

Всеукраїнський конкурс студентських
наукових робіт з Радіотехніки

Шифр «ДЕНЬ»

«ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ БПЛА ПРИ
СТЕРЕОВІДЕОПОСТЕРЕЖЕННІ»

ЗМІСТ

	Вступ	3
1	Аналіз методів стереовідеоспостереження.....	4
	1.1 Метод стереовідеоспостереження з кореляційною обробкою.....	4
2	Удосконалення методу стереовідеоспостереження для виявлення та розпізнавання малих БПЛА	6
	2.1 Вимірювання дальності.....	6
	2.2 Експериментальна установка СВС та її калібрування...	8
	2.3 Вимірювання кутових координат об'єктів.....	12
3	Формування зображення та виявлення БПЛА.....	17
	3.1 Формування зображення.....	17
	3.2 Алгоритм виявлення та класифікації рухомих об'єктів	18
	3.3 Підготовка баз даних для навчання і тестування нейронних мереж.....	21
	3.4 Результати експериментальних досліджень виявлення БПЛА	23
	Висновки.....	29
	Перелік джерел посилання.....	30

ВСТУП

У багатьох країнах поступово посилюються обмеження на зони польоту безпілотних літальних апаратів (БПЛА). До зон, в яких заборонені польоти, відносяться: військові об'єкти, аеродроми, місця скупчення людей, автомагістралі, в'язниці, промислові підприємства [1, 2]. Ці обмеження пов'язані з забезпеченням безпеки людей і конфіденційністю інформації. Тому зростає попит на сучасні електронні системи виявлення, розпізнавання і вимірювання координат БПЛА для контролю периметрів охоронюваних територій [3], а також для протидії розвідувальним і бойовим БПЛА під час оборонних дій.

Найбільшою ефективністю повинні володіти мультисенсорні системи, що забезпечують виявлення БПЛА днем, вночі та при наявності опадів, а також підвищують надійність функціонування системи за рахунок комплексної обробки видимих світлових, інфрачервоних, теплових, акустичних та радіолокаційних сигналів, що створюються або відбиваються БПЛА, в умовах дії шумів та завад різної природи. В даній роботі канал денного бачення розглядається як один з каналів у комплексній системі виявлення, розпізнавання, ідентифікації і пеленгації БПЛА. Але він спроможний виконувати ці операції і самостійно.

Об'єкт дослідження – процес приймання і обробки стереовідеопотоків видимого діапазону для задач виявлення, розпізнавання, пеленгації та класифікації БПЛА.

Мета дослідження – пеленгування малого літального об'єкту та його розпізнавання на фоні рухомих завад.

Методи дослідження – теоретичний аналіз, числові розрахунки, математичне моделювання, статистична обробка даних та фізичний експеримент.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ СТЕРЕОВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ

Об'єктивом проектується зображення об'єкта на фоточутливу матрицю, що відображає його конфігурацію і яка є, додатково, точним двовимірним цифровим пристроєм для визначення лінійних розмірів об'єкта. Найбільше застосування знаходять ПЗЗ (прилади із зарядним зв'язком), КМОП-матриці (комплементарний метал-оксид-напівпровідник) мають високий рівень шуму, тому в оптичних детектора об'єктів і вимірі їх координат вони не використовуються.

В діапазоні білого світла ефективно працюють кремнієві ПЗЗ матриці, максимум їх спектральної характеристики знаходиться в області 1.1 мкм. Тому вони знаходять застосування, як в оптичних вимірювальних системах денного світла, так і системах нічного бачення в ближньому ІЧ діапазоні [4 - 6]. Системи дуже чутливі, і в системах денного світла перед ПЗЗ матрицею встановлюється оптичний фільтр, що відтинає випромінювання з довжинами хвиль більших 0,7 мкм.

1.1 Метод стереовідеоспостереження з кореляційною обробкою

Метод [7] базується на використанні двох цифрових камер, рознесених в просторі по горизонталі на відому відстань, і дальність до об'єкта обчислюється шляхом визначення зсуву між зображеннями по положенню максимального значення двомірної нормованої кореляційної функції в субпіксельному діапазоні. При цьому ліва і права камери встановлені на внутрішніх рамах своїх карданових підвісів, кожен з яких містить зовнішню і внутрішню рами, на осях яких встановлені датчики кута повороту рам підвісу. Крім того, ліва і права камери, а також датчики кута повороту рам підвісу виконані з можливістю передачі в обчислювальний блок відеоданих і даних про поточну просторову орієнтацію камер. Дальність до виділеної області об'єкта

визначають з виразу, що враховує відхилення від горизонтальної лінії положення цифрових фотокамер.

$$D = \frac{f B}{\Delta l_{\Gamma}} \cos \left(\arctg \frac{\Delta l_{\Gamma}}{\Delta l_{\text{B}}} \right), \quad (1)$$

де B - відстань між точками зйомки в просторі;

f - фокусна відстань фотокамер;

Δl_{Γ} - зрушення між зображеннями об'єкта по горизонтальній осі;

Δl_{B} - зрушення між зображеннями об'єкта по вертикальній осі.

Цей метод потребує крупних зображень об'єкта на стерео парох для визначення затримки між сигналами їх взаємною кореляційною функцією і не може бути застосований для малих БПЛА на великій дальності.

Спосіб вимірювання дальності до об'єкта [8] по його зображенням з двох точок однією камерою з фокусною відстанню об'єктива f , що включає вимір розмірів A_1 зображення об'єкта і координат його центру X_1, Y_1 в 1-й точці, переміщення засобу спостереження під кутом до оптичної осі на певну відстань S , вимір розмірів зображення об'єкта A_2 і координат центру зображення об'єкта X_2, Y_2 у 2-й точці, в процесі переміщення орієнтацію камери не змінюють, а після переміщення вимірюють зсув зображення B за висловом:

$$B = [(Y_1 - Y_2)^2 + (X_1 - X_2)^2]^{\frac{1}{2}}. \quad (2)$$

Потім порівнюють зсув зображення B і зміну розмірів зображення об'єкта $\Delta A = A_2 - A_1$, і дальність D визначають за виразом:

$$D = S / (1 - K \cos \alpha + K^2)^{1/2}, \quad (3)$$

де $K = A_1 / A_2$;

α - кут візування об'єкта ($\alpha = \arctg (B / F)$);

S - величина переміщення камери.

Цей метод також пов'язаний з вимірюванням розмірів зображень об'єкта на двох кадрах, що не прийнятно для малих дронів на значних відстанях.

