

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

**Радіотехнічний факультет
Радіотехнічних пристроїв та систем**

«На правах рукопису»
УДК 621.396.621:004.896.72

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Сергій ЖУК
« ____ » _____ 2022р.

**Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою
«Радіотехнічні комп'ютеризовані системи»
спеціальності 172 «Телекомунікації та радіотехніка»
на тему: «Алгоритм виявлення БПЛА на відеопослідовностях із
використанням методу міжкадрових різниць»**

Виконав:
студент II курсу, групи РС-11мп
Тихомиров Микола Сергійович _____

Керівник:
К.т.н., старший викладач
Вишневий Сергій Валерійович _____

Рецензент:
К.т.н., доцент
Адаменко Володимир Олексійович _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент (-ка) _____

Київ – 2022 року

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

Радіотехнічний факультет

Кафедра радіотехнічних систем

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 172 «Телекомунікації та радіотехніка»

Освітньо-професійна програма «Радіотехнічні комп'ютеризовані системи»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Сергій ЖУК

« 5 » вересня 2022р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Тихомирову Миколі Сергійовичу

1. Тема дисертації «**Алгоритм виявлення БПЛА на відеопослідовностях із використанням методу міжкадрових різниць**», науковий керівник дисертації Вишневий Сергій Валерійович, к.т.н., доц.,

затверджені наказом по університету від « 09 » листопада 2022 р.
№ 4137-с

2. Термін подання студентом дисертації 21 грудня 2021р

3. Об'єкт дослідження процес стеження за БПЛА в системі відеоспостереження

4. Вихідні дані загальні вимоги до формування алгоритмів виявлення рухомих цілей в відеопослідовностях

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: провести аналіз існуючих систем відеоспостереження та існуючих методів супроводження БПЛА, розробити метод виявлення рухомого об'єкту на відеопослідовностях,

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу _презентація 17 слайдів_____

7. Орієнтовний перелік публікацій одна публікація_____

8. Дата видачі завдання 5 вересня 2022р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
	Аналіз існуючого матеріалу	15.09.2022	
	Аналіз актуальності обраної теми	25.09.2022	
	Дослідження застосування систем відеоспостереження	05.10.2022	
	Аналіз оптимальних алгоритмів	30.10.2022	
	Розробка алгоритму міжкадрових різниць	10.11.2022	
	Розробка алгоритму оптичного потоку	30.11.2022	
	Порівняння алгоритмів	05.12.2022	
	Розробка стартап проекту	11.12.2022	

Студент

Микола ТИХОМИРОВ

Науковий керівник

Сергій ВИШНЕВИЙ

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертації на тему « Алгоритм виявлення БПЛА на відеопослідовностях із використанням методу міжкадрових різниць» складається з 49 сторінок, що включають в себе 5 розділів, 2 додатки, 13 ілюстрації, 7 таблиць, 14 бібліографічне найменування за переліком джерел посилань.

В роботі розроблено адаптивні алгоритм стеження рухомими об'єктами, який використовує, що дозволяє ефективно супроводжувати об'єкт при наявності некорельованого просторового шуму.

Метою дослідження являється підвищення ефективності стеження за БПЛА в системі відеоспостереження, шляхом розробки адаптивного алгоритма стеження.

Об'єкт дослідження – процес стеження за БПЛА в системі відеопослідовностях.

Предмет дослідження – методи стеження за БПЛА за даними відеопослідовностях.

Ключові слова: БПЛА, алгоритм, відеопослідовність.

Апробація результатів дисертації. Матеріали дисертації та основні положення, отримані в роботі, представлялися на: XI міжнародній науковотехнічній конференції «Радіотехнічні поля, сигнали та системи» (м. Київ, 2022;

Публікації. За результатами дисертаційної роботи опубліковано 1 тез доповідей.

ANNOTATION

The master's thesis on the topic "UAV detection algorithm on video sequences using the method of inter-frame differences" consists of 50 pages, including 5 chapters, 2 appendices, 13 illustrations, 7 tables, 14 bibliographic names according to the list of reference sources.

In the work, an adaptive algorithm for tracking moving objects was developed, which uses, which allows you to effectively track the object in the presence of uncorrelated spatial noise.

The purpose of the study is to increase the efficiency of UAV tracking in the video surveillance system by developing an adaptive tracking algorithm.

The object of research is the process of tracking UAVs in the video sequence system.

The subject of the study is methods of tracking UAVs based on video sequences.

Keywords: UAV, algorithm, video sequence.

Approbation of the results of the dissertation. The materials of the dissertation and the main propositions obtained in the work were presented at: XI International Scientific and Technical Conference "Radio Fields, Signals and Systems" (Kyiv, 2022;

Publications. Based on the results of the dissertation work, 1 abstract of the report was published.

ЗМІСТ

РЕФЕРАТ	4
Вступ.....	9
1 Огляд методів виявлення рухомих об'єктів на відеопослідовностях ..	12
1.1 Виявлення об'єктів, що рухаються.....	12
1.1.1 Метод віднімання поточного та попереднього кадру.....	13
1.1.2 Метод усереднення певної кількості попередніх кадрів	13
1.1.3 Метод визначення медіани фіксованої кількості попередніх кадрів	15
2 методи і алгоритми виявлення рухомих об'єктів на відеопослідовностях	16
2.1 Метод міжкадрових різниць	16
2.1.1 Алгоритм ForegroundDetector.....	16
2.1.2 Віднімання фону	16
2.1.3 Нерекурсивні методи.....	17
2.1.4 Рекурсивні методи	18
2.1.5 Використання кадрової різниці	23
2.1.6 Виділення з об'єктів, що рухаються, об'єктів інтересу.....	24
2.1.7 Виділення з об'єктів, що рухаються об'єктів інтересу. Алгоритм BlobAnalysis	25
2.2 Метод оптичного потоку.....	25
2.2.1 Оцінка оптичного потоку.....	26
2.2.2 Методи визначення оптичного потоку	27
2.2.3 Horn-Schunck	27
3 Алгоритм розпізнавання БПЛА.....	29

3.1 Виділення інформаційних ознак методом MFCC коефіцієнтів	29
3.2 Правило ухвалення рішень	31
4 Розробка алгоритмів виявлення об'єктів, що рухаються	32
4.1 Розробка алгоритму Горна - Шунка для обчислення оптичного потоку	32
4.2 Аналіз результатів	39
5 СТАРТАП	40
5.1 Маркетинговий аналіз стартап-проєкту	40
5.1 Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту	42
5.1 Висновки до стартап-проєкту	43
Висновок	44
Список літератури	45
Додаток А	47
Додаток б	49

ВСТУП

Багато країн, щоб забезпечити високий рівень життя та підтримувати макроекономічну стабільність, активно займаються питаннями контролю за територією та забезпечення власної безпеки. Для вирішення цих питань застосовують цифрову обробку зображення, що допомагає швидко, надійно, своєчасно виявляти та відстежувати різні об'єкти. Виявлення об'єктів є базовим етапом для подальшого супроводження цілі. Розроблення нових ефективних методів виявлення та супроводження сприяє покращенню контролю за повітряним простором, запобіганню скоєнню неправомірних дій, створенню систем раннього виявлення тощо.

З появою і розвитком БПЛА, з'явився новий клас потенційних небезпек: використання БПЛА для введення незаконної фото – та відеозйомки, застосування у терористичних цілях, проникнення на заборонену територію та проведення там несанкціонованих дій, загроза для повітряного транспорту, загроза польотів у місцевості з щільною забудовою, можливі падіння даних апаратів, що може нанести шкоду оточуючому середовищу рисунок 1.1. Отже виникає потреба у розробці нових, сучасних систем, які були б здатні виконувати задачі виявлення і супроводження цілі. Це вказує на актуальність розробки відповідних алгоритмів виявлення та супроводження для систем та комплексів відеоспостереження.



Рисунок 1.1 – Структурна функціональна схема відеосупроводження рухомих об'єктів

Основними проблемами, які заважають широкому впровадженню систем аналізу сцен у системи відеоспостереження, є низькі швидкодія та достовірність, жорстка предметна орієнтація. Проведений аналіз показав, що використання простих методів аналізу відеосцен дає незадовільні результати, а обчислювальні складні при хороших результатах призводить до значного зменшення швидкодії

Метою даної роботи є підвищення швидкодії при високій достовірності алгоритму супроводження рухомих об'єктів для визначення сценарію їх взаємодії. Аналіз існуючих інтелектуальних систем відеоспостереження дозволив виділити основні етапи обробки зображень:

- детектування руху (виділення динамічної складової сцени);
- виділення характерних точок щодо особливостей сцени;
- виділення об'єктів на сцені;
- трекінг знайдених об'єктів на наступних кадрах;
- аналіз сценарію взаємодії об'єктів.

Найбільш ресурсоємні алгоритми використовуються на етапах виділення характерних точок і трекінгу об'єктів.

Існує два підходи до виділення характерних точок сцени: на кожному кадрі з подальшим проведенням пошуку відповідності між знайденими точками або тільки на контрольних кадрах із подальшим трекінгом.

1 ОГЛЯД МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ НА ВІДЕОПОСЛІДОВНОСТЯХ

1.1 Виявлення об'єктів, що рухаються

Найбільш простий підхід до вирішення завдання виявлення об'єктів, що рухаються, полягає в тому, щоб використовувати механізм віднімання фону з кадру відео (background subtraction) [1 – 3]. Процедура віднімання передбачає, що для даного відео побудована модель фону:

$$F = \{F(x, y), 0 \leq x < width, 0 \leq y < height\} \quad (1.1)$$

Також існує механізм оновлення фону з часом.

