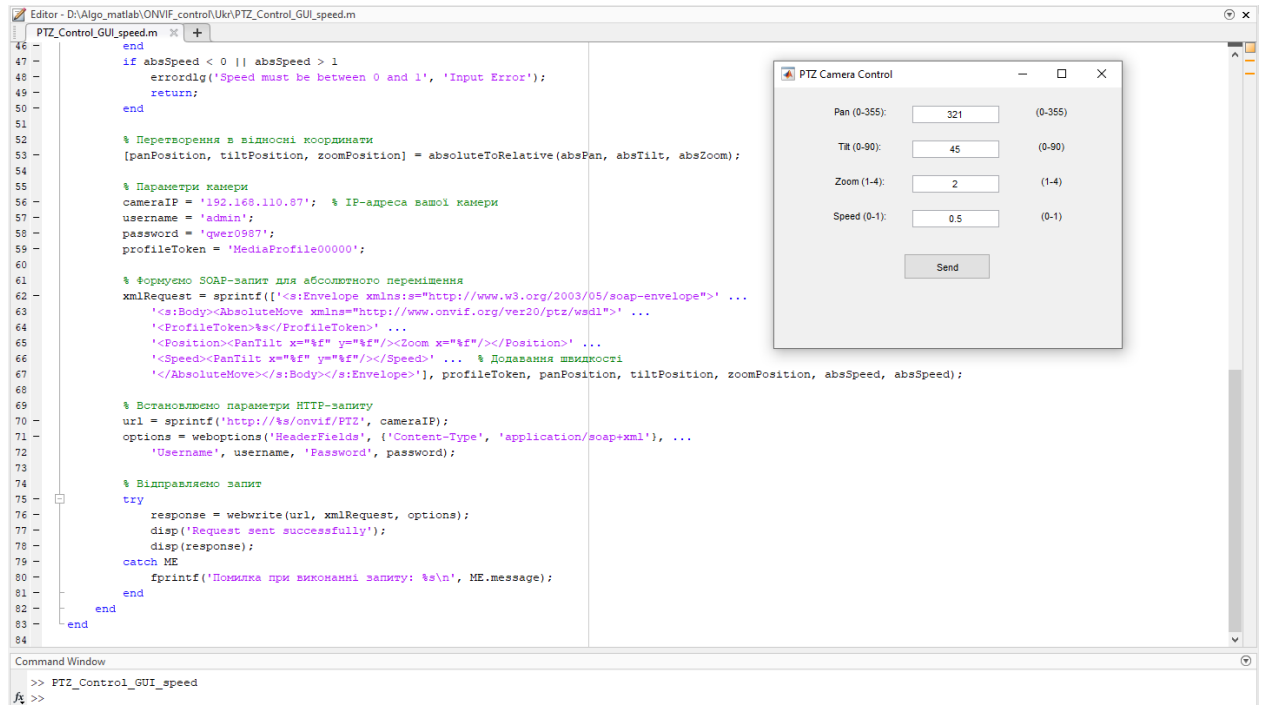


Рисунок 4.13 — GUI інтерфейс керування камерою

Перевірка ефективності роботи алгоритму спрямування поворотної роботизованої камери за заданими координатами відбувалося при повороті камери за випадковими координатами з рівномірним законом розподілу ЩЙ випадкової величини. Алгоритм генерує координати з врахуванням обмежень механізмів поворотної камери які наведено у таблиці 4.1.

На рисунку 4.14 відображено результати моделювання роботи алгоритму у середовищі Matlab [134], трансляцію відео в реальному масштабі часу організованою за допомогою VLC media player (рис. 4.14). Зазначене ПЗ [135] вибрано за критеріями: є безкоштовним мультимедійним плеєром з відкритим вихідним кодом; здатен відтворювати мультимедійні файли різних форматів; використовувати різноманітні потокові протоколи, зокрема RTSP.

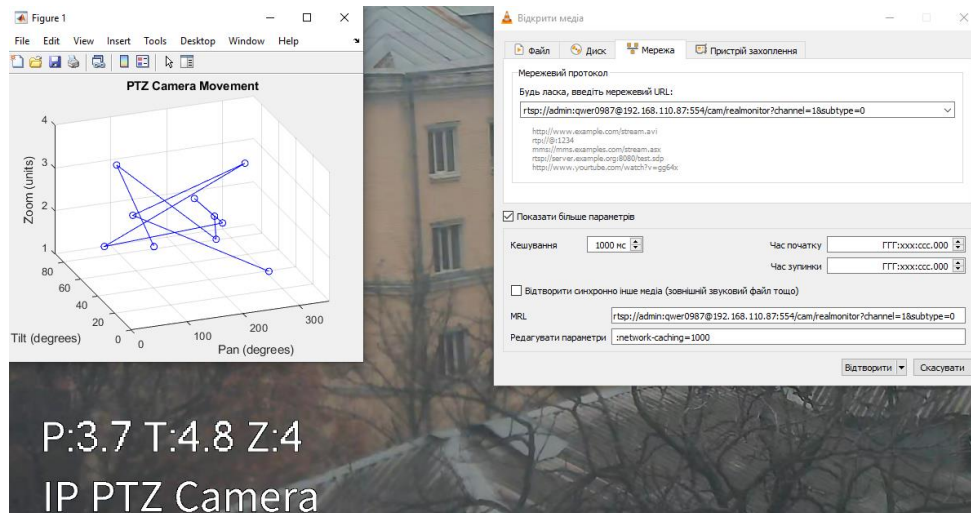


Рисунок 4.14 — Демонстрація роботи PTZ камери

4.3 Моделювання роботи алгоритму керування поворотними механізмами рухомої платформи далекоміра

Для побудови системи керування рухомою платформою далекоміра використовується поворотна платформа PTZ камери, де замість камери встановлено далекомір. Для використання поворотної платформи типової PTZ камери (рис. 4.15) визначимо її основні характеристики. На рис 4.15 відображено камеру DS-2DE5425IW-AE(S6) від виробника — компанії Hikvision [136], зовнішній вигляд (рис 4.15, а) та внутрішню будову (рис 4.15, б) з модулем живлення та інші компоненти пристрою.



а)



б)

Рисунок 4.15 — Зовнішній вигляд та внутрішня будова PTZ камери

На рисунку 4.16 відображено відеомодуль, до якого апаратно підключено модуль керування та процесор обробки відео. Модуль містить оптичну частину (моторизований об'єктив) з фільтрами, лінзами, саму матрицю, яка є датчиком зображення, та додаткові компоненти.



а)



б)

Рисунок 4.16 — Відеомодуль PTZ камери

Вузол керування двигунами містить контролер, необхідну периферію для забезпечення передачі сигналів керування на покрокові двигуни показано на рис. 4.17



а)



б)

Рисунок 4.17 — Вузол керування двигунами

До складу будови PTZ камери входить мережевий інтерфейс, блок живлення, та різного роду функціональні вузли, які не наведені детально на рисунках, оскільки є приховані в рамках внутрішнього конструктиву, або винесені за рамки корпусу пристрою (зовнішній блок живлення).

На рис. 4.17 (б) видно крокові двигуни [137], характеристики яких наведені на рисунку 4.18.

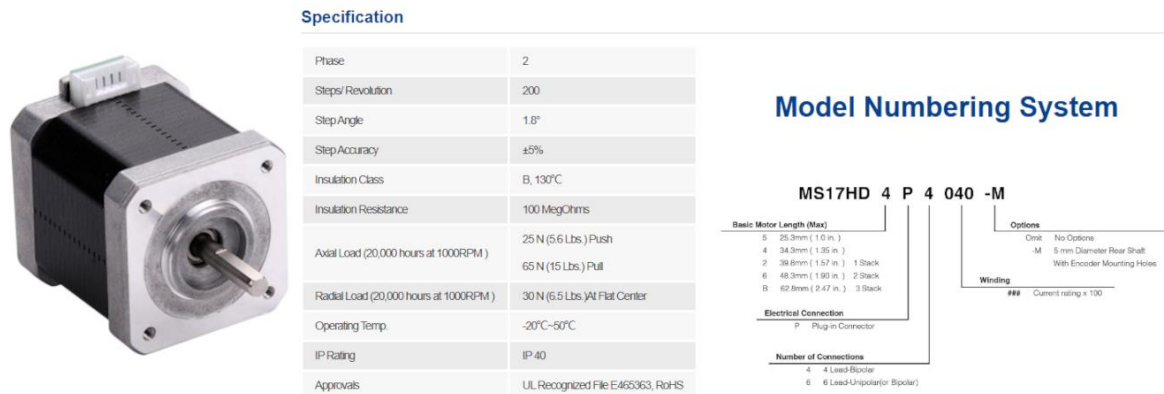


Рисунок 4.18 — Характеристики крокового двигуна

Система позиціонування PTZ камери використовує по одному двигуні в кожній площині та скеровує оптичну вісь по азимуту та куту місця відповідно. Канали керування повороту камери за азимутом та за кутом місця ідентичні. В дисертаційній роботі проведено досліджено системи керування поворотом за каналом керування азимутальним кутом. За кутом місця роз'яснення буду такі ж самі, за винятком кутових обмежень поворотного механізму обумовлених конструктивною будовою PTZ камери.