Перспективною є розробка методу оцінки дальності за лінійними паралаксами точки зображення дрона на матрицях відеокамер.

2. УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДУ СТЕРЕОВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ МАЛИХ БПЛА

У розділі розглядається задача вибору алгоритму обробки відеозображень стереопари, а також параметрів цього алгоритму, що забезпечують надійне визначення дальності до літальних об'єктів, їх кутові координати, розпізнавання і подальший автосупровід. При цьому передбачається, що система стереовідеоспостереження (СВС) повинна як самостійно виявляти малі БПЛА, так і користуватися цілевказіками інших систем комплексу. Наявність двох каналів прийому і обробки оптичних сигналів забезпечує, як спільну обробку відеозображень стереопари, так і роздільне їх використання для розпізнавання об'єктів [9, 10].

2.1 Вимірювання дальності

Розглянемо можливості оптичного методу двоканального СВС [9]. На рис. 1 зображена схема формування світлових образів об'єкта T на світлочувливих матрицях VM_1 , VM_2 відеокамер з фокусною відстанню F . Схема показує лише основні принципи формування оптичних проєкцій, а усі абсолютні їх значення і кутові величини показані умовно, тому що реальна дальність D до об'єкта значно більше стереобазиса b - відстані O_1O_2 між оптичними осями z_1 і z_2 об'єктивів відеокамер.

Кут огляду визначається кутами огляду об'єктивів, вважаємо $\beta = \beta_1 = \beta_2$. На нескінченно великій дальності до об'єкта кут паралакса буде дорівнювати нулю, і при знаходженні об'єкта на осі z його світлові образи формуються в центрах матриць. При зменшенні дальності і можливе зміщення об'єкта від осі, кут паралакса збільшується. На матрицях спостерігаються відхилення

світлових образів (точки V_1, V_2) від центрів матриць, як по горизонталі (вісь x) p_{1x}, p_{2x} – це величини відповідних лінійних паралаксів з певними знаками, так і по вертикалі (вісь y) p_{1y}, p_{2y} – це за рахунок зміщення об'єкта уздовж осі z .

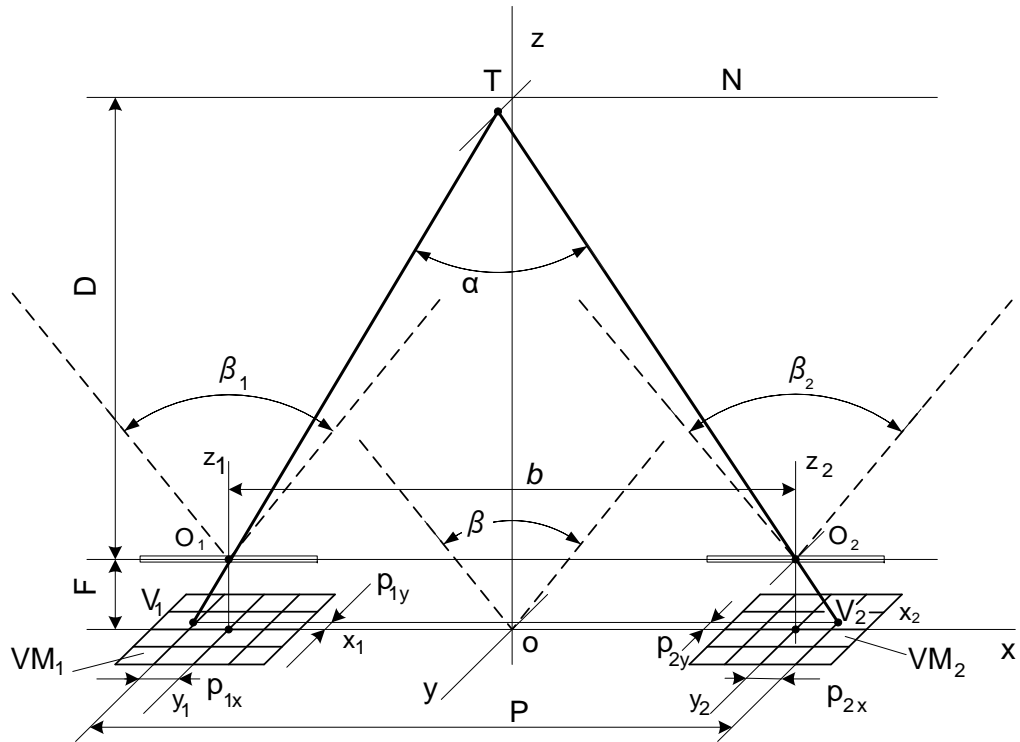


Рисунок 1 - Формування світлових образів на світлочутливих матрицях
Сумарну величину лінійного паралакса можна визначити з подібності трикутників O_1TO_2 і V_1TV_2 , як

$$p = \frac{bF}{D}, \quad (4)$$

де $p = p_{2x} - p_{1x}$.

Таким чином, дальність до об'єкта визначається базою системи, однаковою фокусною відстанню об'єктивів і сумарним лінійним паралаксом [9]

$$D = \frac{bF}{(p_{2x} - p_{1x})} = \frac{bF}{w_x(n_{2x} - n_{1x})}, \quad (5)$$

де n_{1x}, n_{2x} - кількість пікселів в лінійних паралаксах відеоматриць VM_1 та VM_2 , відповідно, лівої і правої відеокамер;

w_x - розмір зерна пікселів по горизонталі.

Якщо лінійний паралакс зареєстрований на негативній півосі, то він береться зі знаком (-), якщо на позитивній півосі, то з (+). Лінійні паралакси в горизонтальній і вертикальній площинах дозволяють оцінити кутові відхилення об'єкта від основної осі по азимуту і по куту місця, що розглядається далі.

Система здійснює круговий або секторний огляд простору у старт/стопному режимі на програмному опорно-поворотному пристрою, що прив'язаний до топографічній мапі місцевості. Вимірювання тривають на інтервалі часу «Стоп», поки камери не переміщуються за програмою керування, шляхом растрового сканування сектору огляду. У випадку приходу зовнішньої команди з вказівкою на пряму на об'єкт система СВС переміщує свою головну вісь на потрібний азимут.

Визначення дальності здійснюється за формулою (5), приведеною до форми, в яку замість фокусної відстані F і кроку пікселів w_x входять кут огляду β і розрізнення по горизонталі M_x світлочутливої матриці.