Загалом цей механізм можна розбити на кілька етапів:

1. На початку процедури віднімання відбувається ініціалізація моделі фону.

2. Віднімання фонового зображення від поточного кадру відео. Цей крок включає попіксельне віднімання інтенсивностей кадру відео та фонового зображення (1.2).

$$D_k(x, y) = abs(I_k(x, y) - F(x, y)), k = 1, N \quad (1.2)$$

3. Відбір пікселів, що належать фону та об'єкту, та побудова бінарного зображення. Вважається, що піксель належить об'єкту і має білий колір, якщо різниця інтенсивності фону та поточного кадру для даного пікселя перевищує деяке граничне значення, в протилежному випадку приймається, що піксель належить фону:

$$M_k(x, y) = \begin{cases} 255, & D_k(x, y) \geq \tau \\ 0, & D_k(x, y) < \tau \end{cases}, k = 1, N \quad (1.3)$$

4. Оновлення моделі фону в тих місцях, де не знаходяться об'єкти переднього плану.

Крім зазначених етапів з метою підвищення якості виділення об'єктів, що рухаються, може застосовуватися, наприклад, фільтрація кадрів вихідного потоку відеоданих, або фільтрація бінарного відео, також можуть застосовуватися морфологічні операції до отриманого відсікання з метою

видалення шумів [3]. Якщо є кольорове зображення, його завжди можна перетворити на відтінки сірого.

Якість визначення положення об'єктів, що рухаються за допомогою віднімання фону багато в чому залежить від якості побудованої моделі фону. Багато технік віднімання фону поділяється на дві групи залежно від механізму побудови фонового зображення: нерекурсивні та рекурсивні.

Головною відмінністю нерекурсивних методів є те, що оновлення моделі фону для поточного кадру відбувається на підставі інформації про інтенсивності пікселів деякого набору попередніх моделей фону [1] (або кадрів) і поточного кадру. До найпоширеніших нерекурсивних методів належать такі методи: метод віднімання поточного та попереднього кадру, метод усереднення певної кількості попередніх кадрів, метод визначення медіани фіксованої кількості попередніх кадрів.

1.1.1 Метод віднімання поточного та попереднього кадру

Згідно з цим методом вважається, що для кадру I_k модель фону F_k збігається із попереднім кадром, тобто $F_k = I_{k-1}$. Тоді на першому етапі алгоритму віднімання фону обчислюється різниця пари кадрів, що послідовно йдуть (1.4).

$$D_k = \text{abs}(I_k(x, y) - F(x, y)) \quad (1.4)$$

Даний метод є найбільш простим і працездатним алгоритмом виділення об'єктів, що рухаються. Однак для застосування даного методу необхідно дотримуватись ряд умов: фон стаціонарний, освітлення не змінюється, тіні відсутні.

1.1.2 Метод усереднення певної кількості попередніх кадрів

У реальних умовах фон не стаціонарний і значно змінюється з часом. Звідси випливає, що використовувати один кадр як фон вже не можна. Для вирішення цієї проблеми будуються моделі зміни яскравості за часом. Кожен піксель зображення розглядатиметься незалежно від інших. Для кожного

пікселя можна побудувати графік зміни яскравості час від часу на деякому часовому інтервалі, який наведено на рисунку 1.1. І на основі отриманої траєкторії можна побудувати модель яскравості (колір) пікселя фону. В результаті виходить, якщо на новому кадрі яскравість (колір) пікселя не задовольняє моделі фону - значить, цей піксель належить б'єкту, що рухається.

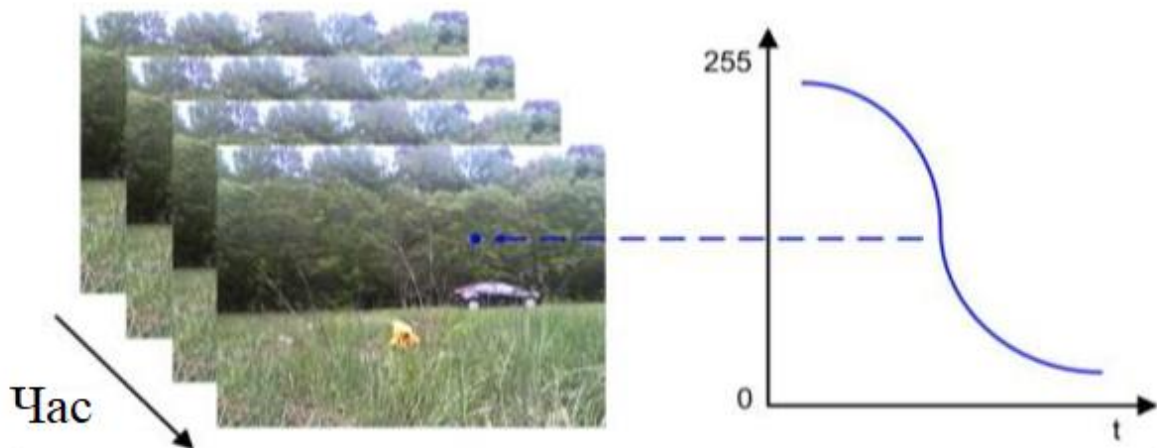


Рисунок 1.1 – Графік зміни яскравості пікселя

Одним із таких алгоритмів, що використовують принцип побудови моделі фону на основі деякої кількості кадрів, є метод усереднення певної кількості попередніх кадрів.

Нехай s – кількість кадрів, якими буде виконуватися побудова моделі фону. Тоді для кадру I_k модель фону F_k визначається відповідно до формули:

$$F_k(x, y) = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{s-1} I_{k-j}(x, y) \quad (1.5)$$

Однак цей алгоритм працюватиме не завжди, наприклад, якщо присутні випадкові та різкі зміни яскравості (відблиски, засвічення).

1.1.3 Метод визначення медіани фіксованої кількості попередніх кадрів

Нехай s – кількість кадрів, якими буде виконуватися побудова моделі фону. Тоді модель фону F_k визначається відповідно до формулою: (1.6).

$$F_k(x, y) = med_j = 0, s - 1\{I_{k-j}(x, y)\} \quad (1.6)$$

Однак цей метод має недолік: якщо є об'єкти, які є нерухомими протягом всього часу захоплення фону, то вони будуть вважатися його частиною. Якщо ж наступного часу вони змінять своє розташування щодо вихідного, це місце вважатиметься об'єктом переднього плану. Таким чином, цей метод буде застосовний у ситуаціях, коли об'єкт стеження перебуває у нерухомому стані понад 50% кадрів інтервалу спостереження.

Основною перевагою нерекурсивних методів є простота реалізації та швидкість оновлення моделей фону при переході від кадру до кадру. У цьому слід зазначити, що якість роботи методів цієї групи значною мірою залежить від швидкості об'єктів. Об'єкти, що повільно переміщуються, як правило, виявляються погано. Більше того, наведені методи не дають якісний результат при зміні світла на сцені, або за наявності динамічного фону (листя дерев, вода, тощо). Перерахованих недоліків можна позбутися, використовуючи рекурсивні методи.

2 МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ВИЯВЛЕННЯ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ НА ВІДЕОПОСЛІДОВНОСТЯХ

2.1 Метод міжкадрових різниць

2.1.1 Алгоритм ForegroundDetector

Щоб вирішити питання про виявлення та виділення рухомих об'єктів, використовується алгоритм ForegroundDetector [4]. ForegroundDetector – це функція, яка порівнює кольорові або напівтонові відеокадри з моделлю фону, щоб визначити, чи є окремі пікселі частиною фону або переднього плану. Потім обчислюється маска переднього плану. Даний алгоритм дозволяє шляхом віднімання фону з кадру відео (background subtraction) виявити об'єкти переднього плану на зображенні, отриманому від стаціонарної камери на відносно стаціонарному тлі.

Усі методи виявлення базуються на моделюванні фону зображення, тобто встановлюють фон і визначають, які зміни відбуваються. Визначити фон може бути дуже важко, якщо він містить фігури, тіні та рухомі об'єкти. При визначенні фону передбачається, що нерухомі об'єкти можуть змінюватися за кольором та інтенсивністю з часом.

Сценарії застосування цих методів, як правило, дуже різноманітні. Можуть бути дуже різноманітні послідовності, наприклад, зображення з дуже різним освітленням, інтер'єром, екстер'єром, якістю та шумом. Крім обробки в реальному часі, системи повинні мати можливість адаптуватися до цих змін.

2.1.2 Віднімання фону

Віднімання фону – це широко використовуваний підхід для виявлення рухомих об'єктів у відео зі статичних камер. Обґрунтування цього підходу полягає в виявленні рухомих об'єктів за різницею між поточним кадром і опорним кадром, який часто називають «фоновим зображенням» або «фоновією моделлю». Віднімання фону здебільшого виконується, якщо

відповідне зображення є частиною відеопотоку. Віднімання фону надає важливі підказки для багатьох застосувань у комп'ютерному зорі, наприклад, відстеження для спостереження або оцінка пози людини.