Крокові двигуни, які можуть застосовуватися для поворотного пристрою далекоміра поділяються на два класи: стандартні та прецизійні. Стандартні крокові двигуни мають крок 1,8 градуса [137], прецизійні — 0,9 градуса [138]. Застосування редуктора дозволяє забезпечити більшу точність повороту рухомої платформи.

У якості модельного об'єкту поворотної платформи далекоміра і визначення динамічних характеристик взято камеру DH-SDT4E425-4F-GB-A-PV1 [127]. На рисунку 4.19 наведено технічні характеристики PTZ камери

Dahua типу X-Spans TiOC, які відповідають за можливість платформи до повороту, та швидкості її реагування на сигнали керування.



Lens

Focal Length	Panorama: 2.8 mm; Detail: 5 mm–125 mm			
Max. Aperture	Panorama: F1.0; Detail: F1.6–F3.6			
Field of View	Panorama: H: 101°; V: 53°; D: 120°; Detail: H: 51.9°–3.0°; V: 39.7°–2.2°; D: 63.1°–3.7°			
Optical Zoom	Panorama: NA; Detail: 25x			
Focus Control	Auto; semi-auto; manual			
Close Focus Distance	Panorama: 0.2 m (0.66 ft); Detail: 0.1 m–0.5 m (0.33 ft–1.64 ft)			
Iris Control	Auto; manual			
DORI Distance	Detect	Observe	Recognize	Identify
	2500 m (8202.10 ft)	987.5 m (3239.83 ft)	500 m (1640.42 ft)	250 m (820.21 ft)

PTZ

Pan/Tilt Range	Panorama camera: Tilt: 13° to 23°; Detail camera: Pan: 0° to 360° endless; Tilt: –15° to 90°; auto flip 180°
Manual Control Speed	Pan: 0.1°/s–200°/s; Tilt: 0.1°/s–120°/s
Preset Speed	Pan: 240°/s; Tilt: 200°/s

Рисунок 4.19 — Камера DH-SDT4E425-4F-GB-A-PV1 та її характеристики

Для керування кроковим двигуном поворотної платформи розроблено PID контролер [139]. Даний контролер є одночасно простим та універсальним і підходить для виконання задачі керування кроковим двигуном. Структурна схема керування на основі PID контролера на рисунку 4.20

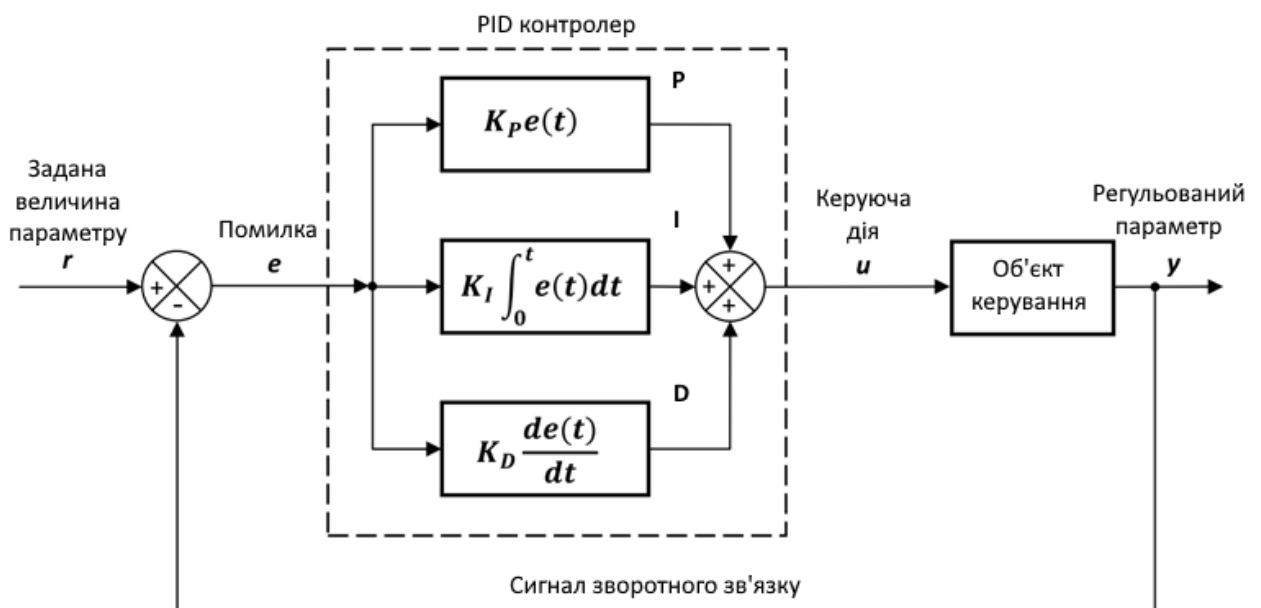


Рисунок 4.20 — Структурна схема керування на основі PID контролера

Пропорційний канал видає величину вихідного сигналу, який розраховується як помилка (різниця, неузгодженість) $e(t)$ сигналу зворотного зв'язку і сигналу задання r , помножена на коефіцієнт K_p . Якщо прибрати (прирівняти до нуля) інші коефіцієнти PID контролера, то результат такого контролера буде мати статичну помилку, оскільки пропорційний канал може тільки компенсувати частину неузгодженості. Подальше збільшення значення коефіцієнта в спробах збільшити ефективність, призведе до перерегулювання (перевищення величини над заданим рівнем, іноді багаторазового і повторюваного, в гіршому випадку у вигляді автоколивань) при появі великої неузгодженості (наприклад пуск або різка зміна параметра). Даний канал відповідає за швидкість контролера в цілому і найбільшу частину роботи (компенсація більшої частини неузгодженості).

Інтегральний канал в загальному теж бере за основу помилку регулювання, але, при цьому, вихід інтегрує цю помилку, помножену на коефіцієнт K_i . Це дає можливість компенсації статичної помилки, якщо система не відчуває зовнішніх збурень, але не позбавляє від динамічної помилки. Спроби зменшити динамічну помилку або якось зменшити час, за який контролер компенсує помилку, приведуть до того, що теж з'явиться перерегулювання і майже гарантовано автоколивання.

Диференціальний канал подає на вихід швидкість зміни помилки $\frac{de(t)}{de}$, помножену на коефіцієнт K_d , що дає можливість як би передбачити описану вище різку зміну неузгодженості (пуск або різка зміна параметра) і тим самим допомогти більш повільним компонентам компенсувати величину помилки. Надалі, за дії пропорційного та інтегрального каналів, роль диференціального каналу повинна загасати. Диференціальний канал чутливий до високочастотних завад. Тому, при побудові контролера, необхідно вжити заходів для захисту від завад. Додатково диференціальний канал може зменшити значення перерегулювання, отриманого при налаштуванні пропорційного та

інтегрального каналів за рахунок більш швидкого зменшення помилки регулювання до моменту задіяння інших каналів.

Існують різні методи для налаштування PID контролера, ціллю яких є підбір оптимальних коефіцієнтів кожної з ланок. Кожний метод має свою певну область застосувань виходячи з умов використання контролера, оскільки процеси, що підлягають регуляції можуть бути швидкі чи повільні.

Найпростішим методом є ручний метод налаштування, який опирається на корекцію параметрів методом проб та невдач. Спершу вручну налаштовують K_p , попередньо прирівнявши до нуля інші канали, потім K_i , а останнім K_d , оцінюючи результат роботи за графіками з огляду на можливість побудови результуючих графіків після кожного регулювання. Такі методи ще називають емпіричними або евристичними.

Інші методи оптимізації параметрів контролера: тангенціальний метод налаштування PID контролера (перший метод Зіглера-Нікольса), метод коливань (або другий частотний метод Зіглера-Нікольса), метод CHR (Chien, Thrones і Reswick), спектральний метод, метод Куна, метод Стогестада, метод Шеделя [139, 140]. У даній дисертаційній роботі оптимальні коефіцієнти PID контролера обирались шляхом налаштування об'єкту PID контролера з двома ступенями свободи (2DOF) безперервного часу у середовищі моделювання Simulink.

Класичний PID контролер містить пропорційний компонент, інтегральний компонент, та диференціальний компонент, які мають свої переваги та недоліки. Об'єднання цих компонентів дозволяє нівелювати недоліки і поєднати переваги [140]. Математична модель роботи PID контролера, який формує керуючу дію на основі поточної помилки:

$$u(t) = Ke(t) + K_I \int_0^t e(t)dt + K_D \frac{de(t)}{dt}, \quad (4.3)$$

де $u(t)$ — керуюча дія, $e(t)$ — помилка, K — коефіцієнт підсилення пропорційної складової, K_I — коефіцієнт підсилення інтегральної складової, K_D — коефіцієнт підсилення диференціальної складової.

Синтез PID контролера проводився в середовищі Simulink. PID контролер був розрахований за виразом (4.3) у S-площині (з перетворенням Лапласа):

$$C(s) = P + I \cdot \frac{1}{s} + D \cdot \frac{N}{1 + N \cdot \frac{1}{s}}. \quad (4.4)$$

Об'єкт, над яким здійснюється керування, складається з крокового двигуна, редуктора та корпусу далекоміра, що представляють собою відповідно інтегральну ланку, ланку підсилення та аперіодичну ланку першого порядку [141]. Загальна модель представлена на рис. 4.21.