Фокусна відстань F виражається через кут огляду β камери

$$F = \frac{W}{2 \cdot \operatorname{tg}(\beta / 2)}, \quad (6)$$

де W - ширина світлочутливої матриці.

Підставляючи (6) в вираз (5) і враховуючи $W / w_x = M_x$ отримуємо:

$$D = \frac{bM_x}{2 \cdot \operatorname{tg}(\beta / 2)[n_{2x} - n_{1x}]}. \quad (7)$$

2.2. Експериментальна установка СВС та її калібрування

Експериментальна установка містить дві IP камери Dahua DH-IPC-HFW2431RP-ZAS-IRE6 з розрізненням 2688 (H) x 1520 (V), рознесених по горизонталі на величину бази 1 м [10].

IP камери підключені по LAN інтерфейсу до мережного роутера TP-Link TL-WR841N, а потім по WAN інтерфейсу - до ноутбука с програмним

забезпеченням Smart PSS для запису відеопотоків з відеокамер. Системні годинники IP камер попередньо програмно синхронізуються. Старт і закінчення процесів запису проводяться шляхом одночасної подачі апаратного сигналу "тривоги" на обидві камери.

Горизонтальне поле зору обох камер встановлюється через веб-інтерфейс однаковим $\beta = 60^\circ$ і контролюється по зображенню спеціальної мірної таблиці, встановленої на відстані 1 м по оптичній осі кожної камери.

Структурна схема експериментальної установки показана на рис.2, а зовнішній вигляд - на рис. 3.

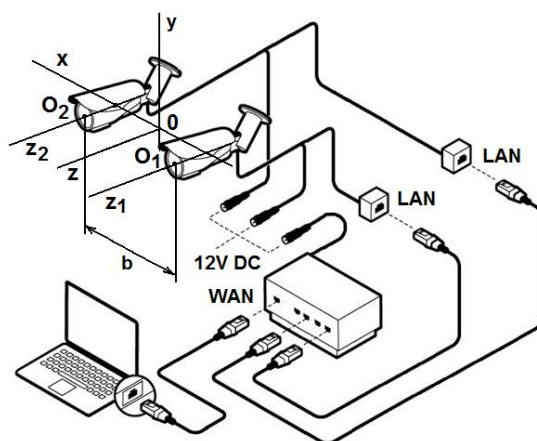


Рисунок 2 – Структурна схема експериментальної установки



Рисунок 3 – Зовнішній вигляд експериментальної установки

Результати визначення дальності за виразом (7) для відкаліброваної установки СВС показані на рис.4. Для кожної відстані наведені значення середньоквадратичної (по 10 вимірам) похибки вимірювання дальності ΔD_{rms} . Пунктирною лінією показані значення максимальної абсолютної похибки визначення дальності, розраховані за формулою (8), що враховує розрізнявальну здатність СВС

$$\Delta D_{rms} = \pm \frac{bFw_x D^2}{(bF)^2 - (w_x \cdot D)^2}. \quad (8)$$

Фізичні величини у формулі (8) мають наступні значення: $F = 6,38$ мм (з урахуванням $\beta = 60^\circ$ і діагональ матриці $(1/3)''$); $w_x = 2,74$ мкм при горизонтальному розрізненні 2688.

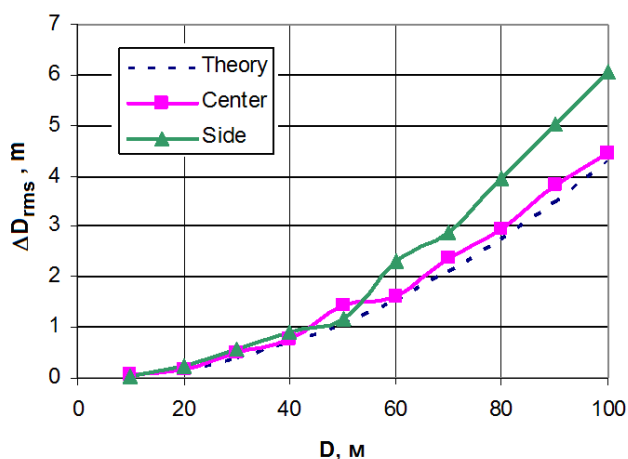


Рисунок 4 - Результати випробувань відкаліброваної установки СВС

Як випливає з рис. 4, експериментальна похибка вимірювання дальності не перевищує 4,5% по центру і 6% по краях горизонтального полю спостереження. Зменшення точності вимірювань на краях викликана цілим рядом причин: збільшенням елемента розрізнення системи СВС за дальністю, нелінійними спотвореннями об'єктиву камери, які залишилися не до кінця компенсованими та розмиванням зображень на краях.

Перевищення експериментальної похибки вимірювання дальності по центру над теоретичним значенням становить не більше 0,5%, що є гарним результатом з урахуванням невисокого відношення сигнал-шум $SNR \approx 25...26$ дБ при зйомці в умовах освітленості $E \approx 400...450$ лк на маркерній таблиці.

Експеримент з вимірювання координат БПЛА за допомогою системи СВС проводився в польових умовах. Вимірювання здійснювалися в похмуру погоду. Освітленість на вертикальній площині становила 450 ... 650 лк. Вимірювання освітленості проводилося люксометром Wintact WT81.

В експерименті використовувався квадрокоптер DJI Phantom 3 SE з горизонтальним розміром 0,35 м. Тестові польоти відбувалися на відстані до 200 м.

Координати квадрокоптера (широта, довгота і висота), отримані стандартним GPS приймачем квадрокоптера, використовувалися для порівняння з координатами БПЛА, отриманими за допомогою системи СВС. Для цього географічні координати квадрокоптера перетворювалися в декартові, а потім шляхом повороту і зсуву осі координат поєднувалися з системою координат системи СВС [10].

Місцезнаходження квадрокоптера описується відносно початку відліку у декартових координатах. Наведені результати вимірювань за двома тестовими польотами БПЛА. Трек 1 - проліт уздовж осі з зависанням на висоті 5 м над точками, віддаленими на 3 м, 25 м, 50 м, 100 м, 150 м, 200 м. Трек 2 - піднімається спіраль з діаметром витка 50 м на висоту 30 м з центром, віддаленим по осі z на 100 м, 3 витка.

При розрізненні відеокамери 2688x1520 відстань до квадрокоптера, при якій розмір його зображення дорівнює 5x5 пікселів, становитиме 166 м. Це максимальна дальність системи СВС, обмежена надійністю виявлення і розпізнавання БПЛА, при встановлених параметрах об'єктивів.

