

Математичні Моделі та Методи Високоточного Супроводу Повітряних Об'єктів

Андрій Тевяшев
завідувач кафедри прикладної математики
Харківський національний університет
радіоелектроніки
Харків, Україна
tad45ua@gmail.com

Антон Колядін
кафедра прикладної математики
Харківський національний університет
радіоелектроніки
Харків, Україна
antonkoliadin@gmail.com

Mathematical Models and Methods of High Precision Aerial Objects Tracking

Andrew Tevyashev
Department of Applied Mathematics
Kharkiv National University
of Radio Electronics
Kharkiv, Ukraine
tad45ua@gmail.com

Anton Koliadin
Department of Applied Mathematics
Kharkiv National University
of Radio Electronics
Kharkiv, Ukraine
antonkoliadin@gmail.com

Анотація—Дана робота присвячена розробці інформаційно-аналітичної технології цифрової обробки відеопотоку для супроводу повітряних об'єктів.

Abstract—This paper is devoted to the development of the information-analytical technology of digital video processing for high-precision aerial tracking.

Ключові слова—інформаційно-аналітична технологія, оптичний потік, дескриптори особливих точок, супровід повітряних об'єктів

Keywords—information-analytical technology, optical flow, feature points descriptors, aerial objects tracking

I. ВСТУП

З масовим розповсюдженням безпілотних літальних апаратів та малої цивільної авіації гостро стає проблема їх виявлення, супроводу, обчислення їх траєкторії та захисту повітряного простору від небажаних об'єктів.

На поточний момент не існує системи оптичного супроводу повітряних об'єктів доступної до масового використання. Існують певні розробки, але вони знаходяться на стадії прототипів, або належать експериментальним програмам, доступ до яких обмежено.

Через малу ефективну площу розсіювання (ЕПР) об'єктів використання радіолокації ускладнено або неможливо. Також цей підхід має занадто високу собівартість. Навпаки, з розвитком комп'ютерних технологій обробки зображення, оптичні системи стають

одним з найбільш оптимальних засобів отримання просторової інформації про об'єкти. Задача високоточного супроводу повітряних об'єктів має певні особливості, через які існуючі методи для розпізнавання та трекінгу наземного транспорту та пішоходів не можуть бути використані для повітряних об'єктів. Тому необхідний подальший розвиток математичної основи під програмні методи супроводу повітряних об'єктів.

Дослідження та створення досконалої технології супроводу повітряних об'єктів є важливою та актуальною задачею для багатьох галузей. Основні сфери застосування це: охорона повітряного простору від дронів над приватною власністю у цілях протидії відеозйомці, перехопленню мережевого цифрового трафіку, попередження польотів дронів в місцях скупчення людей і масових заходів, контроль повітряного простору поблизу аеродромів, траєкторні вимірювання, контроль за дотриманням правил повітряного руху на спортивних заходах та авіашоу.

II. МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ

Глобальна математична модель проблеми – задача мінімізації абсолютної помилки супроводу на заданому інтервалі часу. Тобто відстань між оптичною віссю камери та напрямком на об'єкт повинна наближатися до нуля в кожен момент часу на цьому інтервалі. Як тільки обчислена різниця цих векторів, необхідно застосувати методи керування, для коригування положення камери та зменшення абсолютної помилки:



$$Err_A = \sqrt{\int_{t_1-\Delta t}^{t_1} \|O(t) - A(t)\|^2 dt} \longrightarrow \min_{u(t) \in \Omega},$$

де $O(t)$ – напрямок оптичної осі камери, $A(t)$ – напрямок на об'єкт, $u(t)$ – вектор керування, Ω – область визначення задачі.

Для вирішення поставленої проблеми супроводу повітряних об'єктів обрано інформаційно-аналітичну технологію (ІАТ). ІАТ це впорядкована послідовність процедур отримання, обробки, аналізу відеоінформації, прийняття та реалізації рішень для досягнення заданої мети в умовах високої апріорної невизначеності щодо поведінки об'єкта спостереження і навколишнього середовища. Програмна реалізація ІАТ представляє ієрархічно упорядкований комплекс бібліотек методів оптимальної обробки відеопотоку та керування. ІАТ представляє генералізацію для множини математичних моделей та алгоритмічних методів.