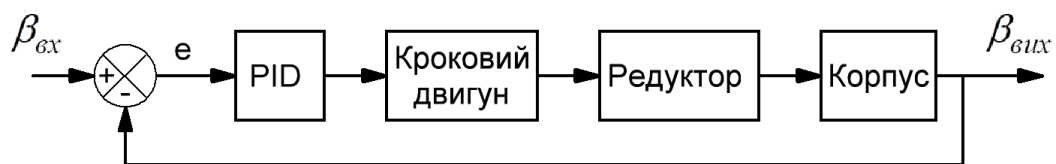


Рисунок 4.21 — Загальна модель системи керування

На рисунку 4.22 наведено досліджувану модель системи керування сформовану в середовищі Simulink.

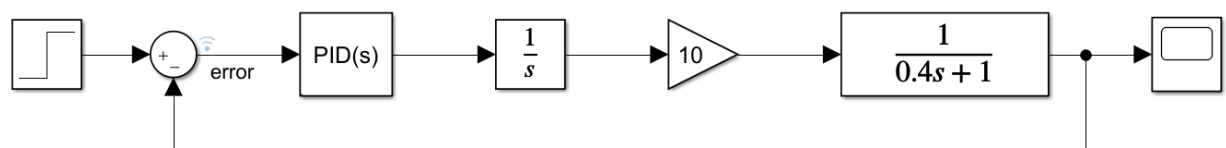


Рисунок 4.22 — Модель системи керування в середовищі Simulink.

Синтез оптимального PID контролера проводився в системі MATLAB методом оптимізації коефіцієнтів, відповідно до метода Зіглера-Нікольса.

Час встановлення перехідного процесу визначимо до 200 мс.

Формула (4.5) показує передавальну функцію PID контролера розрахованого зазначеними вище параметрами:

$$C(s) = \frac{5221s^2 + 1.15 \cdot 10^4 s + 2942}{s^2 + 3860s}. \quad (4.5)$$

Для переходу у z-площину над виразом наведеним вище необхідно провести операцію дискретизації. Середовище Matlab передбачає кілька методів для здійснення переходу [142], в дисертаційній роботі використано метод Zero-Order Hold (ZOH).

Формула (4.6) визначає передавальну характеристику у z-площині з частотою дискретизації 100 кГц:

$$C(z) = \frac{5221z^2 - 1.044 \cdot 10^4 z + 5221}{z^2 - 1.962z + 0.9621}. \quad (4.6)$$

Про якість та точність дискретизації нашої функції PID контролера свідчить співпадіння логарифмічних амплітудно-частотних та фазо-частотних характеристик (рис 4.23) неперервної та дискретної цифрової системи керування.

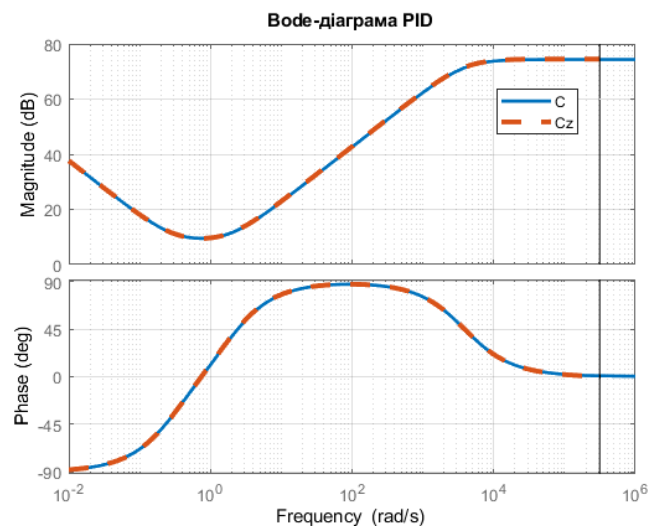
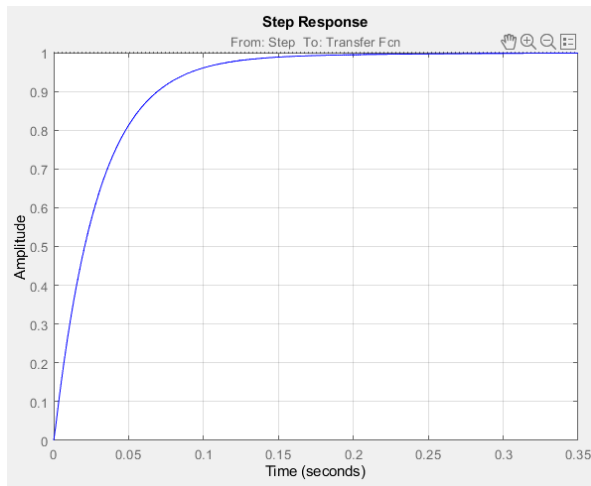
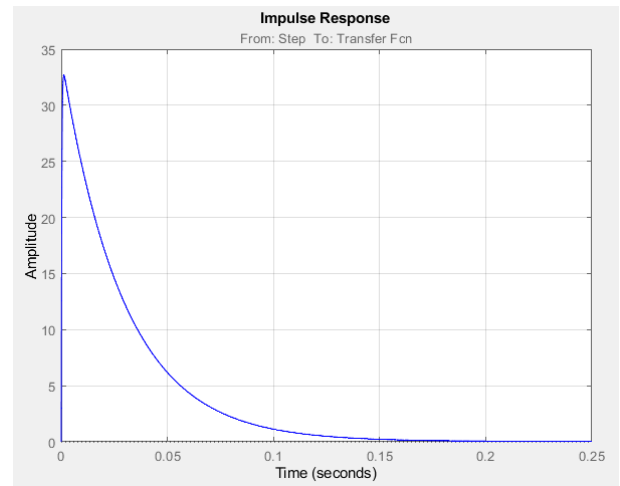


Рисунок 4.23 — ЛАЧХ та ФЧХ PID контролера

На рисунку 4.24 наведено перехідну та імпульсну характеристики досліджуваної моделі. З рисунку 4.24 (а) видно, що перехідний процес триває до 0.2 секунди, що задовольняє заданим вимогам.



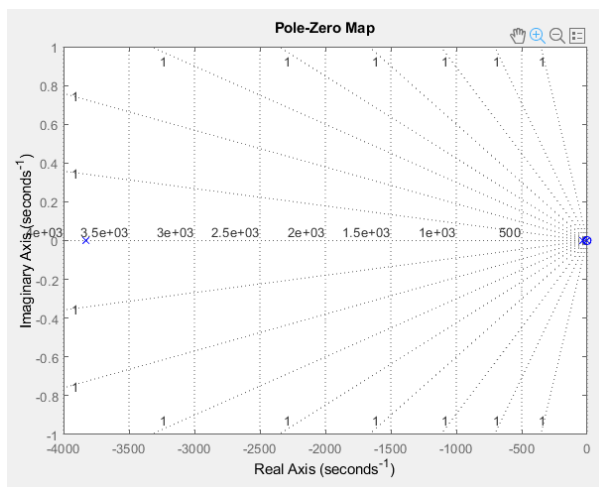
а)



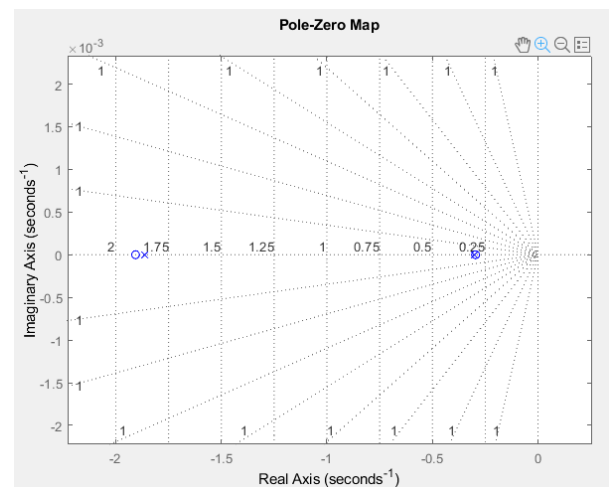
б)

Рисунок 4.24 — Перехідна (а) та імпульсна (б) характеристики моделі

Результати аналізу стійкості системи керування наведено на рисунку 4.25, а саме карту нулів та полюсів моделі. Всі полюси знаходяться в лівій на півплощині, що свідчить про стійкість даної системи.



а)



б)

Рисунок 4.25 — Карта нулів та полюсів

На рисунку 4.26 відображено результати роботи системи при виконання сканування далекоміром в азимутальній площині в межах ± 10 градусів відносно нульового положення. Графік на рис. 4.26 демонструє значення похибки системи при дії керуючого впливу. Дана похибка не перевищує ± 0.003 від

максимального амплітудного значення в встановленому режимі, що становить 0.3 %.