2.3 Вимірювання кутових координат об'єктів

2.3.1 Автосупроводження об'єкта

Сумарний лінійний паралакс є однаковим для усіх положень точки T об'єкта на площині, що проходить через лінію N паралельно площині вимірювань XU (рис. 1). У той же час лінійні паралакси на матрицях відеокамер змінюються, як по величині, так і по знаку в своїх системах координат $x_1y_1z_1$ та $x_2y_2z_2$, прив'язаних до центрів матриць, з площинами x_1y_1 і x_2y_2 , які збігаються з площиною XU . З рис. 1 видно, якщо точка знаходиться на головній осі z системи СВС або зміщена лише по осі y , то $|p_{1x}| = |p_{2x}|$ і їх різниця $\Delta p_x = 0$. При зміщенні об'єкта вправо від осі z по горизонталі (уздовж осі x), з'являється позитивна різниця в величинах модулів лінійних паралаксів $|p_{1x}| > |p_{2x}|$

$$\Delta p_x = |p_{1x}| - |p_{2x}| > 0, \quad (9)$$

а при зміщенні об'єкта вліво від осі ця різниця стає негативною

$$\Delta p_x = |p_{1x}| - |p_{2x}| < 0. \quad (10)$$

З'являється можливість сформувати сигнал керування опорно-поворотним пристроєм оптичної системи для переміщення її головної осі по горизонталі в напрямку переміщення об'єкта на кут $\Delta \gamma_x = \pm m_x \cdot \Delta p_x$ або до виконання умови $\Delta p_x = 0$; m_x - коефіцієнт пропорційності по горизонталі з розмірністю *град/пікс*.

Ортогональні зміщення світлових образів p_{1y} та p_{2y} є також знакозмінними і після виконання переміщення головної осі z по горизонталі вони стають рівними, а їх знак відповідає напрямку переміщення об'єкта по осі y . Так негативні значення зсувів відповідають переміщенню об'єкта вгору по осі y , а позитивні - униз. Поворотний пристрій системи має відпрацювати команду відповідно на збільшення або зменшення кута місця головної осі системи на величину

$$\Delta\gamma_y = \pm m_y \cdot (p_{1y} + p_{2y}) / 2, \quad (11)$$

де m_y - коефіцієнт пропорційності по вертикалі.

Або до виконання умови $p_{1y} + p_{2y} = 0$, де зміщення p_{1y} та p_{2y} повинні бути однаковими як за знаком, так і за величиною. Їх можлива нерівність вказує на неправильну юстировку відеокамер і має бути врахована при формуванні керуючої команди.

2.3.2 Вимірювання кутових координат

Круговий огляд простору з можливістю його виконання при різних кутах місця цілі вимагає наявності повністю автоматизованого опорно-поворотного пристрою (ОПП). ОПП є носієм системи СВС, він орієнтується і прив'язується до електронній мапі місцевості [11]. При цьому він постійно постачає систему СВС значеннями азимута і кута місця головної осі при проведенні вимірювань. Огляд простору здійснюється в старт-стопному режимі - круговому і секторному, або для певного азимутального кута шляхом порядкового огляду простору в межах кута видимості. У стані спокою, протягом 10 телевізійних кадрів формату HD 25 Гц, 1920x1080, відбувається виявлення повітряних об'єктів, оцінка їх координат, розпізнавання і видача інформації по всіх об'єктах в заданому кутовому секторі на пункт керування або на систему протидії БПЛА, що запобігає подальшому просуванню об'єктів. Крок кутового переміщення основної осі системи СВС по горизонталі і вертикалі не повинен перевищувати 75% відповідних величин кутів видимості. При оцінці азимута об'єкта, коли виконується умова (9) необхідно збільшити поточне значення азимута Φ осі сектора огляду на величину

$$\Delta\Phi_2 = \arctg (| p_{2x} | / F), \quad (12)$$

а при виконанні умови (10) зменшити - на величину

$$\Delta\Phi_1 = \arctg (| p_{1x} | / F). \quad (13)$$

При $\Delta p_x = 0$ поправки вводити не слід.

Абсолютна кутова похибка розраховується на базі рівнянь (12), (13) і складає

$$\Delta\varphi = \{ [(F\Delta_r w) / (F^2 + p^2)]^2 + (\Delta_{\text{ОПП}})^2 \}^{0.5}, \quad (14)$$

де Δ_r – похибка визначення лінійного паралакса p , що містить похибки оцінки центру зображення об'єкта та калібрування камери, для кращого випадку $\Delta_r = 3$;

$\Delta_{\text{ОПП}}$ – похибка визначення кутового відліку опорно-поворотного пристрою, для сертифікованого пристрою $\Delta_{\text{ОПП}} = 0,2 \cdot 10^{-3}$ рад [11];

w – лінійний розмір зерна фото чутливої матриці $w = 2,74$ мкм (8).

Розрахунок для $p = 500w$ показує достатньо високу точність визначення кутових координат, похибка може бути порядку $\Delta\varphi = 1,4 \cdot 10^{-3}$ рад.

Розрахунковий період кругового огляду становить 40 с. Для його зменшення можна використовувати мультисекторний одночасний огляд. Період буде зменшуватися з кратністю числа пар камер. Для двох пар він вже складе 20 с. Механіко-електричний супровід об'єкта виконується епізодично з метою, щоб об'єкт не вийшов з поля зору оптичної системи. Вся вторинна обробка сигналів, пов'язана з розпізнаванням БПЛА на фоні перешкод і визначення параметрів їх руху здійснюється при безперервному електронному авто супроводженні [10]. Алгоритм обробки зображень для пеленгації БПЛА показаний на рис. 5. В якості сполучених точок зображень БПЛА використовувалися координати центру області $V(x,y)$, виділеної на етапі виявлення і розпізнавання (рис. 6).