Віднімання фону зазвичай базується на гіпотезі статичного фону, яка часто не застосовується в реальних середовищах. У сценах, у приміщенні відображення або анімовані зображення на екранах призводять до зміни фону. Подібним чином, через вітер, дощ або зміни освітлення, спричинені погодою, методи статичних фонів мають труднощі зі сценами на вулиці.[1]

2.1.3 Нерекурсивні методи

Нерекурсивні методи при оновленні моделі фону для поточного кадру використовують дані інтенсивності пікселів деякого набору попередніх моделей фону [1] (або кадрів) і поточного кадру. Деякі методи, що стосуються нерекурсивних, представлені нижче:

1. Метод віднімання поточного і попереднього кадру. У цьому методі передбачається, що з певного кадру I_k модель фону F_k збігається з попереднім кадром, тобто $F_k = I_{k-1}$. З цього випливає, що на першому етапі алгоритму віднімання фону обчислюється різниця двох кадрів, що послідовно йдуть у відеопослідовності.

$$D_k(x, y) = \text{abs}(I_k(x, y) - F_k(x, y)) = \text{abs}(I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y)), k = 2, N \quad (2.1)$$

$$D_k(x, y) > \tau \quad (2.2)$$

2. Метод усереднення деякої кількості попередніх кадрів. У цьому випадку кількість кадрів, за якими виконується побудова моделі фону, позначається як s . Тоді модель фону F_k для кадру I_k можна виразити наступною формулою:

$$F_k(x, y) = \frac{1}{s} \sum_{j=0}^{s-1} I_{k-j}(x, y) \quad (2.3)$$

3. Метод визначення медіани фіксованої кількості попередніх кадрів. Також як у методі усереднення припускають, що s - кількість кадрів, на

підставі яких оновлюватиметься модель фону. Тоді модель фону F_k визначається за формулою:

$$F_k(x, y) = \text{med}_{j=0, s-1} \{I_{k-j}(x, y)\} \quad (2.4)$$

4. **Метод, заснований на використанні мінімаксного фільтра.** За допомогою навчальної послідовності без об'єктів, що рухаються, визначаються три значення для кожного пікселя фонового зображення:

- мінімальна яскравість $G_{i,jmin}^0$,
- максимальна яскравість $G_{i,jmax}^0$,
- максимальна зміна яскравості між сусідніми кадрами $\Delta G_{i,j}^0$ [6].

Дані параметри обчислюються за формулами:

$$G_{i,jmin}^0 = \min G_{i,j}^0, G_{i,jmax}^0 = \max G_{i,j}^0, \Delta G_{i,j}^0 = \max |G_{i,j}^t - G_{i,j}^{t-1}| \quad (2.5)$$

Ці значення визначаються виходячи з параметрів декількох кадрів і періодично оновлюються для моделей фону. Головною перевагою нерекурсивних методів є простота реалізації та швидкість оновлення моделей фону при переході від одного кадру до іншого у послідовності відео. Проте точність роботи цих методів залежить від швидкості об'єктів. Чим повільніше рухається об'єкт, тим гірше визначається. Методи цієї групи дуже неефективні за наявності фону, що рухається (листя дерев, вода і так далі).

Для згладжування зазначених ефектів застосовують так зване α - змішування. У цій процедурі оновлена модель фону для кадру I_k опуклою оболонкою моделі фону F_{k-1} виражається такою формулою:

$$F_k(x, y) = \alpha I_k(x, y) + (1 - \alpha) F_{k-1}(x, y) \quad (2.6)$$

2.1.4 Рекурсивні методи

Гістограмний метод. Відповідно до даного методу весь колірний простір розбивається на окремі біни. У напівтоновому зображенні в якості цього простору передбачається відрізок зміни інтенсивності, а кольоровому зображенню – трьохмірний куб. Гістограма будується для всіх зображень у послідовності відео.

Гістограмний метод здійснює аналіз усіх пікселів зображення. Виходячи з того, яка інтенсивність/колір спостерігається в пікселі, збільшується на одиницю значення відповідного біна гістограми. Якщо величина певного біну менша за фіксоване порогове значення, то пікселі, що входять до складу цього біну, належать фону. В іншому випадку приймається, що пікселі належать об'єкту. Головною проблемою використання гістограмного методу вважається необхідність використання додаткової пам'яті та виконання множини операцій звернення до пам'яті в процесі реалізації.

Метод, що ґрунтується на використанні апроксимуючого медіанного фільтра. Підхід, де застосовувався простий рекурентний фільтр з метою оцінки медіани, був використаний для моніторингу міського транспорту [7]. У даному методі поточне значення медіани збільшується на одиницю, якщо піксель наступного кадру більше певної оцінки, і зменшується на одиницю у протилежному випадку:

$$G_{i,j}^{0(t)} = \begin{cases} G_{i,j}^{0(t-1)} + 1, & \text{if } G_{i,j}^t > G_{i,j}^{0(t-1)} \\ G_{i,j}^{0(t-1)} - 1, & \text{if } G_{i,j}^t < G_{i,j}^{0(t-1)} \\ G_{i,j}^{0(t-1)}, & \text{if } G_{i,j}^t = G_{i,j}^{0(t-1)} \end{cases} \quad (2.7)$$

де $G_{i,j}^{0(t)}$ — опорне зображення кадру t .

У результаті, оцінка медіани зводиться до значення, коли половина вхідних пікселів більше за нього, а половина – менше. Це і є медіаною. Недолік методу: повільна адаптація за досить великих змін фону [8]. Для адаптації до області фону, яку залишив об'єкт, який тривалий час займав її, потрібна значна кількість кадрів.

Суміш Гаусових розподілів (Gaussian Mixture Model-GMM) [9]. При побудові фону за даним методом вважається, що для будь-якого пікселя (x_0, y_0) зображення I_0 відома історія зміни його інтенсивності/кольору на всіх попередніх кадрах $\{X_1, X_2, \dots, X_k\} = \{I_j(x_0, y_0), j = 1, k\}$ значення X_k , представляється сумішшю Гаусових розподілів:

$$P(X_k) = \sum_{j=1}^S \omega_j^k N(X_k | \mu_j^k, \Sigma_j^k) \quad (2.8)$$

Де ω_j^k — вага j -ого розподілу Гауса для кадру з номером k , μ_j^k — математичне очікування, Σ_j^k — середньоквадратичне відхилення, $N(X_k | \mu_j^k, \Sigma_j^k)$ — функція щільності нормального розподілу, яка виражається такою формулою:

$$N(X_k | \mu_j^k, \Sigma_j^k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_j^k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X_k - \mu_j^k)^T (\Sigma_j^k)^{-1} (X_k - \mu_j^k)} \quad (2.9)$$

Передбачається, що складові кольору є незалежними та мають однакову середньоквадратичну похибку. Тому матрицю коваріації можна записати, як

$$\Sigma_j^k = (\sigma_j^k)^2 E \quad (2.10)$$

Де E – одинична матриця.

Виходячи з цього твердження, можна зменшити обчислювальну трудомісткість методу за рахунок відсутності необхідності обчислювати матрицю, обернену до матриці коваріації Σ_j^k . Таким чином, задано розподіл значень кольору для кожного пікселя. Нове значення кольору можна представити як одну з основних компонент отриманої суміші Гауссових розподілів. Також вона може використовуватись для оновлення параметрів моделі. Побудовані розподіли сортуються у порядку зменшення величини:

$$r_j^k = \frac{\omega_j^k}{\sigma_j^k}$$

При даному сортуванні піксель фону відповідає розподілу з великою вагою та малою дисперсією.

Перші B^k розподілів можна віднести до кольору фонових пікселів

$$B^k = \arg \min_b \{ \sum_{j=1}^b \omega_j^k > T \}, \quad (2.11)$$

Де T – порогове значення, параметр моделі.

При появі наступного кадру I_{k+1} для кожного пікселя зображення виконується тест, за допомогою якого при використанні відстані Махаланобіса, визначається, якому розподілу відповідає отримане значення.

$$\sqrt{(X_{k+1} - \mu_j^k)^T (\Sigma_j^k)^{-1} (X_{k+1} - \mu_j^k)} < 2,5\sigma_j^k \quad (2.12)$$

Тоді можливі дві ситуації:

1. Якщо знайшовся відповідний розподіл Гаусса, то залежно від того, чи визначає воно розподіл фонових пікселів (входить до групи з B^k розподілів) чи ні, поточний піксель визначається як фоновий або як належить об'єкту.

2. У разі, якщо жоден розподіл не відповідає розподілу Гауса, що задовольняє умові (2.12), вважається, що піксель належить об'єкту.

За цим правилом формується двовимірна маска.