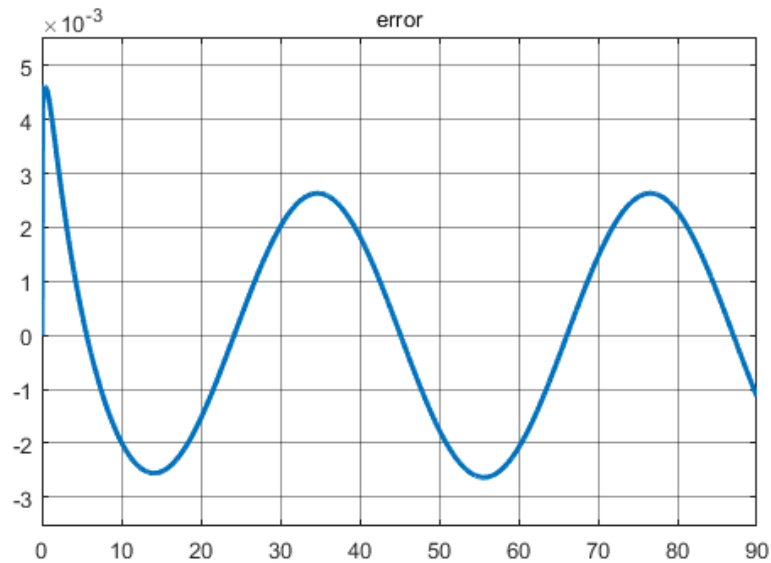


Рисунок 4.26 — Графік помилки при відпрацюванні

Для реалізації такої системи можна синтезувати PID контролер на платформі мікроконтролеру STM320F030 [143]. Вказаний мікроконтролер має можливість підключення периферії для розширення функціональних можливостей системи керування, здатний забезпечити 100 кГц частоту дискретизації АЦП. На рисунку 4.27 показана плата контролера STM32 та його характеристики.

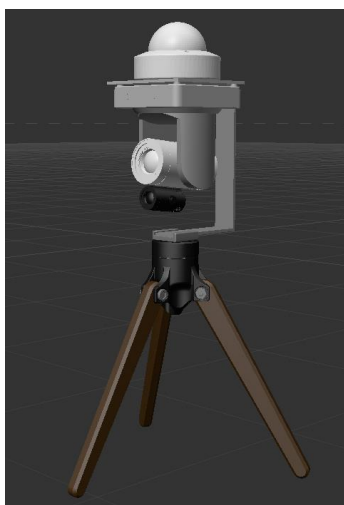


- Reset and power management
 - Digital & I/Os supply: $V_{DD} = 2.4\text{ V to }3.6\text{ V}$
 - Analog supply: $V_{DDA} = V_{DD}\text{ to }3.6\text{ V}$
 - Power-on/Power down reset (POR/PDR)
 - Low power modes: Sleep, Stop, Standby
- Clock management
 - 4 to 32 MHz crystal oscillator
 - 32 kHz oscillator for RTC with calibration
 - Internal 8 MHz RC with x6 PLL option
 - Internal 40 kHz RC oscillator

Рисунок 4.27 — Плата контролера STM320F030 та його характеристики

4.4 Конфігурація комплексу стеження за МБПЛА

На рисунку 4.28 можна побачити два варіанти конфігурації комплексу. Варіант А передбачає наявність у своєму складі панорамної камери, рухомої PTZ камери та далекоміру. В такій конфігурації вісь далекоміра та оптична вісь PTZ камери співнапрямлені. Зазначене компонування дозволяє направляти одночасно і далекомір і вузькопольну PTZ камеру для отримання детального зображення об'єкта, що спостерігаються. В такому випадку керування системою відбувається програмно за протоколом ONVIF. Варіант Б передбачає використання окремої поворотної платформи, система керування якої побудована на базі PID контролерів та крокових двигунів. В такому випадку, на поворотній платформі розміщується винятково далекомір. Рисунки 4.28 (а, б) відображають два варіанти комплексу стеження за МБПЛА, конфігурації яких відрізняються за складом в залежності від вимог замовника та задач, які вони будуть виконувати. На рис. 4.28 а показані вузькопольна та широкопольна камери разом з далекоміром, а на рис. 4.28 (б) показані широкопольна камери разом з далекоміром на поворотній платформі. В якості далекоміра може бути використаний як лазерний, так і FMCW далекомір. Вузькопольна та широкопольна камери також можуть бути обрані виходячи з конкретних умов поставленого завдання комплексу (відстані, кути огляду та т.ін.).



а)



б)

Рисунок 4.28 — 3-D модель системи визначення координат

Загальна концептуальна 3-D модель, яка демонструє роботу комплексу за призначенням показана на рисунку 4.29. У базовому варіанті весь комплекс розташовується на тринозі. На рисунку не показані робоче місце оператора у вигляді ПК зі спеціалізованим ПЗ, що використовує запропоновані у роботі алгоритми. За рамки 3-D моделі винесено лінії зв'язку та додаткове обладнання, що поєднує робоче місце оператора з комплексом стеження за МБПЛА.

Для побудови концептуальної 3-D модель демонстрації роботи комплексу були використані роботи авторів у вільному доступі [144–147].

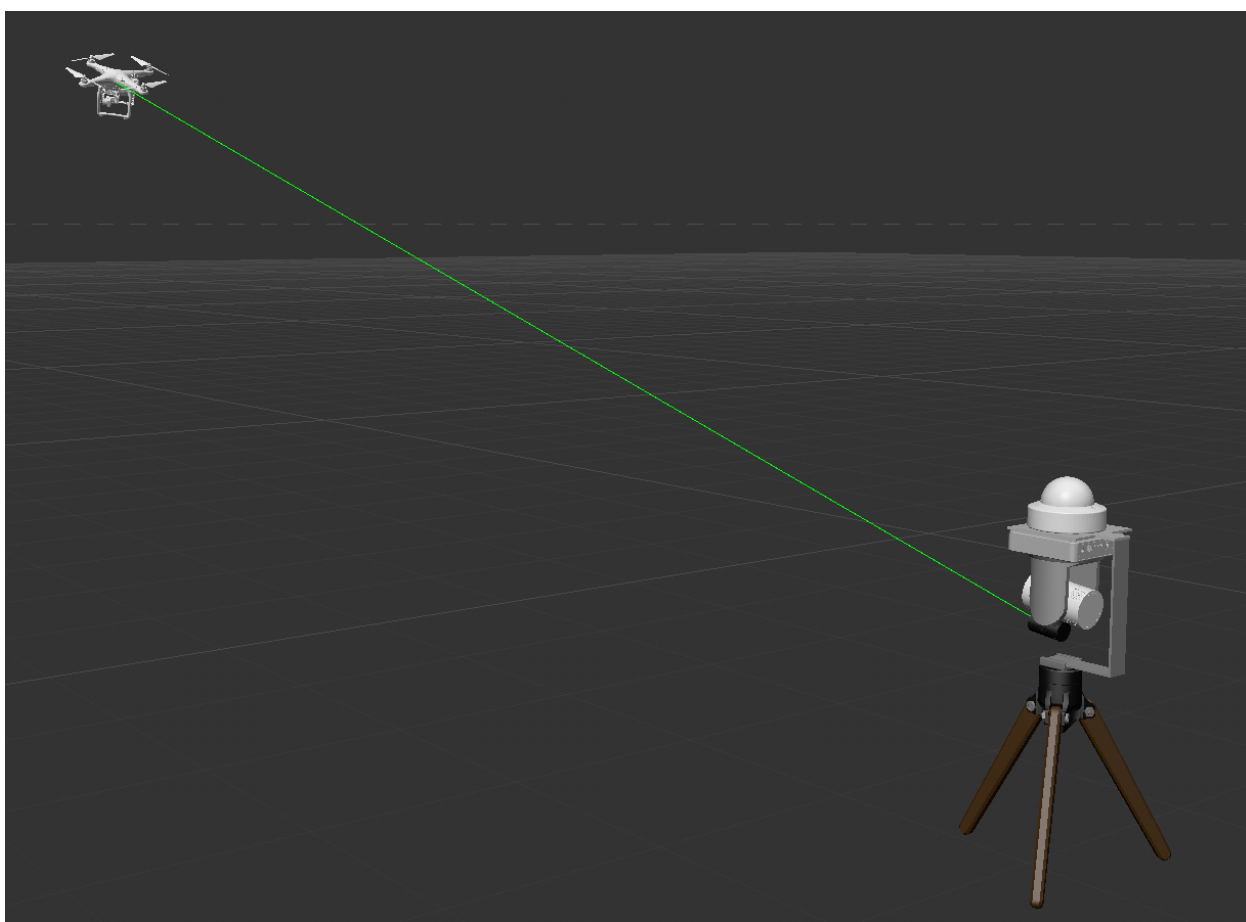


Рисунок 4.29 — Концептуальна 3-D модель демонстрації роботи комплексу

Висновки до розділу 4

1. Запропоновано два варіанта конфігурації комплексу стеження за МБПЛА. Перша конфігурація поєднує: широкопольну IP камеру з малою фокусною відстанню і підтримкою RTSP протоколу; рухому вузькопольну IP PTZ камеру з підтримкою протоколу ONVIF; лазерний далекомір закріплений

на рухомій платформі IP PTZ камери. В цій конфігурації обов'язково необхідно забезпечувати суміщення оптичних осей камери та далекоміра. Друга конфігурація включає: широкопольну IP камеру з малою фокусною відстанню і підтримкою RTSP протоколу; лазерний далекомір, який закріплений на рухомій поворотній платформі. Поворотна платформа побудована на основі PID контролів та крокових двигунів для руху за азимутом та кутом місця.