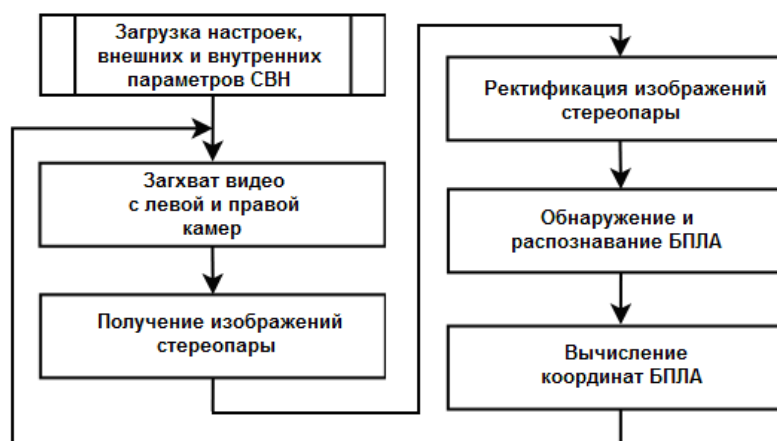


Рисунок 5 – Алгоритм обробки зображень для пеленгації

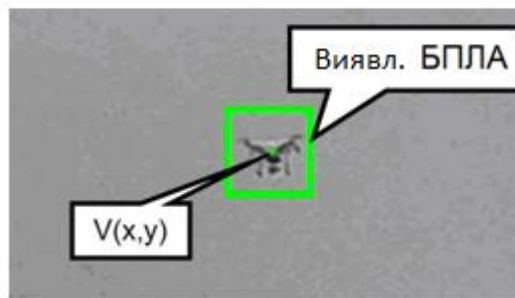


Рисунок 6 – Находження координат БПЛА на зображенні

Результуючі значення азимута і кута місця обчислюються як середнє за результатами вимірювань двома камерами. На рис. 7 показані результати порівняння GPS координат БПЛА (сині лінії) і результатів вимірювань системи СВС (червоні лінії) для треку 1, а на рис. 8 – для треку 2.

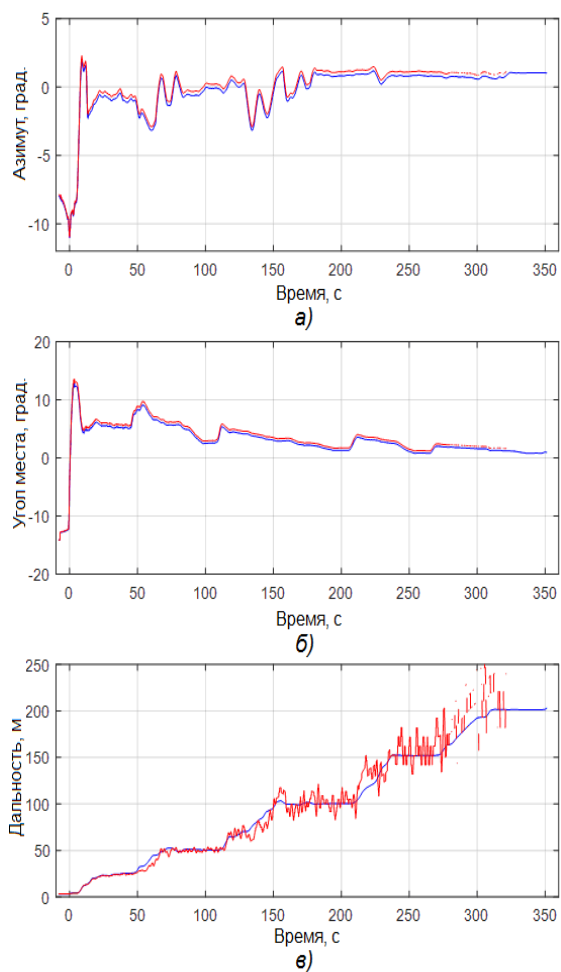


Рисунок 7

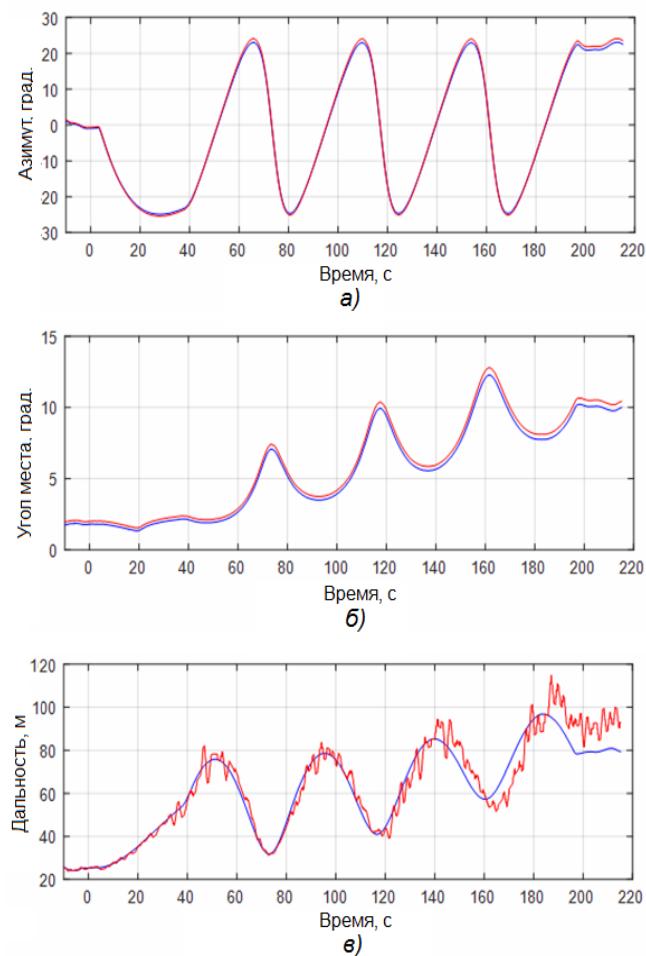


Рисунок 8

Графіки побудовані в координатах а) азимут - час; б) кут місця - час; в) дальність – час.

Аналізуючи графіки на рис.7 та рис.8 можна відзначити, що вимірювання азимута і кута місця БПЛА системою СВС точно збігаються з даними GPS приймача. Це пояснюється високою роздільною здатністю камер і досить точним їх калібруванням.

Для вимірювань по треку 1 середньоквадратичне відхилення відносної помилки вимірювання відстані склало $\Delta D_{rms} = 9,6\%$, максимальна відносна помилка вимірювань - $\Delta D_{max} = 26,4\%$.

Для вимірювань по треку 2 - $\Delta D_{rms} = 7,8\%$, $\Delta D_{max} = 24,8\%$.