ІАТ складається з окремих блоків, що містять множину методів, кожен з яких виявляється оптимальним для окремого власного випадку поєднання параметрів навколишнього середовища та об'єкта супроводу.

Методи вибираються в залежності від:

- а) траєкторії руху (лінійний рух, рух із зупинками, різкі зміни напрямку руху, обертання і повороти);
- б) зашумленості картини (власні шуми камери, хмари і об'єкти фону, зміни освітлення, контрасту);
- в) можливості повного, часткового або тривалого виходу об'єкта за межі прямої видимості.

Для підвищення стійкості супроводу можливе використання паралельної роботи декількох методів та обирання найкращої апроксимації на кожному етапі обробки шляхом голосування або шляхом евристичної оцінки результатів обчислень.

Основні функціональні блоки ІАТ:

- а) блок отримання зображення;
- б) блок попередньої фільтрації зображення;
- в) блок захоплення цілей;
- г) блок пошуку зниклих об'єктів;
- д) блок розташування точок супроводу на цілі;
- е) блок супроводу цілей;
- ж) блок фільтрації точок, які відстежуються;
- з) блок прогнозування траєкторії;
- к) блок апроксимації траєкторії в минулі моменти;
- л) блок розрізнення перетинів цілей з іншими цілями та формами рельєфу;
- м) блок аналізу похибок супроводу;
- н) блок керування сервоприводами.

Під час попередньої обробки зображення у разі відсутності апріорної інформації про тип і характер шумів у відеокадрі застосовуються стандартні операції фільтрації: лінійне усереднення пікселів, медіанна фільтрація, розмиття по Гаусу, математична морфологія, анізотропна дифузія пікселів, порогові згорткові фільтри, просторовий фільтр Вінера та інші. Фільтри вибираються відповідно до подальших методів захоплення та супроводу цілей.

Розглянемо математичну модель пошуку об'єктів. На вході маємо зображення. На виході вектор (матриця) значень, які дорівнюють ймовірності знаходження об'єкта у цій області. Аналіз зв'язностей у матриці ймовірності дозволяє обчислити координати об'єкта. Необхідно реалізувати функцію f з простору зображень M в простір матриць ймовірностей P :

$$f: M \rightarrow P,$$

$$f(m) = p, \forall m \in M.$$

У якості основних методів пошуку обрано детектори об'єктів за певними ознаками на підставі оптичного потоку, міжкадрової різниці, особливих точок.

В основу алгоритму виявлення повітряних об'єктів за ознакою рухомості відносно фону покладено методи міжкадрової різниці та пірамідальний метод Лукаса-Канаде розрахунку оптичного потоку, який дозволяє ефективно знаходити зміщення точок між двома кадрами [1].

Суть оптичного потоку в тому, що для кожної точки (x, y) зображення рухомого об'єкта поточного кадру знаходяться такі зрушення $(\Delta x, \Delta y)$, щоб на наступному кадрі цій точці відповідали координати $(x + \Delta x, y + \Delta y)$.

Точки супроводу обираються в так званих кутових точках (кутах), які характеризуються перетином двох або більше контрастних границь.

Кути – це особливі точки, які формуються з двох або більше граней, і грані зазвичай визначають межу між різними об'єктами або частинами одного і того ж об'єкта. Кути визначаються по зміні яскравості навколишніх точок зображення. Головна властивість таких точок полягає в тому, що в області навколо кута у градієнта зображення переважають два домінуючих напрямки, що робить їх помітними. Оскільки зображення дискретно, то вектор градієнта визначається через часткові похідні по осі x та y через зміни інтенсивності сусідніх точок зображення. Більшість методів використовують похідну 2-го порядку, тому загалом методи чутливі до шуму.

Для вибору кутових точок використовується детектор кутів Ши-Томасі [2] заснований на кутовому детекторі Харріса. У поєднанні з додатковим кроком локалізації цей метод дозволяє впоратися зі знаходженням кутів різних масштабів. Великі значення масштабу будуть пов'язані із закругленими кутами великої просторової протяжності в



той час, як менші значення масштабу будуть пов'язані з гострими кутами з невеликою просторовою протяжністю. Такий підхід являється детектором кутів з автоматичним вибором масштабу, і використовується для відстеження кутів з великими змінами масштабу в області зображення.