2. Розроблено алгоритм керування IP PTZ камерою з використанням API на базі протоколу ONVIF. Алгоритм опрацьовує команди, які отримані від адаптивних фільтрів за даними широкопольної камери та далекоміру для визначення параметрів руху МБПЛА.

3. Синтезована оптимальна цифрова система керування кроковими двигунами рухомої поворотної платформи забезпечує реакцію на керуючий сигнал з тривалістю перехідного процесу до 200 мс на здійснення повороту за двома координатами. При цьому, похибка системи опрацювання керуючого впливу не перевищує 0.3%. Для реалізації системи керування поворотною платформою далекоміра можуть бути використані мікроконтролери серії STM320F030, що здатні забезпечити частоту дискретизації 100 кГц.

4. Для конструктивного виконання комплексу рекомендовано використовувати IP камери з роздільною здатністю не нижче ніж 1920x1080 пікселів. У якості широкопольної камери, для забезпечення широких кутів огляду, рекомендовані IP камери з малою фокусною відстанню та підтримкою RTSP протоколу. З метою забезпечення детального зображення повітряних об'єктів рекомендовано використовувати вузькопольні IP PTZ камери з підтримкою протоколу ONVIF. У якості далекоміра пропонується використовувати лазерний далекомір, що забезпечує точність вимірювання дальності не менше 0.5 м та містить цифровий інтерфейс передачі даних.

ВИСНОВКИ

1. В розробленому методі адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку оптимальний алгоритм адаптивного оцінювання є рекурентним і описує еволюцію спільних апостеріорних розподілів параметрів руху МБПЛА і дискретного компонента, що визначає тип його руху. В оптимальному пристрої оцінювання відсутнє зростання каналів і він відноситься до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами. В отриманому з використанням полігаусівської апроксимації апостеріорних розподілів квазіоптимальному алгоритмі, оцінювання параметрів руху МБПЛА по осям СК матриці камери виконується окремо, а отримані результати об'єднуються при розрахунку апостеріорних ймовірностей типу руху, що дозволяє зменшити розмірність адаптивних фільтрів в два рази.

2. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку дозволяє зменшити СКВ похибок прогнозу координат на ділянках рівномірного руху і зависання МБПЛА в 3.2 і 6.5 рази, ніж на ділянках руху з маневром відповідно. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання забезпечує розпізнавання зависання і майже рівномірний рух МБПЛА з ймовірностями не нижче 0.9, що дозволяє будувати строби супроводу адекватно поточній ситуації і знижує ймовірність потрапляння в строб сторонніх об'єктів.

3. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного пошуку забезпечує низьку ймовірність зриву супроводу МБПЛА при вихідному ВСШ більше, ніж 18 дБ, що, відповідає практичним ситуаціям при супроводі розподіленого об'єкту. За умови, що ВСШ приймає значення менше, ніж 14 дБ, стеження за МБПЛА стає неможливим, що пов'язано зі зменшенням коефіцієнту взаємної кореляції зображень.

4. Розроблений метод адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними відеокамери замість використання кореляційного пошуку може, без суттєвих змін, застосовувати методи міжкадрової різниці та обчислення оптичного потоку для виявлення і вимірювання координат маневруючого МБПЛА.

5. В розробленому методі адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру при наявності пропусків та хибних вимірювань синтезований оптимальний алгоритм адаптивного оцінювання є рекурентним і описує еволюцію спільних апостеріорних розподілів параметрів руху МБПЛА та дискретних компонентів, які характеризує вид його маневру і тип вимірювання. Оптимальний пристрій фільтрації є багатоканальним і відноситься до класу пристроїв із зворотніми зв'язками між каналами. В синтезованому, з використанням полігаусівської апроксимації, квазіоптимальному алгоритмі обчислюються лише перший і другий моменти умовних апостеріорних розподілів параметрів руху. Оскільки розрахунок оцінок параметрів руху об'єкта відбувається лише за умови, що вимірювання не є хибним, кількість каналів квазіоптимального фільтра дорівнює кількості типів руху МБПЛА.

6. Синтезований квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру забезпечує розпізнавання хибних вимірювань і різних видів руху: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром — з імовірностями близькими до одиниці. Виявлення зміни типу руху об'єкта виконується за 10–15 тактів роботи алгоритму. На ділянках рівномірного руху адаптивний фільтр забезпечує СКВ похибок прогнозу дальності на 70 % менше, ніж на ділянках руху з маневром, а швидкості, відповідно, в 3.8 раз менше. На ділянках зависання МБПЛА додатково можна зменшити СКВ похибок прогнозу в 2 рази. Наявність поодиноких хибних вимірювань фактично не впливає на точність оцінювання параметрів руху, що обумовлено високим темпом надходження вимірювань. При появі послідовностей хибних вимірювань найбільші помилки оцінювання

виникають на ділянках руху з маневром, що обумовлено різким зростанням помилок прогнозу при збільшенні інтервалу прогнозування для даного типу руху.

7. Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА за даними далекоміру з постійними коефіцієнтами підсилення каналів фільтру не погіршує точносні характеристики в стаціонарних режимах роботи. Час перехідних режимів розпізнавання рівномірного руху та зависання зростає на 20–40 %, що не є суттєвим при високому темпі отримання даних з далекоміру. Фіксування коефіцієнтів підсилення каналів фільтру дозволяє зменшити кількість операцій множення на один такт роботи алгоритму у 31 раз, а кількість операцій додавання — у 8 разів.

8. Розроблені алгоритм керування IP PTZ камерою з використанням API на базі протоколу ONVIF, модель оптимальної цифрової система керування кроковими двигунами рухомої поворотної платформи, пропозиції щодо вибору відеокамер та лазерних далекомірів, які можуть бути використані при побудові комплексу стеження за МБПЛА за двома конфігураціями, з яких другий варіант на 30 % простіший за перший за кількістю модулів, і має, відповідно, нижчу вартість.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Жук С. Я., Соколов К. А. Адаптивне оцінювання параметрів руху малорозмірного БПЛА за даними відеокамери і FMCW-далекоміру. Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування. 2023. № 91. С. 46–52. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2023.91.46-52>.
2. Соколов К. А., Жук С. Я. Адаптивний алгоритм кореляційного стеження за малорозмірним БПЛА. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2024. № 5. С. 62–70. URL: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/11>.
3. Соколов К. А., Жук С. Я. Урахування характерних особливостей будови та руху БПЛА у задачах їх комплексного виявлення і супроводження у повітряному просторі. Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології. 2024. Т. 1, № 07. С. 9–20. URL: <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2024-01-07-01>.
4. Соколов К. А., Чмельов В. О. Програмно-апаратна реалізація системи керування поворотною роботизованою відеокамерою PTZ з використанням протоколу ONVIF. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2024. № 6. С. 144–156.
5. Жук С. Я., Герасименко А. О., Соколов К. А. Аналіз точносних характеристик кореляційно-екстремального алгоритму стеження за малорозмірним БПЛА з використанням фільтру Калмана. XV Міжнародна науково-технічна конференція «Перспективи телекомунікацій»: Зб. матеріалів конф., м. Київ, 12–16 квіт. 2021 р. Київ, 2021. С. 292–294.
6. Жук С. Я., Соколов К. А. Адаптивна траєкторна фільтрація малорозмірного БПЛА при комплексному використанні даних РЛС і відеокамери. Матеріали XVII Міжнародної науково-технічної конференції «Перспективи телекомунікацій - 2023»: Зб. містить матеріали пленар. і секц. доп., м. Київ, 18–21 квіт. 2023 р. Київ, 2023. С. 335–337.
7. Кот М. Г., Соколов К. А., Жук С. Я. Методика розрахунку розміру зображення БПЛА в пікселях в залежності від відстані до нього.

«Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи»: матеріали Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 13–15 грудня. 2023 р. Київ, 2023. С. 24–26.

8. 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»: Зб. матеріалів конф., м. Київ, 12–16 квіт. 2021 р. Київ, 2021. С. 271–273.

9. Соколов К. А. Використання методів обчислення оптичного потоку для вирішення задач детекції та супроводження малогабаритних цілей. X Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи»: матеріали X Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 9–11 листоп. 2021 р. Київ, 2021. С. 24–26.

10. Соколов К. А. Особливості обробки інформації в панорамних системах відеоспостереження за безпілотними літальними апаратами. Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні поля, сигнали, апарати та системи»: матеріали конф., м. Київ, 16–22 листоп. 2020 р. Київ, 2020. С. 117–119.

11. Соколов К. А. Система визначення просторових координат об'єктів з використанням PTZ камери та лазерного далекоміра. XIII Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи»: матеріали XIII Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 27 – 28 листоп. 2024 р. Київ, 2024. С. 49–51.