При відстанях понад 160 м на рис. 7 спостерігаються збої в системі виявлення і розпізнавання БПЛА, пов'язані з тим, що розмір зображення об'єкта стає менш 5x5 пікселів. Цей процес супроводжується помітним збільшенням абсолютної помилки вимірювання відстані.

Найбільша середньоквадратична похибка вимірювань відстані спостерігається в середньому діапазоні відстаней дії системи СВС 70...120 м. Як показав аналіз, причиною цього є одночасна дія двох факторів: перший - погіршення розрізняювальної здатності системи СВС по дальності з її збільшенням (б), другий - невисока точність методу визначення сполучених точок, як координат центрів $V(x, y)$ областей виявлення БПЛА (рис. б). Причому другий фактор дає значні похибки на менших відстанях до об'єкта.

На графіку рис.7в помітно вплив недостатньо точної ректифікації системи СВС, що проявляється в збільшенні похибки вимірювання дальності при великих азимутах і кутах місця. При цьому вплив похибок неточної ректифікації порівнюється з впливом похибок визначення сполучених точок.

3 ФОРМУВАННЯ ЗОБРАЖЕННЯ ТА ВИЯВЛЕННЯ БПЛА

3.1 Формування зображення

Розглядаються результати дослідження ефективності виявлення БПЛА по відеопотоку відеокамери денного світла.

При обробці відеопотоку можливе застосування двох основних підходів - аналіз всього зображення з використанням нейронної мережі і аналіз фрагментів зображень, в яких виявлено рух об'єктів. Перший підхід реалізований в алгоритмі YOLO на базі нейронної мережі DarkNet [12,13] Для його застосування потрібна підготовка навчальної бази зображень з БПЛА та іншими рухомими об'єктами, навчання і тестування мережі. Однак аналіз можливостей даного алгоритму говорить про ряд його обмежень. Перше обмеження - це складність математичної обробки, що робить неможливим реалізацію обробки зображень в реальному масштабі часу на базі комп'ютерних процесорів з малою кількістю ядер. При застосуванні процесора i7 в поєднанні з бібліотекою OpenCV і операційною системою Linux гранична швидкість обробки до 4 кадрів / секунду. Для обробки відеопотоку в реальному масштабі часу необхідно застосування високопродуктивних GPU типу NVIDIA GeForce 1080 [13]. Однак при виявленні БПЛА, основним є друге обмеження алгоритму YOLO. Перед подачею на нейронну мережу будь-яке зображення з відеокамери має бути перераховано у вхідний, відповідний нейронної мережі з максимальною здатністю розрізнення 416x416 пікселів. Розмір виявленого на цьому зображенні об'єкта не повинен бути менше 7x7 пікселів. Наприклад, при горизонтальному розмірі квадрокоптера DJI Phantom 3 0,35 м, куті огляду відеокамери спостереження 60° і ширині зображення 416 пікселів на вході мережі для алгоритму YOLO можна оцінити значення граничної відстані виявлення. Воно не перевищує 18 м. У зонах із заборонаю на польоти БПЛА такої дальності виявлення недостатньо, так як ці зони займають значні площі. Для таких зон дальність виявлення повинна бути не менше 50-100м. Проведений аналіз існуючих алгоритмів виявлення і класифікації об'єктів по

відеопотоку камери дозволив сформулювати ряд завдань для досліджень, вирішення яких дозволить створити недорогу систему виявлення і класифікації БПЛА на значних відстанях. До них відносяться: виявлення БПЛА на відстанях не менше 50-100 м і можливість застосування недорогих обчислювальних пристроїв або блоків для обробки зображення відеокамери. Для вирішення сформульованих завдань досліджень був розроблений алгоритм, що поєднує високу продуктивність, ефективність розпізнавання і можливість обробки зображень з будь-яким розрізненням.

3.2 Алгоритм виявлення та класифікації рухомих об'єктів

Розроблений алгоритм виявлення та класифікації рухомих об'єктів складається з двох етапів - це виявлення на поточному кадрі всіх фрагментів зображення, в яких виявлено рух і подача масиву цих фрагментів на вхід навченої нейронної мережі для їх класифікації.

Перший етап обробки зображення складається з наступних кроків.

1) Перетворення кольорового зображення в відтінки сірого і виконання нормалізації його яскравості для зменшення впливу змін інтенсивності освітлення під дією добових і погодних факторів. Нормалізація яскравості виконувалася за формулою [12]

$$G_{i,j} = 255 \frac{P_{i,j} - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}}, \quad (15)$$

де $P_{i,j}$ - яскравість пікселів вихідного зображення;

$i = 1, 2, \dots, H$; $j = 1, 2, \dots, W$;

H і W - висота та ширина зображення, відповідно;

I_{\min} - мінімальне значення вихідної яскравості зображення;

I_{\max} - максимальне значення вихідної яскравості зображення;

$G_{i,j}$ - піксель зображення з нормалізованою гистограмою.

2) Виділення всіх рухомих фрагментів зображення в поточному відеокадрі на нерухомому фоні. На цьому кроці досліджень була проаналізована ефективність роботи адаптивних моделей заднього фону зображень, таких як MOG, MOG2, KNN [13]. Результатом роботи цих методів є чорно-біле зображення, в якому чорним кольором відображається нерухомий фон, а білі фрагменти зображення відповідають областям руху (рис. 10). Критеріями ефективності є: швидкодія роботи моделі і кількість хибних контурів рухомих об'єктів.

3) Застосування до всіх фрагментів зображення, в яких виявлено рух, алгоритму історії руху. Одним з пріоритетних завдань є виявлення БПЛА на значних відстанях - 100 метрів і більше. При таких відстанях фрагмент зображення, що містить БПЛА, дуже малий. Наприклад, при вирішенні відеокамери 1920x1080, її кута огляду 60 ° на відстані 116 м зображення DJI Phantom 3 має розміри 5x5 пікселів. Настільки малий фрагмент можна порівняти з фрагментами, в яких виявляється рух під дією коливань листя дерев, трави і т.п.

Тому аналіз руху проводиться на деякому інтервалі часу. Для цього створюється фонове зображення у відтінках сірого з тим же розрізненням, що і вихідне. На нього накладається результат роботи одного з алгоритмів MOG, MOG2, KNN після обробки кожного кадру з відеокамери. Перед накладенням інтенсивність кожного пікселя фонового зображення зменшується на величину

$$\Delta I = 255 / (\Delta t \cdot FPS), \quad (16)$$

де 255 - гранична інтенсивність пікселів;

Δt - інтервал аналізу історії руху, с;

FPS - частота кадрів в секунду.