В основі методу Лукаса-Канаде лежить припущення, що значення пікселів переходять з одного кадру в наступний без змін. Таким чином, ми робимо припущення, що пікселі, які відносяться до одного і того ж об'єкту, можуть зміститися в якусь сторону, але значення їх інтенсивності залишаться незмінними:

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t),$$

де $I(x, y, t)$ – функція інтенсивності пікселя у координатах x, y на кадрі, захопленому в момент часу t .

Беруться локальні похідні першого порядку:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \left(\frac{\partial x}{\partial t} \right) + \frac{\partial I}{\partial y} \left(\frac{\partial y}{\partial t} \right) + \frac{\partial I}{\partial t} \Big|_{x(t)} = 0,$$

$$\frac{\partial I}{\partial x} \Big|_t \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Big|_t \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Big|_{x(t)} = 0.$$

У рівнянні два невідомі Δx та Δy , для вирішення рівняння будуються такі самі рівняння для пікселів у вікні W , розкладаються в ряд Тейлора до першого члену, та їх нев'язка мінімізується методом найменших квадратів:

$$E(\Delta x, \Delta y) = \sum_{i,j \in W} g(x_i, y_j) \left[\Delta x \frac{\partial I(x_i, y_j, t)}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial I(x_i, y_j, t)}{\partial y} - \frac{\partial I(x_i, y_j, t)}{\partial t} \right]^2,$$

$$E(\Delta x, \Delta y) \rightarrow \min_{(\Delta x, \Delta y) \in m},$$

де $E(\Delta x, \Delta y)$ – нев'язка системи рівнянь, $g(x_i, y_j)$ – вагові коефіцієнти з гаусовським розподілом.

Для підвищення ефективності методу при зсувах вище одного пікселя будуюмо «піраміду» зображень різного масштабу і пройдемо по ним оптичним потоком від меншого зображення до більшого. Детектування маленьких зрушень на маленькому зображенні буде відповідати великим зрушенням на великому зображенні. На самому маленькому зображенні алгоритм виявляє зрушення не більше 1-2 пікселів, а при переході від меншого масштабу до більшого, використовує результати з попереднього кроку і уточнює значення зсуву. Використання цього пірамідального алгоритму дозволяє нам не займатися обчисленням лінійної апроксимації по багатьох точках, а просто взяти більше рівнів піраміди, і на кожному рівні брати досить грубе наближення цієї функції [3].

Іншим методом пошуку рухомих об'єктів є міжкадровий різницевий детектор. Береться декілька послідовних кадрів, кольорові кадри перетворюються до монотонних у відтінках сірого, зображення попередньо поєднуються за допомогою максимізації кореляції між двома кадрами, використовуючи швидке Фур'є перетворення та фазову кореляцію. Для виділення областей руху обчислюється міжкадрова різниця. Попарно порівнюються пікселі та ставиться у бінарній масці 1, якщо різниця більше, ніж поріг спрацювання, та 0, якщо менше.

Для зменшення шумів та імпульсних завад застосовується операція ерозії, яка належить до операцій математичної морфології та видаляє граничні точки зі зв'язних областей. Для з'єднання розрізнених точок виконується операція розширення, яка додає додаткові точки до об'єктів та забезпечує зв'язність областей об'єкту. Після операції ерозії зникають однопіксельні шуми, та всі плями зменшуються на один піксель від краю. Якщо спочатку застосувати одну або декілька операцій ерозії, а після – одну або декілька операцій розширення, можна добитися вилучення завад з малими лінійними розмірами, та об'єднати сусідні плями, які з великою ймовірністю відносяться до одного об'єкту. Застосовується операція математичної морфології для виділення границі областей початкового зображення, яка залишає лише ті точки об'єкта, які в околиці 3 на 3 пікселі мають хоча б одну точку, яка не належить об'єкту. Далі здійснюється рекурсивний обхід границі та знаходяться всі точки кожної зі зв'язних областей, які відповідають одному об'єкту. Для кожного з захоплених об'єктів задається певна кількість точок для відстеження, яка залежить від розмірів його границі та рівномірно покриває об'єкт, обчислюються границі об'єкта (по сітці точок) та його геометричний центр.

Для захоплення нерухомих об'єктів замість детектора руху використовується статистична сегментація зображення на основі детектору контрасту об'єкта та фону, або виконується пошук об'єкта за певними ознаками, як то колір та форма (просторова фільтрація). Тобто замість порівняння міжкадрової різниці з порогом, порівнюються значення кольорів або інтенсивності пікселів з заданими порогоми. Наступні операції морфології та ітеративного обходу областей залишаються такими ж самими [4].