12. Соколов К. А., Жук С. Я. Визначення просторових координат рухомого об'єкту з використанням системи пари відеодавачів. XI Міжнародна науково-технічна конференція «Радіотехнічні проблеми, сигнали, апарати та системи»: матеріали конф., м. Київ, 22–24 листоп. 2022 р. Київ, 2022. С. 46–48.

13. Соколов К. А., Жук С. Я. Виявлення малогабаритних цілей із застосуванням особливостей зорового апарату людини у системах технічного зору. IV Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів та аспірантів

«Радіoeлектроніка в ХХІ столітті»: матеріали конф., м. Київ, 25–26 трав. 2021 р. Київ, 2021. С. 78–80.

14. Соколов К. Візуальне виявлення та відстеження малогабаритних рухомих об'єктів на основі функціональних особливостей зорового апарату та особливостях сприйняття людини. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. № 5. С. 75–82. URL: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/13>.

15. Соколов К., Кравчук Я. О., Жук С. Я. Аналіз точносних характеристик комбінованої системи спостереження на основі відеокамери та FMCW далекоміру. V Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів та аспірантів «Радіoeлектроніка в ХХІ столітті»: матеріали конф., м. Київ, 10–12 трав. 2023 р. Київ, 2023. С. 67–69.

16. Future Commercial Prospects of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) / D. S. Kapoor et al. Third Congress on Intelligent Systems. Singapore, 2023. P. 79–89. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-9225-4_7.

17. Global Drone Industry Review 2024 | Drone Industry Insights 2025. Drone Industry Insights. URL: <https://droneii.com/global-drone-industry-review-2024>.

18. Current Trends and Future Directions in the Commercial Drone Industry. Commercial UAV News. URL: <https://www.commercialuavnews.com/current-trends-and-future-directions-in-the-commercial-drone-industry>.

19. UAV Drone Market Size, Share Growth Future Scope To 2034. Market Research Future - Industry Analysis Report, Business Consulting and Research. URL: <https://www.marketresearchfuture.com/reports/uav-drone-market-26515>.

20. Future Of Drone Industry | Trends, Regional Overview and Major Developments. Global Market Research Company | Market Research Reports | Consulting Services | Advisory Services – Strategic Market Research. URL: <https://www.strategicmarketresearch.com/blogs/drone-industry-future>.

21. Protect your sky: a survey of counter unmanned aerial vehicle systems / H. Kang et al. IEEE access. 2020. Vol. 8. P. 168671–168710. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3023473>.
22. Towards the unmanned aerial vehicles (uavs): a comprehensive review / S. A. H. Mohsan et al. Drones. 2022. Vol. 6, no. 6. P. 147. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6060147>.
23. Unmanned aerial vehicles: a review / A. A. Laghari et al. Cognitive robotics. 2022. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2022.12.004>.
24. A Comprehensive Review of AI-enabled Unmanned Aerial Vehicle: Trends, Vision , and Challenges / O. K. Pal et al. URL: <https://arxiv.org/abs/2310.16360>.
25. Çoban S., Oktay T. Unmanned aerial vehicles (uavs) according to engine type. Journal of aviation. 2018. URL: <https://doi.org/10.30518/jav.4611166>.
- Security analysis of drones systems: attacks, limitations, and recommendations / J.-P. Yaacoub et al. Internet of things. 2020. Vol. 11. P. 100218. URL: <https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100218>.
27. Гуцул Т., Жежера І., Ткач В. Особливості класифікації та методів вибору БПЛА. Технічні науки та технології. 2023. № 4 (30). С. 201–212. URL: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2022-4\(30\)-201-212](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2022-4(30)-201-212).
28. Попіль Д., Бровко П., Книш Б. Класифікація відомих видів безпілотних літальних апаратів. Modern engineering and innovative technologies. 2017. Т. 1, № 02-01. С. 34–39. URL: <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2017-02-01-004>.
29. Bresciani T. Modelling, Identification and Control of a Quadrotor Helicopter : Master thesis. Lund, 2008. 170 p. URL: <https://lup.lub.lu.se/student-papers/search/publication/8847641>.
30. Fethalla N. Modelling, Identification, and Control of a Quadrotor Helicopter. MONTREAL, 2019. 193 p. URL: <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/2354>.

31. Quan Q. Introduction to multicopter design and control. Singapore : Springer Singapore, 2017. URL: <https://doi.org/10.1007/978-981-10-3382-7>.
32. Aerodynamic and structural design for the development of a MALE UAV / P. Panagiotou et al. Aircraft engineering and aerospace technology. 2018. Vol. 90, no. 7. P. 1077–1087. URL: <https://doi.org/10.1108/aeat-01-2017-0031>.
33. Grodzki W., Łukaszewicz A. Design and manufacture of unmanned aerial vehicles (UAV) wing structure using composite materials. Materialwissenschaft und Werkstofftechnik. 2015. Vol. 46, no. 3. P. 269–278. URL: <https://doi.org/10.1002/mawe.201500351>.
34. Rodic A., Mester G. Modeling and simulation of quad-rotor dynamics and spatial navigation. 2011 IEEE 9th international symposium on intelligent systems and informatics (SISY 2011), Subotica, 8–10 September 2011. 2011. URL: <https://doi.org/10.1109/sisy.2011.6034325>.
35. Technical Analysis of VTOL UAV / S. Yu et al. Journal of computer and communications. 2016. Vol. 04, no. 15. P. 92–97. URL: <https://doi.org/10.4236/jcc.2016.415008>.
36. Frazzoli E. Maneuver-Based motion planning and coordination for single and multiple uavs. 1st UAV conference, Portsmouth, Virginia. Reston, Virigina, 2002. URL: <https://doi.org/10.2514/6.2002-3472>.
37. Quadrotor helicopter flight dynamics and control: theory and experiment / G. Hoffmann et al. AIAA guidance, navigation and control conference and exhibit, Hilton Head, South Carolina. Reston, Virigina, 2007. URL: <https://doi.org/10.2514/6.2007-6461>.
38. Overview of propulsion systems for unmanned aerial vehicles / B. Zhang et al. Energies. 2022. Vol. 15, no. 2. P. 455. URL: <https://doi.org/10.3390/en15020455>.
39. Adamski M. Analysis of propulsion systems of unmanned aerial vehicles. Journal of marine engineering & technology. 2017. Vol. 16, no. 4. P. 291–297. URL: <https://doi.org/10.1080/20464177.2017.1383337>.

40. Nunes E. C. Employing Drones in Agriculture: An Exploration of Various Drone Types and Key Advantages. URL: <https://arxiv.org/abs/2307.04037>.
41. Prakash D., Agrawal A., Khalid S. Comparative Analysis of UAVs. *New Innovations in AI, Aviation, and Air Traffic Technology*. 2024. P. 128–149. URL: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1954-3.ch007>.
42. Kadam P. UAV Payload and Subsystem Market Scope & Outlook 2023. 2023. URL: https://www.researchgate.net/publication/368831882_UAV_Payload_and_Subsystem_Market_Scope_Outlook_2023.
43. Lee C.-A., Cheng T.-H. Concurrent Learning for Cooperative UAV Transportation of Unknown Payloads. *IEEE Open Journal of Control Systems*. 2024. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1109/ojcsys.2024.3517317>.
44. Mardiansyah D., Budi A. H. S. UAV Vision System for Rescue Payload Delivery. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2018. Vol. 384. P. 012005. URL: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/384/1/012005>.
45. Payload for Contact Inspection Tasks with UAV Systems / L. M. González-deSantos et al. *Sensors*. 2019. Vol. 19, no. 17. P. 3752. URL: <https://doi.org/10.3390/s19173752>.
46. Song Y., Zhang X., Zhao X. Research on the application of UAVs in the security of major events. *BCP Social Sciences & Humanities*. 2022. Vol. 19. P. 247–253. URL: <https://doi.org/10.54691/bcpssh.v19i.1611>.
47. Способи застосування бпла під час авіаційного пошуку і рятування / Г. Лещенко та ін. *Science-based technologies*. 2021. Т. 51, № 3. С. 271–280. URL: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.51.15998>.
48. Elmeseiry N., Alshaer N., Ismail T. A Detailed Survey and Future Directions of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) with Potential Applications. *Aerospace*. 2021. Vol. 8, no. 12. P. 363. URL: <https://doi.org/10.3390/aerospace8120363>.
49. Islam S. M. R. Drones on the Rise: Exploring the Current and Future Potential of UAVs. URL: <https://arxiv.org/abs/2304.13702>.