Перед початком роботи над наступним кадром необхідно оновити параметри розподілів: математичне очікування μ_j^k і середньоквадратичне відхилення σ_j^k . Оновлення виконується по-різному залежно від результату знаходження відповідного розподілу кольору поточного пікселя:

1. Відповідність виявлено. У такому випадку вагові коефіцієнти, що становлять суміш Гаусових розподілів, яким відповідає X_{k+1} , і параметри розподілів перераховуються за такими формулами:

$$\omega_j^{k-1} = (1 - \alpha)\omega_j^k + \alpha, \quad (2.13)$$

$$\omega_j^{k+1} = (1 - \rho)\mu_j^k + \rho X_{k-1}, \quad (2.14)$$

$$(\sigma_j^{k+1})^2 = (1 - \rho)(\sigma_j^k)^2 + \rho(X_{k-1} - \mu_j^{k+1})(X_{k+1} - \mu_j^{k-1})^T \quad (2.15)$$

Де α – задана константа

$$\rho = \alpha V(X_{k-1} | X_k | \mu_j^k, \Sigma_j^k) \quad (2.16)$$

У випадку, якщо для всіх розподілів X_{k+1} не відповідає, параметри не змінюються, однак перераховуються коефіцієнти ω_j^{k+1} за наступною формулою:

$$\omega_j^{k+1} = (1 - \alpha)\omega_j^k \quad (2.17)$$

2. Відповідність не виявлено. Тоді останній (у сенсі запровадженого відношення порядку) розподіл Гауса змінюється розподілом з новими

параметрами. Математичне очікування урівнюється поточним значенням кольору пікселя:

$$\mu_j^{k+1} = X_{k+1} \quad (2.18)$$

Дисперсія $(\sigma_s^{k+1})^2$ вибирається максимально можливою, а вага ω_j^{k+1} мінімально допустимою.

Кількість розподілів вибирається виходячи із складності фону та наявних обчислювальних потужностей (пропонується використовувати значення в межах від 3 до 5).

Метод вилучення візуального фону (Visual Background Extractor, ViBe) [10]. В даному методі модель фону на k -ому кадрі представляється набором множин $M^k(p) = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ для всіх пікселів $p = (x, y)$ де u_1 – інтенсивність/колір пікселя. Для класифікації пікселя p у кольоровому просторі будується сфера $S_R(u(x))$ радіус якої R , також обчислюється кількість векторів множини $M(p)$ які потрапляють у побудовану сферу).

$$K = |S_R(u(p)) \cap M(p)| \quad (2.19)$$

$$K > T_{min} \quad (2.20)$$

де T_{min} – фіксоване порогове значення.

Якщо виконується умова (2.20), то приймається, що піксель належить фону, в іншому випадку, об'єкту.

На першому кроці повинна бути виконана ініціалізація багатьох $M^0(p)$ для всіх пікселів p за формулою:

$$M^0(p) = \{u^2(y), y \in N_G(p)\} \quad (2.21)$$

де $N_G(p)$ - околиця пікселя розміру 3×3 (9 клітин, включаючи поточний піксель);

у вибирається N раз випадковим чином.

Оновлення моделі фону для кадру I_k складається з двох етапів:

1. Якщо p являється пікселем фону, то з множини $M^k(p)$ випадково вибирається компонента, яка замінюється значенням $u(p)$.

2. Випадковим чином вибирається один сусідній піксель з околиці $N_G(p)$, для якого виконується попередній крок.

Існує безліч методів побудови моделей фону, в цьому розділі представлені лише деякі з них, зараз ведуться активні дослідження в цьому напрямку.

2.1.5 Використання кадрової різниці

Алгоритм виявлення руху починається з частини сегментації, де передній план або рухомі об'єкти сегментуються від фону. Найпростіший спосіб реалізувати це — взяти зображення як фон і взяти кадри, отримані в момент часу t , позначені $I(t)$, для порівняння з фоновим зображенням, позначеним B . Тут, використовуючи прості арифметичні обчислення, ми можемо сегментувати об'єктів, просто використовуючи техніку віднімання зображення комп'ютерного бачення для кожного пікселя в $I(t)$, береться значення пікселя, позначене $P[I(t)]$, і віднімається з відповідними пікселями в тій самій позиції на фоновому зображенні, позначеному як $P[B]$.

У математичному рівнянні це записується так:

$$P[F(t)] = P[I(t)] - P[B] \quad (2.22)$$

Припускається, що фоном є кадр у момент часу t . Це зображення показуватиме певну інтенсивність лише для розташування пікселів, які змінилися в двох кадрах. Хоча ми, здавалося б, видалили фон, цей підхід працюватиме лише у випадках, коли всі пікселі переднього плану рухаються, а всі пікселі фону є статичними. Для покращення віднімання на цьому різницевого зображенні встановлено порогове значення «Порогове значення».

$$|P[F(t)] - P[F(t + 1)]| > Threshold \quad (2.23)$$

Це означає, що інтенсивність пікселів різницевого зображення є «пороговою» або відфільтрованою на основі значення $Threshold$. Точність цього підходу залежить від швидкості руху в сцені. Швидші рухи можуть потребувати вищих порогів.

2.1.6 Виділення з об'єктів, що рухаються, об'єктів інтересу

В результаті виконання алгоритму виявлення об'єктів, що рухаються, описаного в попередньому пункті, був сформований набір бінарних зображень, в яких білі пікселі відповідають пікселям, що належать об'єктам, що рухаються, а чорні – пікселям фону. Тепер можна переходити до виконання наступного алгоритму, а саме до виділення з об'єктів, що рухаються, об'єктів інтересу (BlobAnalysis).

Першим етапом алгоритму є сегментація. Метою сегментації є ідентифікація «блобів» (blob – англ. крапля) або пов'язаних компонентів маски переднього плану. На вхід алгоритму подається послідовність бінарних зображень, а на виході формується набір маркованих унікальних «капель» переднього плану для кожного кадру. Сегментація виявляє зміни, вимірює ступінь зміни та локалізує його. Результатом цього є або позначений набір пікселів переднього плану, або вказівка вершин прямокутника, всередині якого знаходиться виділений об'єкт. У першому випадку говорять про виділення «краплі», який задається набором координат складових пікселів. Для обробки блобів існують зручні методи контуру. Виділення описаного прямокутника дає грубіший опис об'єкта, хоча вимагає значно меншого часу обробки.

В результаті виконання попереднього етапу може бути отримано безліч блобів різного розміру та положення на екрані, а для подальшої роботи системи необхідно залишити блоби певного розміру, певного положення на екрані і можна об'єднати деякі з них в один. І щоб виключити з подальшого розгляду блоби, які відповідають транспортним засобам, необхідно провести аналіз виділених пов'язаних компонент. Він може полягати у обчисленні значимих ознак, що описують знайдені об'єкти, і виходячи з отриманих результатів пов'язаних компонент, незадовольняють якомусь пороговому значенню. Перерахуємо деякі з таких ознак: площа, периметр, координати описуючого прямокутника, центр ваги, округлість (відношення квадрата

периметра до площі), співвідношення між площею згустку та області прямокутника, що обмежує, центральні та змішані моменти. Зручніше і значно ефективніше аналізувати пов'язані компоненти за допомогою контуру, що описує їх. У цьому немає втрати інформації, але значно зменшується її обсяг.

2.1.7 Виділення з об'єктів, що рухаються об'єктів інтересу.

Алгоритм BlobAnalysis

Для вирішення питання про виділення з об'єктів, що рухаються, об'єктів інтересу використовується готовий алгоритм BlobAnalysis. BlobAnalysis є функцією, яка здійснює збір статистичних даних про пов'язані компоненти бінарного зображення. Функція повертає такі величини, як центри тяжіння, обмежувальні рамки, матриці міток та кількість блобів.

BlobAnalysis є фундаментальною технікою машинного зору, яка базується на аналізі узгоджених областей зображення. Таким чином, це інструмент вибору для додатків, у яких об'єкти, що перевіряються, чітко помітні на тлі. Різноманітний набір методів Blob Analysis дозволяє створювати індивідуальні рішення для широкого кола проблем візуального контролю.

Основними перевагами цієї техніки є висока гнучкість і відмінна продуктивність. Її обмеженнями є: вимога щодо чіткого відношення фон-передній план.

2.2 Метод оптичного потоку

Оптичний потік є зображенням видимого руху об'єкта, поверхонь або країв сцени, одержуване в результаті переміщення спостерігача (очей або камери) щодо сцени. Алгоритми, засновані на оптичному потоці (реєстрація руху, сегментація об'єктів, кодування рухів) використовують рух об'єктів, поверхонь і країв. По суті, оптичний потік - це поле швидкостей, так як зсув точки між двома зображеннями еквівалентний миттєвій швидкості. Обчислення оптичного потоку – знаходження векторів (швидкостей) з метою оцінки руху об'єкта[11].

Застосування цього підходу вимагає виконання двох основних умов:

- яскравість кожної точки об'єкта не змінюється з часом;
- найближчі точки, що належать одному об'єкту, у площині зображення рухаються зі схожою швидкістю.

2.2.1 Оцінка оптичного потоку

Методи, засновані на оптичному потоці, обчислюють рух між двома кадрами кожному пікселі. Кадри беруться на момент часу t і $t + \delta t$. Дані методи називаються диференціальними, оскільки вони засновані на наближенні сигналу відрізком ряду Тейлора. Тому ці підходи застосовують похідні за часом та просторовими координатами.

У разі розмірності $2D + t$ (при більшій розмірності аналогічно) піксель в позиції (x, y, t) з інтенсивністю $I(x, y, t)$ за один кадр буде переміщений на $\delta x, \delta y$ і δt в наслідок того, що інтенсивність точки не змінюється, виходить:

$$I(x, y, t) = I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (2.24)$$

Так як переміщення мало, за допомогою ряду Тейлора виводиться рівняння (2.25):

$$I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \approx I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t \quad (2.25)$$

З цих рівностей випливає:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t = 0 \quad (2.26)$$

Чи:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\delta x}{\delta t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\delta y}{\delta t} + \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\delta t}{\delta t} \quad (2.27)$$

Виходячи з рівності (2.27) можна отримати:

$$\frac{\partial I}{\partial x} V_x + \frac{\partial I}{\partial y} V_y + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2.28)$$

де V_x, V_y - компоненти швидкості оптичного потоку в $I(x, y, t)$,

$\frac{\partial I}{\partial x \partial y \partial t}$ – похідні зображення в (x, y, t) у відповідних напрямках.