Контраст по простору обчислюється як різниця яскравості одного пікселя з сусідніми на основі операції згортки, та порівнюється з порогом T :

$$r = I * B,$$

$$B = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix},$$

де I – растр зображення, B – ядро згортки.



Для пошуку об'єкта по формі спочатку береться шаблон форми та векторизується завдяки обчисленню статистичних моментів.

В якості попередньої обробки початкового зображення використовується фільтр Гауса для зменшення градієнту на границях.

Надалі до зображення застосовується детектор Кенні, який виділяє границі об'єктів.

Обчислюються градієнти за двома напрямками через згортку:

$$K(F) = F * \sqrt{DF_x^2 + DF_y^2},$$

$$K_{i,j}(F) = \sqrt{(F_{i,j} * DF_x)^2 + (F_{i,j} * DF_y)^2},$$

де: F – вихідне зображення; DF_x, DF_y – ядра згортки, що задані наступним чином:

$$DF_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix},$$

$$DF_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}.$$

Кожна отримана на зображенні границя ітеративно обходить по пікселям з обчисленням статистичних моментів. Обчислюються наступні статистичні моменти границі:

$$\eta_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy,$$

$$\eta_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j I(x, y).$$

Далі використовуються Хю-моменти [5]:

$$hu[0] = \eta_{20} + \eta_{02},$$

$$hu[1] = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2,$$

$$hu[2] = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2,$$

$$hu[3] = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2,$$

$$hu[4] = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] + \\ + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right],$$

$$hu[5] = (\eta_{20} - \eta_{02})(\eta_{30} + \eta_{12})2 - (\eta_{21} + \eta_{03})2 +$$

$$+ 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}),$$

$$hu[6] = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] - \\ - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right].$$

Розраховуються три L-моменти для границь об'єктів А та В, які попарно порівнюються:

$$m_i^A = \text{sign}(hu_i^A) \ln(hu_i^A),$$

$$m_i^B = \text{sign}(hu_i^B) \ln(hu_i^B),$$

$$L_1(A, B) = \sum_{i=0}^6 \left| \frac{1}{m_i^A} - \frac{1}{m_i^B} \right|,$$

$$L_2(A, B) = \sum_{i=0}^6 |m_i^A - m_i^B|,$$

$$L_3(A, B) = \sum_{i=0}^6 \left| \frac{m_i^A - m_i^B}{m_i^A} \right|.$$

Для супроводу об'єкта необхідно знайти наступні координати точок, які відповідають захопленням об'єктам та задаються у результаті роботи методів захоплення з урахуванням особливостей методів супроводу.

У денний час використовуються метод аналізу оптичного потоку та метод порівняння дескрипторів особливих точок. У нічний час використовуються метод аналізу оптичного потоку або метод мінімального зсуву.

Використовується описаний вище пірамідальний метод Лукаса-Канаде. Обчислений завдяки нього зсув групи точок відповідає зсуву об'єкта. Координатою цілі вважається центр мас усіх точок, які ми відстежуємо.

Для підвищення стабільності супроводу або у разі зриву оптичного потоку використовуються інваріантні до афінних перетворень методи порівняння дескрипторів особливих точок, які співставляють ці точки на одному кадрі з точками на іншому і, таким чином, знаходять об'єкт з попереднього кадру на наступному.

Для пошуку особливих точок зображення або форми границь рухомих об'єктів в алгоритмі виконується процедура SIFT [6]. Основним моментом у детектуванні особливих точок є побудова піраміди різниць гаусіанів по усім масштабам зображення з різним радіусом розмиття:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma),$$

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y),$$



де: $D(x, y, \sigma)$ – піраміда різниць гаусіанів; $L(x, y, \sigma)$ – значення гаусіана в точці з координатами (x, y) ; σ – радіус розмиття; G – гаусове ядро; I – растр вихідного зображення; $*$ – операція згортки; k – коефіцієнт радіуса розмиття.

Інваріантність масштабу досягається за рахунок знаходження ключових точок для вихідного зображення, взятого в різних масштабах. Для цього будується піраміда гаусіанів: все масштабується, простір розбивається на деякі ділянки – октави, причому частина простору, що масштабується, яку займає наступна октава, в два рази більше частини попередньої. До того ж, при переході від однієї октави до іншої виконується ресемплінг (зміна частоти дискретизації) зображення, його розміри зменшуються вдвічі.