50. Bhatt K., Pourmand A., Sikka N. Targeted Applications of Unmanned Aerial Vehicles (Drones) in Telemedicine. *Telemedicine and e-Health*. 2018. Vol. 24, no. 11. P. 833–838. URL: <https://doi.org/10.1089/tmj.2017.0289>.
51. Butler G., Montasari R. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): Forensic, Privacy, and Security Challenges in the Era of Drone Proliferation. 2024. P. 229–239. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-62228-1_8.
52. A Review of Counter-UAS Technologies for Cooperative Defensive Teams of Drones / V. U. Castrillo et al. *Drones*. 2022. Vol. 6, no. 3. P. 65. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6030065>.
53. Comprehensive Review of UAV Detection, Security, and Communication Advancements to Prevent Threats / G. E. M. Abro et al. *Drones*. 2022. Vol. 6, no. 10. P. 284. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6100284>.
54. Kolekar M. H. *Intelligent Video Surveillance Systems: An Algorithmic Approach*. Taylor & Francis Group, 2018. 180 p.
55. Nilsson F., Nilsson F., Axis C. *Intelligent Network Video*. New York : Routledge, 2017. : CRC Press, 2016. URL: <https://doi.org/10.1201/9781315399904>.
56. A Wide Field-of-View Light-Field Camera with Adjustable Multiplicity for Practical Applications / H. M. Kim et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 9. P. 3455. URL: <https://doi.org/10.3390/s22093455>.
57. Yang X., Fang S. Effect of field of view on the accuracy of camera calibration. *Optik*. 2014. Vol. 125, no. 2. P. 844–849. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2013.07.089>.
58. Banks M. S., Cooper E. A., Piazza E. A. Camera Focal Length and the Perception of Pictures. *Ecological Psychology*. 2014. Vol. 26, no. 1-2. P. 30–46. URL: <https://doi.org/10.1080/10407413.2014.877284>.
59. Fast construction of dynamic and multi-resolution 360° panoramas from video sequences / Z. Zhu et al. *Image and Vision Computing*. 2006. Vol. 24, no. 1. P. 13–26. URL: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2005.09.006>.
60. VidPanos: Generative Panoramic Videos from Casual Panning Videos / J. Ma et al. 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.13832>.

61. From video sequences to motion panoramas / A. Bartoli et al. Workshop on Motion and Video Computing (MOTION 2002), Orlando, FL, USA. URL: <https://doi.org/10.1109/motion.2002.1182237>.
62. Motion detect application with frame difference method on a surveillance camera / A. M. Husein et al. Journal of Physics: Conference Series. 2019. Vol. 1230. P. 012017. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1230/1/012017>.
63. Wei H., Peng Q. A block-wise frame difference method for real-time video motion detection. International Journal of Advanced Robotic Systems. 2018. Vol. 15, no. 4. P. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1177/1729881418783633>.
64. UCMCTrack: Multi-Object Tracking with Uniform Camera Motion Compensation / K. Yi et al. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2024. Vol. 38, no. 7. P. 6702–6710. URL: <https://doi.org/10.1609/aaai.v38i7.28493>.
65. Chapel M.-N., Bouwmans T. Moving objects detection with a moving camera: A comprehensive review. Computer Science Review. 2020. Vol. 38. P. 100310. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100310>.
66. Pu Y. An analysis of laser distance measuring by different laser rangefinders. Theoretical and Natural Science. 2024. Vol. 38. P. 235–239. URL: <https://doi.org/10.54254/2753-8818/38/20240585>.
67. Correction of the air refractive index using a two-color method for absolute distance measurement without a dead zone / H. Gao et al. Applied Optics. 2021. Vol. 60, no. 5. P. 1241. URL: <https://doi.org/10.1364/ao.413997>.
68. Atmospheric Error Correction of the Laser Beam Ranging / J. Saydi et al. Advances in Meteorology. 2014. Vol. 2014. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1155/2014/294741>.
69. Bosch T. Laser ranging: a critical review of usual techniques for distance measurement. Optical Engineering. 2001. Vol. 40, no. 1. P. 10. URL: <https://doi.org/10.1117/1.1330700>.

70. Jain S. A survey of Laser Range Finding. 2003. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:18720744>.
71. Poujouly S., Journet B. A. Laser range-finding by phase-shift measurement: moving toward smart systems. *Intelligent Systems and Smart Manufacturing*, Boston, MA / ed. by K. G. Harding, J. W. V. Miller, B. G. Batchelor. 2001. URL: <https://doi.org/10.1117/12.417192>.
72. Kaliyaperumal K., Lakshmanan S., Kluge K. An algorithm for detecting roads and obstacles in radar images. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2001. Vol. 50, no. 1. P. 170–182. URL: <https://doi.org/10.1109/25.917913>.
73. Jankiraman M. *Fmcw Radar Design*. Artech House Publishers, 2018. 420 p.
74. Skolnik M. I. *Radar Handbook*. McGraw-Hill Education, 2021. 1408 p.
75. Bi Z., Xu J., Liu M. *FMCW Radar Principles and Human Activity Recognition Systems: Foundations, Techniques, and Applications*. 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.08483>.
76. Range-Doppler Map Improvement in FMCW Radar for Small Moving Drone Detection Using the Stationary Point Concentration Technique / J. Park et al. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*. 2020. Vol. 68, no. 5. P. 1858–1871. URL: <https://doi.org/10.1109/tmtt.2019.2961911>.
77. Reconstruction of Range-Doppler Map Corrupted by FMCW Radar Asynchronization / K.-M. Lee et al. *Sensors*. 2023. Vol. 23, no. 12. P. 5605. URL: <https://doi.org/10.3390/s23125605>.
78. N. Sayed A., M. Ramahi O., Shaker G. Detection and Classification of Drones using Radars, AI, and Full-wave Electromagnetic CAD Tool. *Drones - Various Applications* [Working Title]. 2023. URL: <https://doi.org/10.5772/intechopen.1002532>.
79. Сучасні підходи до розв'язання задач комп'ютерного зору / Р. М. Тимчишин та ін. *Control Systems and Computers*. 2018. № 6 (278). С. 46–73. URL: <https://doi.org/10.15407/usim.2018.06.046>.

80. Вовк С. М., Гнатушенко В. В., Бондаренко М. В. Методи обробки зображень та комп'ютерний зір : навч. посіб. Дніпро : “ЛІРА”, 2016. 148 с.
81. Путятін Є. П., Гороховатський В. О., Матат О. О. Методи та алгоритми комп'ютерного зору : навч. посіб. Харків : СМІТ, 2006. 236 с.
82. Варфоломєєв А. Ю. Методи та алгоритми автоматичного відслідковування об'єктів на відеопослідовностях: монографія / ред. О. І. Антонюк. Київ : КІМ, 2013. 112 с.
83. Weng M., Huang G., Da X. A new interframe difference algorithm for moving target detection. 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP), Yantai, China, 16–18 October 2010. 2010. URL: <https://doi.org/10.1109/cisp.2010.5648259>.
84. Srinivas Y., Ganivada A. A modified inter-frame difference method for detection of moving objects in videos. International Journal of Information Technology. 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/s41870-024-02355-2>.
85. Cheng Y. H., Wang J. A Motion Image Detection Method Based on the Inter-Frame Difference Method. Applied Mechanics and Materials. 2014. Vol. 490-491. P. 1283–1286. URL: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amm.490-491.1283>.
86. Revisiting Lucas-Kanade and Horn-Schunck / A. M. G. Pinto et al. Journal of Computer Engineering and Informatics. 2013. Vol. 1, no. 2. P. 23–29. URL: <https://doi.org/10.5963/jcei0102001>.
87. Kitt B., Ranft B., Lategahn H. Block-matching based optical flow estimation with reduced search space based on geometric constraints. 2010 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems - (ITSC 2010), Funchal, Madeira Island, Portugal, 19–22 September 2010. 2010. URL: <https://doi.org/10.1109/itsc.2010.5625181>.
88. Bruhn A., Weickert J., Schnörr C. Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic Flow Methods. International Journal of Computer Vision. 2005. Vol. 61, no. 3. P. 1–21. URL: <https://doi.org/10.1023/b:visi.0000045324.43199.43>.

89. Lee M. H., Park I. K. Performance evaluation of local descriptors for maximally stable extremal regions. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2017. Vol. 47. P. 62–72. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2017.05.008>.
90. Leutenegger S., Chli M., Siegwart R. Y. BRISK: Binary Robust invariant scalable keypoints. 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Barcelona, Spain, 6–13 November 2011. 2011. URL: <https://doi.org/10.1109/iccv.2011.6126542>.
91. Alahi A., Ortiz R., Vanderghenst P. FREAK: Fast Retina Keypoint. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Providence, RI, 16–21 June 2012. 2012. URL: <https://doi.org/10.1109/cvpr.2012.6247715>.
92. Visual object tracking using adaptive correlation filters / D. Bolme et al. 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, CA, USA, 13–18 June 2010. 2010. URL: <https://doi.org/10.1109/cvpr.2010.5539960>.
93. Image Registration Based on Autocorrelation of Local Structure / Z. Li et al. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2016. Vol. 35, no. 1. P. 63–75. URL: <https://doi.org/10.1109/tmi.2015.2455416>.
94. Unconstrained correlation filters / A. Mahalanobis et al. *Applied Optics*. 1994. Vol. 33, no. 17. P. 3751. URL: <https://doi.org/10.1364/ao.33.003751>.
95. Mahalanobis A., Vijaya Kumar B. V. K., Casasent D. Minimum average correlation energy filters. *Applied Optics*. 1987. Vol. 26, no. 17. P. 3633. URL: <https://doi.org/10.1364/ao.26.003633>.
96. Casasent D., Psaltis D. Position, rotation, and scale invariant optical correlation. *Applied Optics*. 1976. Vol. 15, no. 7. P. 1795.
97. Jia X., Wu Z., Guan H. The Target Vehicle Movement State Estimation Method with Radar Based on Kalman Filtering Algorithm. 2nd International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation, China, 22

February – 24 April 2013. Paris, France, 2013. URL: <https://doi.org/10.2991/isccca.2013.84>.