Таким чином:

$$I_x V_x + I_y V_y = -I_t \quad (2.29)$$

Чи:

$$\nabla I^T V = -I_t \quad (2.30)$$

Рівняння (2.30) - це рівняння оптичного потоку [13]. Ця рівність містить дві невідомі V_x, V_y , і не може бути однозначно дозволена. Отже, необхідно запровадити додаткове припущення. Наприклад, нехай оптичний потік змінюється плавно від кадру до кадру, тобто для всіх пікселів p з околиці (x, y) оптичного потоку зсув буде постійним.

2.2.2 Методи визначення оптичного потоку

Існує безліч різних методів визначення оптичного потоку:

- фазова кореляція
- інверсія нормалізованого перехресного спектра.
- блокові методи - пошук розташування заданих областей (блоків) поточного кадру на попередньому кадрі.
- Диференціальні методи оцінки оптичного потоку, що базуються на приватних похідних сигналу:

1. Horn-Schunck
2. Алгоритм Лукаса-Канаді
3. Buxton-Buxton

Розглянемо метод Horn-Schunck

2.2.3 Horn-Schunck

З використанням алгоритму Horn-Schunck враховується, що у всьому зображенні оптичний потік буде достатньо гладким. Вводяться дві функції, що визначають помилку:

1. Характеризує розбіжність інтенсивностей вихідного та зміщеного пікселів

$$\begin{aligned}
 E_d(x, u) &= E_d(I_0(x) - I_1(x + u)) = |I_0(x) - I_1(x + u)|^2 \\
 &= \left| u \nabla I(x, t) + \frac{\partial I(x, t)}{\partial t} \right|^2 \quad (2.31)
 \end{aligned}$$

де u - зміщення точки

2. Характеризує ще одну вимогу на відсутність різкої зміни швидкостей/зсувів.

$$E_m(u) = E_m(u, \nabla u) = |\nabla u|^2 \quad (2.32)$$

Відбувається мінімізація аналога енергії за формулою (2.33):

$$E = \int_{x \in \Omega} E_d + \lambda E_s dx = \int_{x \in \Omega} \left| u \nabla I(x, t) + \frac{\partial I(x, t)}{\partial t} \right|^2 + \lambda |\nabla u(x)|^2 dx \quad (2.33)$$

де λ – невід’ємний ваговий коефіцієнт.

У цьому випадку може бути застосовано рівняння Ейлера-Лагранжа [13].

$$I_x^2 u + I_x I_y V = \lambda \nabla^2 V - I_x I_t \quad (2.34)$$

$$I_x^2 I_y u + I_y^2 V = \lambda \nabla^2 V - I_y I_t \quad (2.35)$$

Виходячи з цього рівняння, наблизивши лапласіан виваженою сумою і виписавши такі рівняння для всіх точок зображення, можна знайти $u(x)$.

3 АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ БПЛА

У системах автоматичного розпізнавання технічних засобів виділяють три основні етапи: виділення інформаційних ознак, навчання та розпізнавання. На першому етапі вихідного акустичного сигналу виділяють вектор ознак, який є компактним описом акустичних характеристик сигналу, достатніх для розпізнавання. Навчання передбачає отримання набору еталонних векторів ознак АІ для низки моделей БПЛА при типових режимах роботи гвинтомоторної групи, умовах польоту та характеру місцевості. З метою розпізнавання проводиться порівняння поточного вектора ознак із збереженими в системі еталонними векторами ознак за одним із правил прийняття рішення.

3.1 Виділення інформаційних ознак методом MFCC коефіцієнтів

Для розпізнавання БПЛА пропонується використовувати метод Mel-Frequency Cepstral Coefficients – MFCC, який набув широкого поширення в системах розпізнавання мови та в області діагностики технічних систем [14]. Перевага методу пояснюється незалежністю одержуваного вектора ознак БПЛА від довжини вихідного фрагмента сигналу, що обробляється, його відносно малим розміром і урахуванням розкиду характеристик АІ досліджуваного об'єкта.

Для зниження впливу зовнішніх антропогенних шумів сигнал опрацьовується цифровим фільтром верхніх частот. Далі послідовність відліків сигналу розбивається на сегменти, протяжність яких менша за час стаціонарності БПЛА.

У межах сегмента пропонується проводити нормалізацію записаного сигналу, оскільки на рівень акустичного сигналу, що записується, випромінюваного БПЛА, впливає ряд факторів: режим роботи двигунів, їх число, віддаленість від мікрофона, ракурс літального апарату, погодні умови.

Застосування нормалізації дозволяє зменшити розкид рівнів акустичного сигналу для різних умов польоту та спостереження БПЛА.

Після нормалізації вихідний сегмент розбивається на субсегменти, що йдуть з перекриттям 75 % в межах сегмента. Для зниження спотворень при спектральному аналізі, зумовлених кінцевим розміром вибірки, до кожного субсегменту застосовується вагова обробка. Як вагова функція вибрано вікно Хеммінга. Далі виконується дискретне перетворення Фур'є:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-\frac{2\pi i}{N} kn}, k \in 0, 1..N-1$$

Значення індексів k відповідає частоті $f = \frac{F_s}{N}$, де F_s - частота дискретизації сигналу. Для підвищення відношення сигнал/шум здійснюється накопичення спектрів у межах сегмента.

Сигнал, представлений у частотній області, далі обробляється набором фільтрів полоснопропускаючих з трикутною апроксимацією частотних характеристик. Межі частотної характеристики фільтрів обчислюються у шкалі мел. Віконна функція для реалізації смугово-пропускних фільтрів описується виразом:

$$H_m[k] = \begin{cases} 0 & k < f[m-1] \\ \frac{(k - f[m-1])}{(f[m] - f[m-1])} & f[m-1] \leq k < f[m] \\ \frac{(f[m+1] - k)}{(f[m+1] - f[m])} & f[m] \leq k \leq f[m+1] \\ 0 & k > f[m+1] \end{cases}$$

де m - номер фільтра, $m \in 1..N_f$, N_f - кількість смугових фільтрів. Енергія сигналу для кожної смуги трикутного вікна у логарифмічному поданні

$$S[m] = \ln \left(\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 H_m[k] \right), m \in 1..N_f$$

де m - номер відклику спектра.

Для зменшення кількості вихідних параметрів та декореляції компонентів застосовується дискретне осинусне перетворення, в результаті якого

отримуємо вектор C (вектор ознак), що містить набір крейд-частотних крейдальних коефіцієнтів

$$C[n] = \sum_{m=0}^{N_F-1} S[m] \cos\left(\frac{\pi n(m + \frac{1}{2})}{N_F}\right), n \in 1..N_{kk}$$

Де N_{kk} – кількість крейд-частотних кепстральних коефіцієнтів, що розраховуються. В результаті обробки сигналу відповідно до запропонованого алгоритму значна кількість відліків замінюється на компактний набір крейд-частотних крейдальних коефіцієнтів.

3.2 Правило ухвалення рішень

При розпізнаванні БПЛА проводиться порівняння вектора ознак з еталонним вектором ознак, отриманим на етапі навчання. Для прийняття рішень про причетності вхідного звукового образу, представленого вектором ознак, застосоване вирішальне правило, що базується на методах кореляційного аналізу. У цьому випадку мірою ступеня близькості (коефіцієнта подібності) між векторами ознак акустичних параметрів вихідного сигналу C та еталонним вектором ознак CE використовується коефіцієнт кореляції між координатами точок простору акустичних параметрів характеристик:

$$R_{C,CE} = \frac{cou(C, CE)}{\sqrt{s_C^2 s_{CE}^2}}$$

де $cou(C, CE)$ – коваріація випадкових величин C та CE , $s_C^2 s_{CE}^2$ – вибіркові дисперсії випадкових величин C та CE .