Напрямок ключової точки обчислюється, виходячи з напрямків градієнтів точок, сусідніх з особливою. Всі обчислення градієнтів виконуються на зображенні в піраміді гаусіанів, з масштабом найбільш близьким до масштабу ключової точки. Напрямок ключової точки зберігається в вигляді гістограми напрямків градієнтів.

У якості іншого дескриптору обрано алгоритм ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)[7] - подальша модифікація алгоритмів FAST та BRIEF. В ньому підвищено швидкість роботи BRIEF при повороті зображення. Спочатку обчислюється орієнтація ключової точки, а вже після проводяться попарні порівняння в залежності від цієї орієнтації.

Особливі точки виявляються за допомогою швидкого деревовидного FAST на оригінальному документі і на кількох зображеннях з піраміди зменшених зображень.

Для виявлених точок обчислюється міра Харріса, кандидати з низьким значенням міри Харріса відкидаються.

Обчислюється кут орієнтації особливої точки. Для цього, спочатку обчислюються моменти яскравості для околиці особливої точки:

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y),$$

де: x, y – піксельні координати, I – яскравість.

Потім отримуємо кут орієнтації особливої точки:

$$\theta = \text{atan} \left(\frac{m_{01}}{m_{10}} \right).$$

Це називається «орієнтацією центроїда». У підсумку отримуємо деякий напрям для околиці особливої точки.

Маючи отриманий кут орієнтації особливої точки, за отриманими точками обчислюється бінарний дескриптор

BRIEF. Послідовність точок ставиться у відповідність шляхом бінарних порівнянь.

Після завершення обробки поточного кадру обчислюються керуючі дії (кут міста та азимут) та передаються на сервоприводи підвісу камери таким чином, щоб оптична вісь камери спостереження збігалася з прогнозованими координатами центру маси об'єкта на $k+1$ -му кадрі. Далі обчислюється та реєструється помилка системи супроводження рухомого об'єкта, яка обчислюється як абсолютне значення величини відхилення фактичного положення точки наведення на рухомому об'єкті від фактичного положення оптичної осі камери спостереження. Якщо ця величина менше заданого порогу, то виконується перехід до наступного кадру, захоплюється новий кадр та описані операції повторюються у нескінченному циклі. За умови, що помилка супроводження за встановлений час не перевищує величину порогу, супровід вважається стійким з заданою точністю. Якщо величина помилки перевищує заданий поріг, переходимо до етапу аналізу помилки та переключення методів в функціональних блоках ІАТ безпосередньо під час роботи.

III. ВИСНОВКИ

Запропонований підхід використання інформаційно-аналітичної технології дозволяє об'єднати сукупність точних аналітичних методів та наближених чисельних до програмної реалізації складної багатомодульної системи. Модульність та використання бібліотечних реалізацій методів дозволяє прискорити розробку.

Адаптивність технології дозволяє під час роботи вибирати оптимальні алгоритми та методи для досягнення високої точності супроводу. Використання оптичного діапазону дозволяє отримати унікальні характеристики точності виявлення та супроводу об'єктів малого розміру та об'єктів з композитних матеріалів, які неможливо виявляти та супроводжувати радіолокаційними методами.

ЛІТЕРАТУРА REFERENCES

- [1] Jean-Yves Bouguet "Pyramidal Implementation of the Affine Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm" [Online]. Available: robots.stanford.edu/cs223b04/algo_tracking.pdf
- [2] Jianbo Shi, Carlo Tomasi "Good features to track" in Computer Vision and Pattern Recognition on IEEE Computer Society Conference, 1994, pp. 593–600.
- [3] D. Comaniciu, P. Meer "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis" in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI, 2002, pp. 603–619.
- [4] P. Viola, M. Jones. "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features" [Online]. Available: www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf
- [5] Ming-Kuei Hu "Visual pattern recognition by moment invariants" in Information Theory, IRE Transactions, 1962, pp. 179–187.
- [6] David G. Lowe "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints" [Online]. Available: www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/ijcv04.pdf
- [7] Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige "ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF" [Online]. Available: www.willowgarage.com/sites/default/files/orb_final.pdf