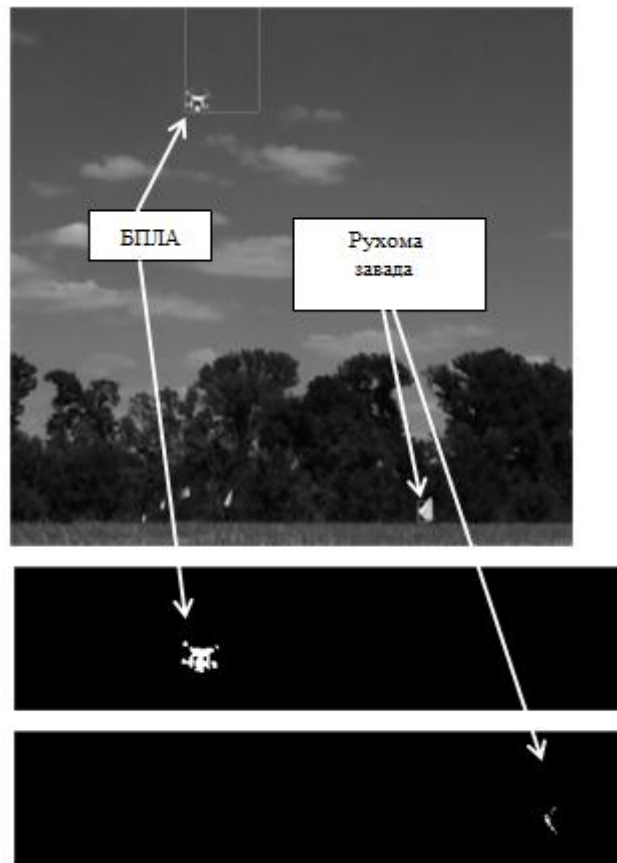


Рисунок 10 - Приклад результату виділення на нерухомому фоні рухомих об'єктів - квадрокоптера та прапорця

В результаті на фоновому зображенні відбувається накладення контурів рухомих об'єктів в групі кадрів за інтервал Δt і рухомий об'єкт представляється результуючим контуром зі значно більшою площею, ніж в одиночному кадрі (рис. 11)

4) Для подальшого аналізу вибираються контури з площею, що перевищує задане граничне значення, тобто відбувається часткове відсікання коливань листя дерев і трави. Всі контури, що задовольняють цьому критерію, вважаються контурами умовно рухомих об'єктів. Також для кожного об'єкта, що умовно рухається, у поточному кадрі обчислюються його координати для його локалізації в повному зображенні і вирізка зображень цих об'єктів з метою подачі на вхід нейронної мережі.

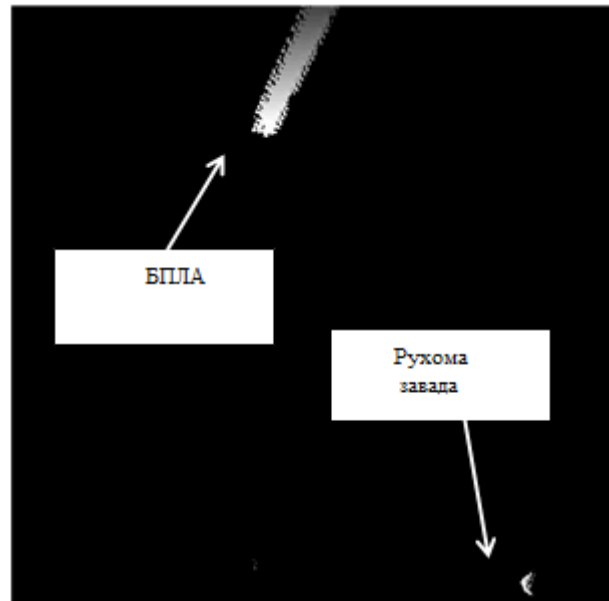


Рисунок 11 - Зображення, яке містить історію руху двох об'єктів - квадрокоптера DJI Phantom 3 і прапорця

Для класифікації була створена база відеоданих, яка містить такі рухомі об'єкти: БПЛА, люди, домашні тварини, птахи, комахи, легкові та вантажні автомобілі, коні, човни і кораблі, літаки, фрагменти рухомих хмар, фрагменти гойдаються гілок дерев і трави. Всього для досліджень використовувалося 12 класів об'єктів. Після цього були створені моделі класичних і згортальних нейронних мереж, проведено їх навчання і експериментальна перевірка.

3.3 Підготовка баз даних для навчання і тестування нейронних мереж

Для навчання і тестування моделей нейронних мереж були створені набори даних зображень з чотирма класами об'єктів: БПЛА, комахи, фрагменти листя дерев і трави, фрагменти неба з хмарами. Для складання набору даних зображень БПЛА з ресурсу YouTube було завантажено близько 300 відеороликів з польотами 14 модифікацій різних БПЛА. В середовищі PyCharmCommunity з відеокадрів були вирізані 5000 зображень БПЛА і кожне зображення автоматично збережено з розрізненням: 5x5, 9x9, 13x13, 27x27,

49x49, 64x64, 128x128 пікселів. Також ці відео використані для створення наборів даних зображень з фрагментами дерев, хмар і трави. 4000 зображень використовувалися на етапі навчання нейронних мереж, а 1000 зображень - для їх тестування після закінчення навчання (рис.12).

Аналогічним чином був розроблений набір даних зображень комах. Набори даних для таких класів об'єктів, як легкові і вантажні автомобілі, тварини, птахи, люди, літаки, човни і кораблі були взяті з готових наборів даних різних сайтів. Набір даних кожного класу містить 4500 кольорових зображень з розрізненням 32x32 пікселів. Даний мережевий ресурс також містить набір даних для тестування навченої мережі.