4 РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ, ЩО РУХАЮТЬСЯ

4.1 Розробка алгоритму Горна - Шунка для обчислення оптичного потоку

Було розроблено алгоритм Горна - Шунка для обчислення оптичного потоку. Блок-схема алгоритму представлена рисунку 4.1

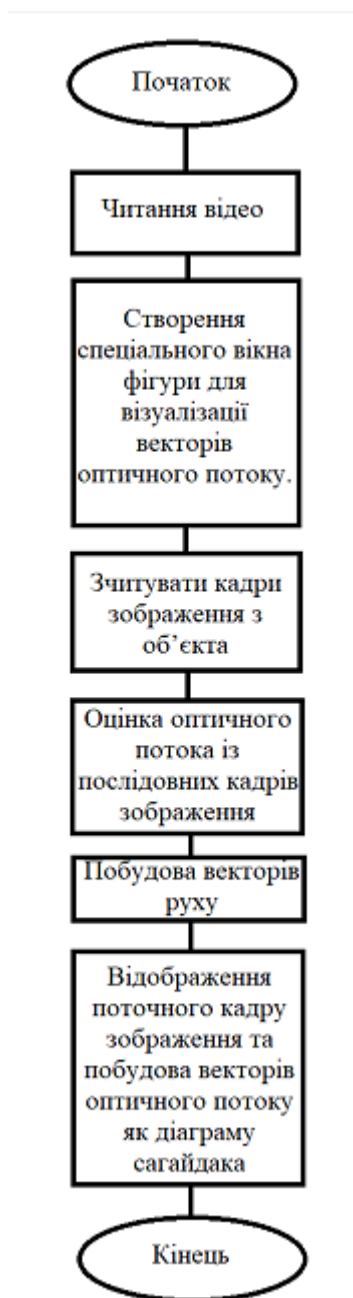


Рисунок 4.1 – алгоритм Горна - Шунка

Було розроблено алгоритм міжкадрової різниці. Блок-схема алгоритму представлена рисунку 4.2

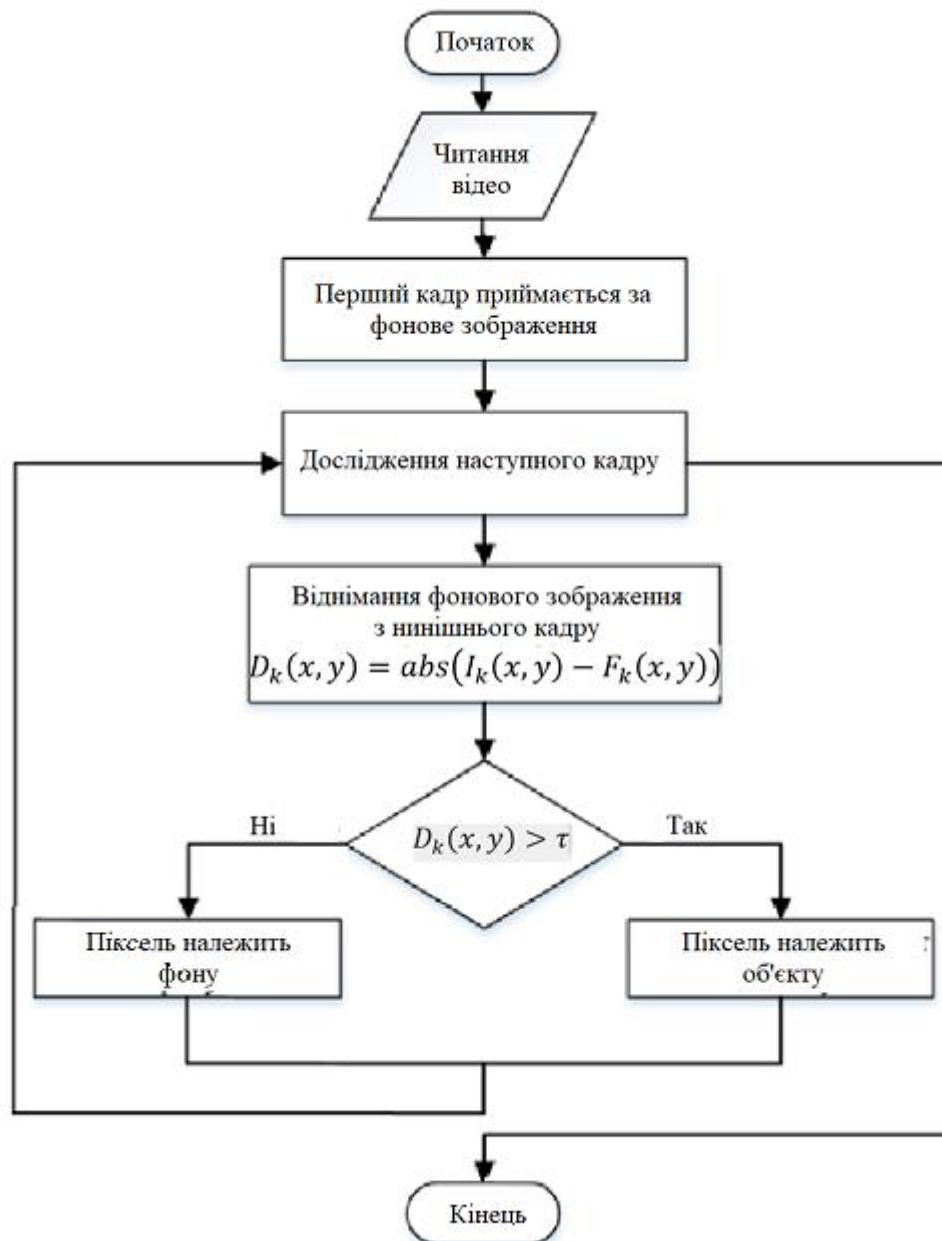


Рисунок 4.2 – алгоритм міжкадрової різниці

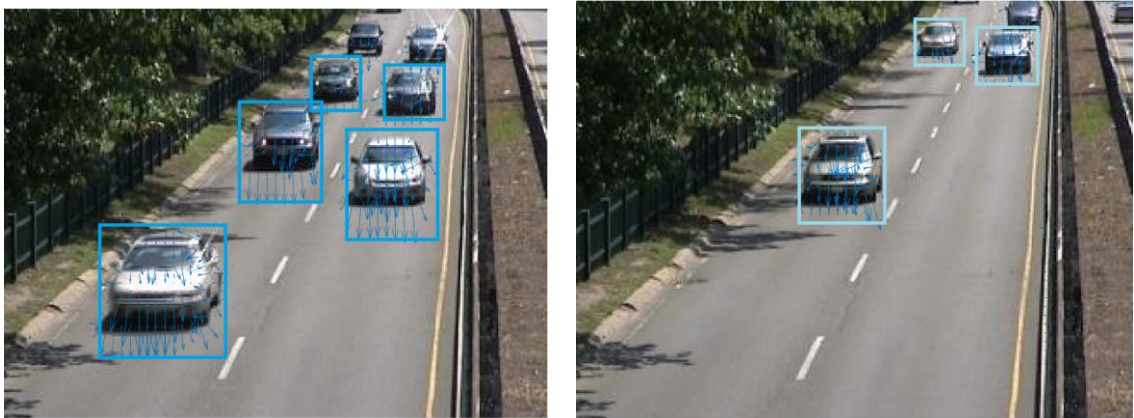
Для дослідження алгоритмів було обрано 5 відео-фрагменти. При виборі відео враховувалися такі вимоги: відео має бути знято в різних навколишніх умовах, у різний час доби, повинні бути різні погодні умови.

Відповідно до цих вимог були використані відео, опис яких представлено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Опис використаних відеороликів

Назва відео	Тип відео	Що в кадрі	Умови з'йомки
1	2	3	4
highway.avi	320x240	Машини	День, сонячно
highway_2.mp4	1920x1080	Машини	День, сонячно
dron_1.mp4	640x360	БПЛА	Вечір
dron_2.mp4	640x360	БПЛА	Вечір

Було проведено дослідження розроблених алгоритмів. Результати досліджень представлені на рисунках

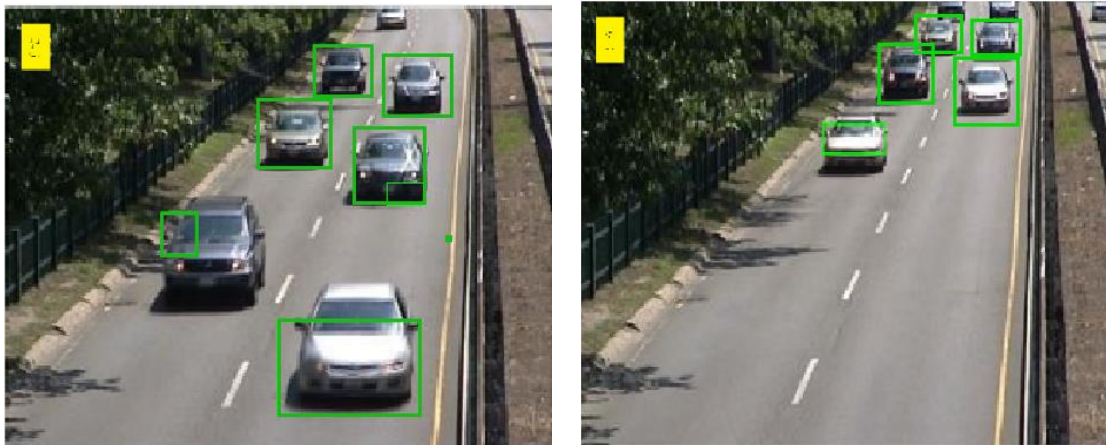


а)

б)

Рисунок 4.3 – Результат роботи алгоритма Горна – Шунка

Як бачимо на рисунку 4.3 в наведених прикладах, алгоритм знаходить всі рухомі об'єкти, але з певною затримкою, так як автомобілі, які тільки попали в камеру, алгоритм не розпізнає як рухомий об'єкт.



а)

б)

Рисунок 4.4 – Результат роботи алгоритма міжкадрової різниці

На рисунку 4.4 дуже схожа ситуація і з методом міжкадрових різниць.