98. Ramachandran A. Kalman Filters and Beyond: A Comprehensive Review of State Estimation Techniques in Robotics, Artificial Intelligence, and Complex Dynamic Systems. 2024. URL: https://www.researchgate.net/publication/384762080_Kalman_Filters_and_Beyond_A_Comprehensive_Review_of_State_Estimation_Techniques_in_Robotics_Artificial_Intelligence_and_Complex_Dynamic_Systems.

99. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*. 1960. Vol. 82, no. 1. P. 35–45. URL: <https://doi.org/10.1115/1.3662552>.

100. Жук С. Я., Товкач І. О. Методи адаптивного оцінювання параметрів руху безпілотного літального апарату на основі вимірювань сенсорної мережі: монографія. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во “Політехніка”, 2019.

101. Li X. R., Kirubarajan T., Bar-Shalom Y. Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software. Wiley & Sons, Incorporated, John, 2002.

102. You H., Jianjuan X., Xin G. Radar Data Processing with Applications. Wiley & Sons, Incorporated, John, 2016. 560 p.

103. Jaffer A., Gupta S. Optimal sequential estimation of discrete processes with Markov interrupted observations. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 1971. Vol. 16, no. 5. P. 471–475. URL: <https://doi.org/10.1109/tac.1971.1099775>.

104. Grossi E., Lops M. Sequential Detection of Markov Targets With Trajectory Estimation. *IEEE Transactions on Information Theory*. 2008. Vol. 54, no. 9. P. 4144–4154. URL: <https://doi.org/10.1109/tit.2008.928261>.

105. Särkkä S. Bayesian Filtering and Smoothing. Cambridge University Press, 2014. 256 p.

106. Bayesian Data Analysis Third Edition 3rd Edition Chapman HallCRC Texts in Statistical Science. CRC Press, 2013. 675 p.

107. Sayed A. H. Adaptive Filters. Wiley & Sons, Incorporated, John, 2011. 824 p.
108. Bertein J.-C., Ceschi R. Discrete Stochastic Processes and Optimal Filtering. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2013. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118600351>.
109. Bertsekas D. P. Stochastic optimal control: The discrete time case. Belmont, Mass : Athena Scientific, 1996. 323 p.
110. Dynamic Optimization: Deterministic and Stochastic Models. Springer International Publishing AG, 2017.
111. Forsyth D. A., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. Pearson Education, Limited, 2015. 793 p.
112. Sturm P. Camera Models and Fundamental Concepts Used in Geometric Computer Vision. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision. 2010. Vol. 6, no. 1-2. P. 1–183. URL: <https://doi.org/10.1561/06000000023>.
113. Zhuk S. Y. Estimation of Stochastic Processes with Random Structure and Markov Switches in Discrete Time (Review). Radioelectronics and Communications Systems. 2020. Vol. 63, no. 10. P. 505–520. URL: <https://doi.org/10.3103/S0735272720100015>.
114. Learning Support Correlation Filters for Visual Tracking. W. Zuo et al. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2019. Vol. 41, no. 5. P. 1158–1172. URL: <https://doi.org/10.1109/tpami.2018.2829180>.
115. Long-term correlation tracking. C. Ma et al. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 7–12 June 2015. 2015. URL: <https://doi.org/10.1109/cvpr.2015.7299177>.
116. Herasymenko A. O., Zhuk S. Y. Analysis of the Efficiency of the Kalman-Type Correlation Algorithm for Tracking of a Small UAV in the Presence of Uncorrelated Interference. Visnyk NTUU KPI Seriya - Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia. 2021. No. 87. P. 22-29. URL: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2021.87.22-29>.

117. Karstadt E., Schwartz O. Matrix Multiplication, a Little Faster. *Journal of the ACM*. 2020. Vol. 67, no. 1. P. 1–31. URL: <https://doi.org/10.1145/3364504>.
118. An Introduction to the Computational Complexity of Matrix Multiplication / Y. Li et al. *Journal of the Operations Research Society of China*. 2019. Vol. 8, no. 1. P. 29–43. URL: <https://doi.org/10.1007/s40305-019-00280-x>.
119. Our Mission - ONVIF. URL: <https://www.onvif.org/about/mission/>.
120. Research on Video Monitoring System of Stage Surveillance Based on ONVIF Protocol / Z. Li et al. 2015 International Conference on Electronic Science and Automation Control, Zhengzhou, China, 15–16 August 2015. Paris, France, 2015. URL: <https://doi.org/10.2991/esac-15.2015.43>.
121. RFC 2326: Real Time Streaming Protocol (RTSP). IETF Datatracker. URL: <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc2326>.
122. MATLAB Support Package for IP Cameras. Access Denied. URL: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/49824-matlab-support-package-for-ip-cameras>.
123. NVR5216-8P-EI - Dahua International. Dahua Technology. URL: <https://www.dahuasecurity.com/products/All-Products/Network-Recorders/WizSense-Series/NVR-5-EI-Series/2HDD/NVR5216-8P-EI>.
124. Boles M. Power over Ethernet (PoE) Software Library User's Guide. Microchip Technology Incorporated, 2019.
125. Power Over Ethernet Interoperability. McGraw-Hill Professional Publishing, 2012. 480 p.
126. Ramos S. F. C. Power Over Ethernet. *Neutro à Terra*. 2017. No. 12. URL: <https://doi.org/10.26537/neutroaterra.v0i12.388>.
127. SDT4E425-4F-GB-A-PV1 - Dahua International. Dahua Technology. URL: <https://www.dahuasecurity.com/products/All-Products/PTZ-Cameras/X-Spans-Series/SDT4E425-4F-GB-A-PV1>.
128. DS-2SE7C432MWG-EB/26(F0). Hikvision. URL: <https://www.hikvision.com/en/products/IP-Products/PTZ-Cameras/Pro-Series/ds-2se7c432mwg-eb-26-f0-/>.

129. Werner C., Buschmann C., Fischer S. WSDL-Driven SOAP Compression. *International Journal of Web Services Research*. 2005. Vol. 2, no. 1. P. 18–35. URL: <https://doi.org/10.4018/jwsr.2005010102>.
130. What is XML? - XML File Explained - AWS. Amazon Web Services, Inc. URL: https://aws.amazon.com/what-is/xml/?nc1=h_ls.
131. Postman: The World's Leading API Platform | Sign Up for Free. Postman API Platform. URL: <https://www.postman.com/>.
132. December 2023 - ONVIF. ONVIF. URL: <https://www.onvif.org/profiles/specifications/specification-history/december-2023>.
133. SD22204DB-GNY - Dahua International. Dahua Technology. URL: <https://www.dahuasecurity.com/products/All-Products/PTZ-Cameras/WizSense-Series/SD2/SD22204DB-GNY>.
134. Attaway S. *Matlab: A Practical Introduction to Programming and Problem Solving*. Elsevier Science & Technology, 2022.
135. VLC: Official site - Free multimedia solutions for all OS! - VideoLAN. - VideoLAN. URL: <https://www.videolan.org/>.
136. DS-2DE5425IW-AE(S6). Hikvision. URL: <https://www.hikvision.com/en/products/IP-Products/PTZ-Cameras/Pro-Series/ds-2de5425iw-ae-s6-/>.
137. NEMA 17 Standard Hybrid Stepper Motors. MOONS. URL: <https://www.moonsindustries.com/series/nema-17-standard-hybrid-stepper-motors-b020105>.
138. NEMA 17 High Precision Hybrid Stepper Motors. MOONS. URL: <https://www.moonsindustries.com/series/nema-17-high-precision-hybrid-stepper-motors-b020402>.
139. *Pid Control Of Dynamic Systems*. Tapir Forlag, 2004. 272 p.
140. *Advances in PID Control* / T. K. Kiong et al. London : Springer London, 1999. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0861-0>.
141. Candelino N. W., Jalili N. *Dynamic Systems and Control Engineering*. Cambridge University Press, 2023.

142. Introduction to Scientific Computing: Fifteen Computational Projects Solved with MATLAB. Springer International Publishing AG, 2023.
143. STM32F0 Series - STMicroelectronics. STMicroelectronics. URL: <https://www.st.com/en/microcontrollers-microprocessors/stm32f0-series.html>.
144. DJI Phantom 3 Professional | 3D model. CGTrader. URL: <https://www.cgtrader.com/free-3d-models/electronics/other/dji-phantom-3-professional-e37fff39-7841-41e4-a867-6899b66a361c>.
145. Free CAD Designs, Files & 3D Models | The GrabCAD Community Library. GrabCAD Making Additive Manufacturing at Scale Possible. URL: <https://grabcad.com/library/camera-ptz120-1>.
146. Free CAD Designs, Files & 3D Models | The GrabCAD Community Library. GrabCAD Making Additive Manufacturing at Scale Possible. URL: <https://grabcad.com/library/ip-camera-3>.
147. Walnut Tripod - Download Free 3D model by doriantsanders. Sketchfab. URL: <https://sketchfab.com/3d-models/walnut-tripod-e9a319c03ae9420997a5caa7a75bedfa>.