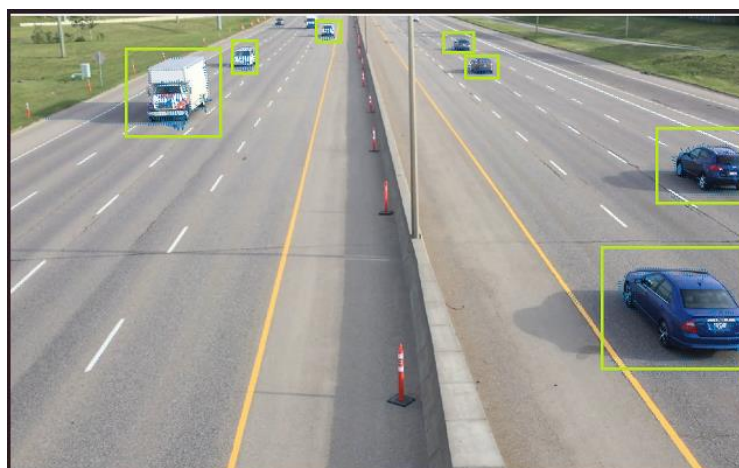


Рисунок 4.5 – Результат роботи алгоритма Горна – Шунка

На рисунку 4.5 можна проглянути тенденцію, що при гарних погодних умовах, алгоритм працює добре, але залишається проблем з швидкістю знаходження об'єкту.



Рисунок 4.6 – Результат роботи алгоритма міжкадрової різниці

При ідентичних умовах, алгоритми відпрацьовують дуже рівно(рисунок 4.6).

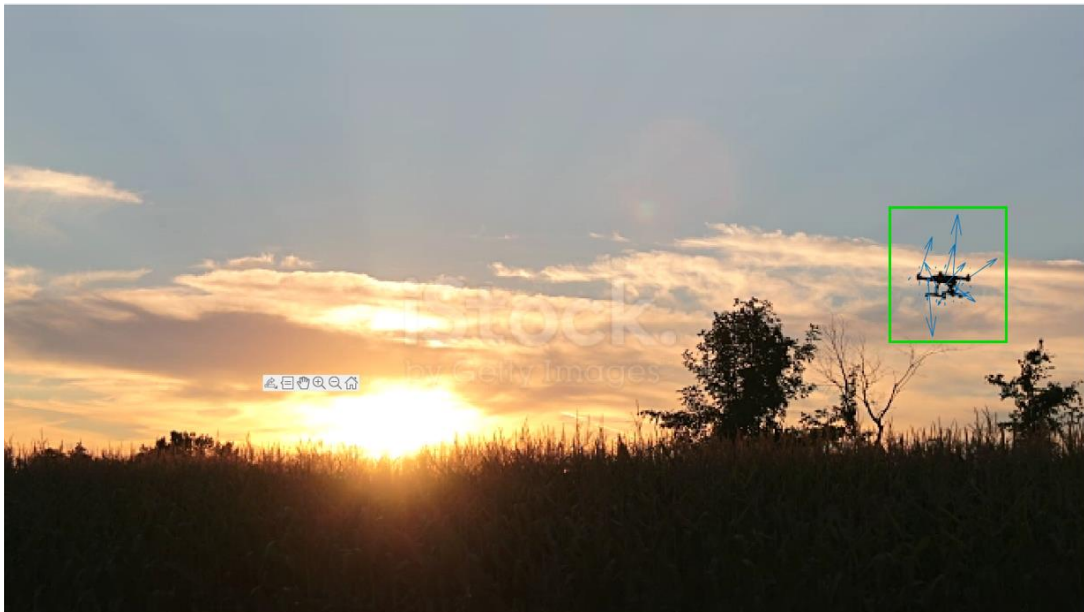


Рисунок 4.7 – Результат роботи алгоритма Горна – Шунка

На рисунку 4.7 були більш складні умови, так як сам об'єкт був меншим, камера стояла напроти сонця, і був вже далеко не день, але алгоритм справився і тут, розпізнавши БПЛА



Рисунок 4.8 – Результат роботи алгоритма міжкадрової різниці

Як можна побачити на рисунку 4.8 так само відпрацював і алгоритм міжкадрових різниць, досить точно і швидко.

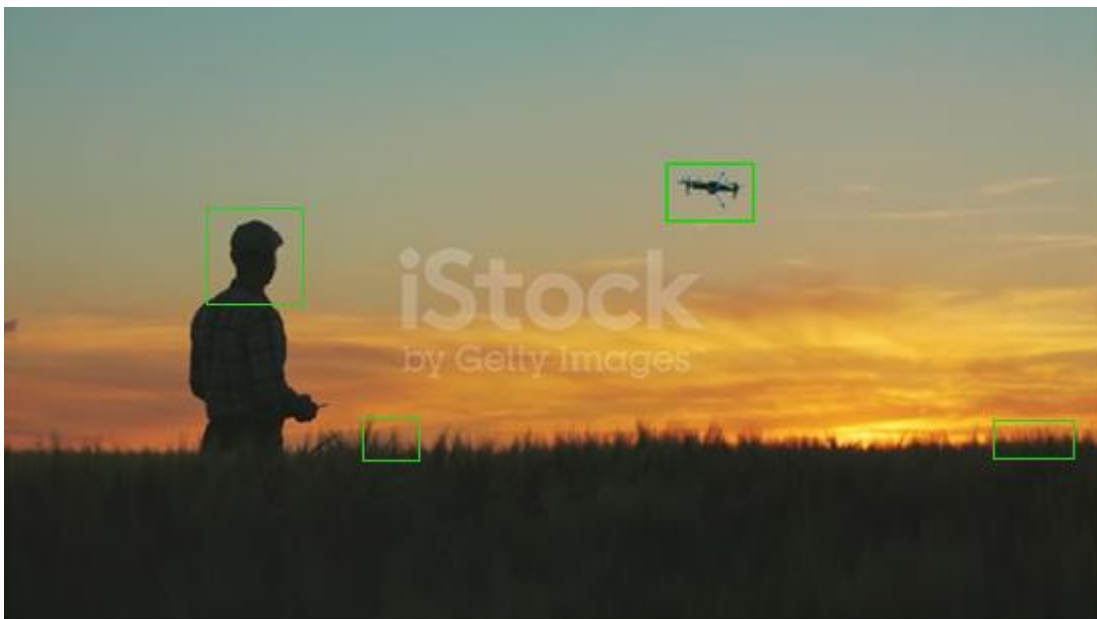


Рисунок 4.9 – Результат роботи алгоритма Горна – Шунка

На рисунку 4.9 ми бачимо що алгоритм спрацював не ідеально. Основна проблема полягала в тому, що сама камера була не статичною, тому важливо, щоб камера була закріплена.

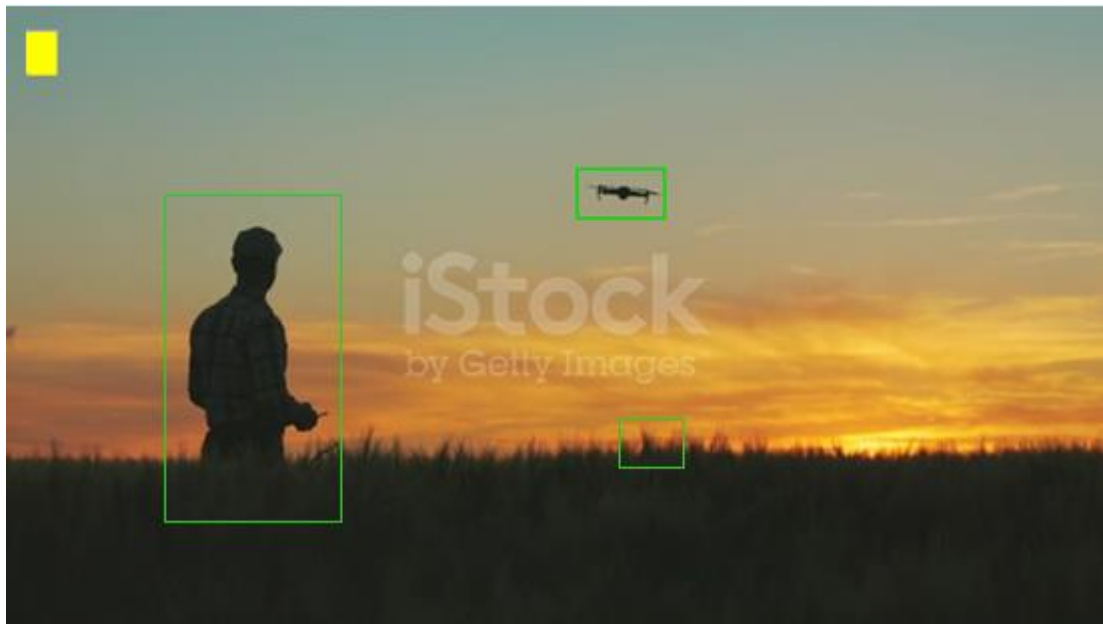


Рисунок 4.10 – Результат роботи алгоритма міжкадрової різниці

Ця ж проблема і на рисунку 4.10 в алгоритмі міжкадрової різниці, камера не закріплена статично і одразу виникають проблеми.

В таблиці 4.2 показано результат швидкості оброблення відео.

Таблиця 4.1 – Результати швидкості оброблення відео і знаходження рухомих об'єктів

Назва відео	Якість відео	Тивалість відео, с	Швидкість роботи алгоритму міжкадрової різниці, с	Швидкість роботи алгоритму Горна – Шунка, с
highway.avi	320x240	55	7	9
highway_2.mp4	1920x1080	28	6	9
dron_1.mp4	640x360	7	4	6
dron_2.mp4	640x360	11	5	7

4.2 Аналіз результатів

Представлені результати експериментів показали, що алгоритм міжкадрової різниці та алгоритм Горна – Шунка однаково точні.

Час обробки відео швидший в методі міжкадрової різниці.

Алгоритми дуже чутливі до того, чи статична камера. В результатах були проблеми з цим, так як були хибні знаходження об'єктів.

Хороший результат досягається як і при хороших погодних умовах, так і при не дуже добрих умовах.

5 СТАРТАП

5.1 Маркетинговий аналіз стартап-проекту

Ідея проекту полягає у використанні розглянутих методів виявлення об'єктів для таких сфер як: навігація, розвідка, наука, тощо.

Таблиця 5.1 — Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Знайти оптимальний метод для виявлення БПЛА на відеопослідовностях	1. Навігація	Виявлення літальних засобів, БПЛА
	2. Розвідка	Отримання інформації про противника без ризику втрат людини

Розглянуті алгоритми аналізують фото або відео зображення виявляючи на них ціль, яка рухається. Прикладом може бути завдання стеження за літаючими засобами, БПЛА. Безпілотні літальні апарати разом з методами детектування об'єктів, що рухаються, можуть широко застосовувати у військових цілях.

Конкуренцію можуть представити тільки спеціалізовані алгоритми, які налаштовують за допомогою штучного інтелекту або на конкретну ціль.

Таблиця 5.2 — Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживача до товару
1	Необхідність виявлення об'єкту з відео	Військові	Швидкість	Можливість швидко отримати координати шуканого об'єкту
2	Необхідність виявлення напрямку руху об'єкту з відеополідовності	Правоохоронні органи, військові, наука, тощо	швидкість	Можливість дізнатися напрямок руху об'єкту

Для подальшого впровадження проекту потрібно складання SWOT-аналізу, це матриця аналізу сильних та слабких сторін, загроз та можливостей.

Ринкові загрози та ринкові можливості складаються на основі аналізу факторів загроз та можливостей маркетингового середовища. Загрози та можливості є наслідками впливу факторів, але відмінність в тому, що вони не є реалізованими, а мають певну ймовірність здійснення.

Таблиця 5.3 — SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: широка направленість системи	Слабкі сторони: присутня конкуренція
Можливості: модернізація методу, впровадження штучного інтелекту	Загрози: поява нових потреб споживачів

5.1 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач.

Таблиця 5.4 — Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами(існуючі або такі, які потрібно створити)
Виявлення цілі на відео або фото, для подальшої роботи з ним	Аналіз даних які були зібрані під час роботи. Отримання координат та напрямку руху цілі.	Можливість роботи з багатьма форматами та розширенням відео, точність виявлення.

Наступний крок є визначення цінових меж, яке передбачає аналіз цін на товари-аналоги, а також на рівень доходів цільової групи споживачів.

Таблиця 5.5 — Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціна на товар/послугу
100000\$	10000\$	-	100\$

5.1 Висновки до стартап-проєкту

Аналізуючи стартап-проєкт можна зробити висновок. Попит на продукцію існує, буде існувати та буде вдосконалюватися, це підтверджується позитивною динамікою ринку та сферами застосування, особливо у військових цілях - такі системи є незамінними.

ВИСНОВОК

У ході виконання випускної кваліфікаційної роботи був проведений огляд методів виявлення рухомих об'єктів на відеопослідовності. При цьому можна відзначити, що існує безліч методів виявлення об'єктів: алгоритми, що базуються на тимчасових відмінностях кадрів, а також моделювання і віднімання заднього фону. метод віднімання фону з використанням суміші Гауссових розподілів, метод оптичного потоку (алгоритм Horn-Schunck). Були розроблені алгоритми обраних методів, виконана програмна реалізація в програмному середовищі Matlab, а також проведені дослідження розроблених алгоритмів за різних погодних умов, за наявності шуму. Були знайдені ймовірності правильного виявлення руху. Судячи з отриманих результатів дослідження можна зробити такі висновки:

Алгоритм міжкадрових різниць досить стійкий до змін освітленості, яскравості та контрастності кадрів відеопослідовності. Недоліками даного методу є нестійкість до шуму, а також неефективність виявлення об'єктів при повільних рухах (повільніше, ніж 1 піксель за кадр), та якщо камера не є статичною. Даний алгоритм також є більш стійким до змін якості відео-даних, ніж алгоритми оптичного потоку. Головним недоліком методу міжкадрових різниць, є можлива класифікація при відніманні фону фонових пікселів як передньопланових. Це виникає при появі на відеопослідовності листя дерев, що коливаються на вітрі, падання снігу та дощу, тіней, що відкидаються рухомими об'єктами і так далі. Алгоритм оптичного потоку не стійкий до зміни роздільної здатності відео-даних, тобто при зменшенні роздільної здатності відео вірогідність правильного виявлення об'єкта, що рухається, значно падає. Переваги даного методу: достатня стійкість до дії шуму будь-якої інтенсивності; простота реалізації.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Форсайт Д., Понс Дж. Комп'ютерний зір. 2004. 465 с.
2. Corporation S., NJ P. Preemptive RANSAC. 2003. 199-206 с.
3. Hlavac V., Sonka M., Boyle R. Обробка зображень, аналіз і машинний зір. 2008. 866 с.
4. Foreground detection. https://en.wikipedia.org/wiki/Foreground_detection.
5. Chris Stauffer Моделі фонові суміші для відстеження в реальному часі 1998.
6. Haritaoglu I., Harwood L.S., Davis L.S. Who? When? Where? What?. 1998. 222-227 с.
7. Elgammal A., Elgammal L., Duraiswami R. Efficient kernel density. 2003. 1501-1504 с.
8. Kamath C., Cheung S.-C. S. Надійні техніки для віднімання фону у відео міського руху. 2003. 882-891 с.
9. Implementation and Comparison of Speech Emotion Recognition System Using Gaussian Mixture Model (GMM). <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915007358>.
10. Visual background extractor. https://www.researchgate.net/publication/237135322_Visual_background_extractor.
11. Fleet D. Optical flow estimation. 2005.
12. Оптичний потік. https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9E%D0%BF%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%BF%D0%BE%D1%82%D1%96%D0%BA.
13. Рівняння Ейлера – Лагранжа.

https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D1%96%D0%B2%D0%BD%D1%8F%D0%BD%D0%BD%D1%8F_%D0%95%D0%B9%D0%BB%D0%B5%D1%80%D0%B0_%E2%80%94%D0%9B%D0%B0%D0%B3%D1%80%D0%B0%D0%BD%D0%B6%D0%B0.

14. Pallotti E., Mangiatordi F., Capodiferro L. Drone detection by acoustic signature identification. 2017. 60-64 c.

ДОДАТОК А

```

the_Video = VideoReader('dron_2.mp4');
Object_Detector = vision.ForegroundDetector('NumGaussians', ...
    3, 'NumTrainingFrames', ...
    50);

for i = 1:150
    frame = readFrame(the_Video);
    the_Object = step(Object_Detector, frame);
end

figure; imshow(frame); title('Video Frame');
figure; imshow(the_Object); title('The Object');

Structure = strel('square', 3);
Noise_Free_Object = imopen(the_Object, Structure);
figure; imshow(Noise_Free_Object); title('Object After Removing Noise');
Bounding_Box = vision.BlobAnalysis('BoundingBoxOutputPort', ...
    true, 'AreaOutputPort', ...
    false, 'CentroidOutputPort', ...
    false, 'MinimumBlobArea', 150);
the_Box = step(Bounding_Box, Noise_Free_Object);
Detected_Car = insertShape(frame, ...
    'Rectangle', ...
    the_Box, ...
    'Color', ...
    'green');
Number_of_Cars = size(the_Box, 1);
Detected_Car = insertText(Detected_Car, ...
    [10 10], ...
    Number_of_Cars, ...
    'BoxOpacity', 1, ...
    'FontSize', 14);

```

```
figure; imshow(Detected_Car); title('Detected Cars');
videoPlayer = vision.VideoPlayer('Name', 'Detected Cars');
videoPlayer.Position(3:4) = [650,400];

while hasFrame(the_Video)
    frame = readFrame(the_Video); the_Object = step(Object_Detector, ...
        frame); Noise_Free_Object = imopen(the_Object, ...
        Structure); the_Box = step(Bounding_Box, ...
        Noise_Free_Object); Detected_Car = insertShape(frame, ...
        'Rectangle', ...
        the_Box, ...
        'Color', 'green'); Number_of_Cars = size(the_Box, ...
        1); Detected_Car = insertText(Detected_Car, ...
        [10 10], ...
        Number_of_Cars, ...
        'BoxOpacity', ...
        1, ...
        'FontSize', ...
        14); step(videoPlayer, Detected_Car);
end
```

ДОДАТОК Б

```
vidReader = VideoReader('dron_2.mp4','CurrentTime',1);
opticFlow = opticalFlowHS
h = figure;
movegui(h);
hViewPanel = uipanel(h,'Position',[0 0 1 1],'Title','Plot of Optical Flow Vectors');
hPlot = axes(hViewPanel);
while hasFrame(vidReader)
    frameRGB = readFrame(vidReader);
    frameGray = im2gray(frameRGB);
    flow = estimateFlow(opticFlow,frameGray);
    imshow(frameRGB)
    hold on
    plot(flow,'DecimationFactor',[5 5],'ScaleFactor',60,'Parent',hPlot);
    hold off
    pause(10^-3)
end
```