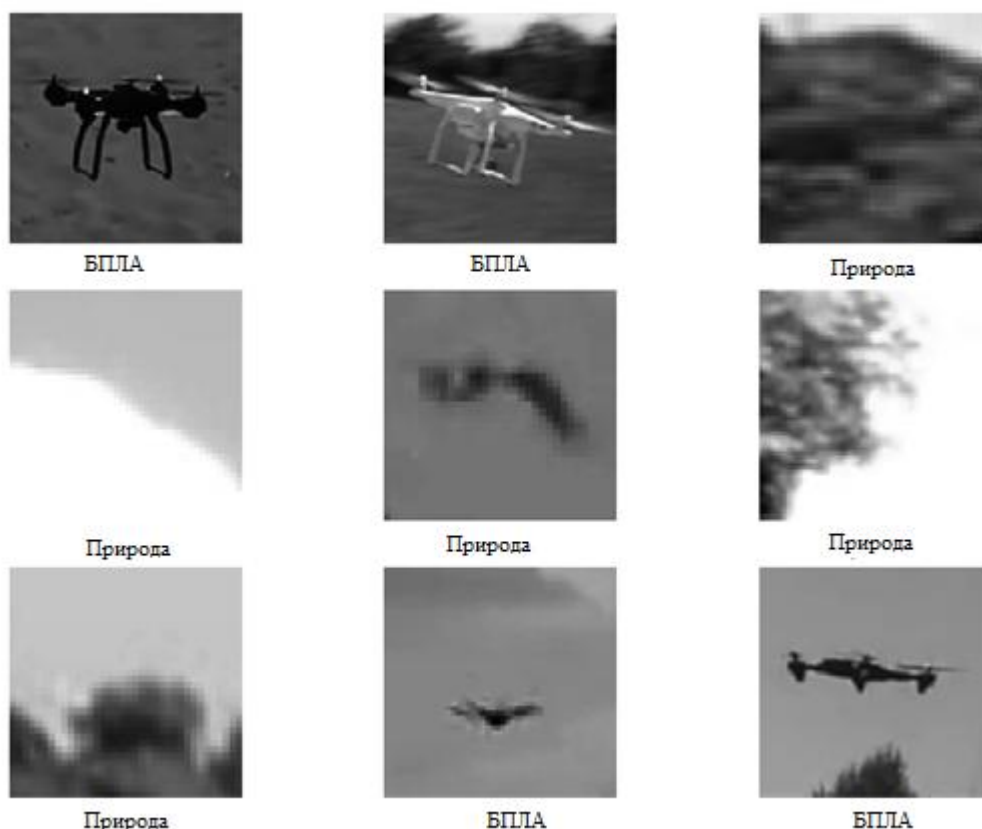


Рисунок 12 - Приклади зображень БПЛА, фрагментів хмар, листя дерев і трави з бази даних

3.4 Результати експериментальних досліджень виявлення БПЛА

Обробка записаних відеофайлів проводилася з використанням програмного забезпечення MiniConda і PyCharmCommunity, а також із застосуванням бібліотеки комп'ютерного зору OpenCVv4.

Як показано в [13] для реалізації алгоритму виділення рухомих об'єктів на нерухомому фоні для їх подальшої класифікації із застосуванням нейронних мереж, кращими є моделі MOG, MOG2, KNN.

Для проведення досліджень була обрана популярна відкрита бібліотека машинного навчання Keras, сумісна з TensorFlow. Вона була підключена до платформи MiniConda і для написання програм навчання мереж і їх тестування використовувалася мова програмування Python.

3.4.1 Результати експериментальних досліджень виявлення БПЛА із застосуванням нейронних мереж

Для навчання мереж і тестування їх ефективності застосовувалися описані вище набори даних, частина з яких була створена самостійно, а частина завантажена з відкритих баз даних. Основними критеріями аналізу були: швидкість обробки даних, ймовірність правильного розпізнавання і ймовірність помилкового виявлення БПЛА.

Другим широко поширеним в практичних завданнях класом нейромереж є згорткові мережі. Ці мережі чудово зарекомендували себе в алгоритмах подібних YOLO і володіють можливістю розпаралелювання операцій обробки, інваріантні до повороту зображення, що актуально для різних ракурсів спостереження БПЛА і його кренів під час польоту. Основним недоліком таких мереж є складність налаштування параметрів мережі, так як їх кількість досить велика, а процес навчання тривалий.

Для дослідження ефективності простих повнозв'язних мереж були обрані 3 моделі. Перша модель полягає із вхідного шару (нормованих значень яскравості пікселів зображення), одного проміжного шару з 1024 нейронів і вихідного шару з 12 виходами, що відповідають 12 класам об'єктів

класифікації. У другій моделі доданий ще один проміжний шар з 256 нейронів, а в третій - два проміжних шару з 256 і 120 нейронів відповідно. На вхід мережі подавалися зображення в градаціях сірого з розрізненням 27x27 пікселів [12]. Аналіз залежностей точності розпізнавання показує: 1) для мереж з одним проміжним шаром доцільно використовувати не менше 1000 нейронів в цьому шарі; 2) при збільшенні кількості проміжних шарів понад двох точність навчання починає знижуватися.

Тестування навченої нейронної мережі проводилося двома способами. Перший - класичний спосіб, при реалізації якого використовуються тестові набори даних, що складаються з 1000 зображень БПЛА і від 500 до 1000 зображень на кожний з інших класів.

Другий спосіб - тестування при обробці відеороликів з польотами БПЛА. Цей спосіб полягає в наступній послідовності дій:

- після закінчення формування моделі заднього фону з застосуванням алгоритмів MOG, MOG2 або KNN для кожного кадру потокового відео виділяються контури умовно рухомих об'єктів;
- кожен контур апроксимується квадратом зі стороною, що дорівнює найбільшому з поздовжніх розмірів контуру;
- із загального зображення вирізається фрагмент, відповідний координатам цього квадрата;
- дозвіл фрагмента зображення перераховується до відповідного значення навченої нейронної мережі і перетворюється в відтінки сірого;
- після обробки фрагмента зображення нейронною мережею приймається рішення про виявлення БПЛА. Критерій виявлення - максимальне значення ймовірності, що відповідає класу БПЛА з наявних класів об'єктів;
- по закінченню обробки фрагмента відео з польотом БПЛА на відстанях до 60 м формуються підсумкові оцінки ймовірності вірної класифікації БПЛА p_t і ймовірності помилкового прийняття рішення p_f про наявність БПЛА.

Значення точності розпізнавання для тестових наборів даних наведені в таблиці 1.

На підставі результатів тестування і експериментальної перевірки моделей повнозв'язних мереж був зроблений висновок про їх низьку ефективність для вирішення поставленого завдання. Тому було вирішено проаналізувати ефективність роботи згортальних мереж.

Для навчання згортальних нейронних мереж використовувалися раніше створені набори даних, що містять 12 класів об'єктів. Однак при навчанні мереж і їх тестуванні використовувалися кольорові зображення, а не перетворені в відтінки сірого.

Таблиця 1 - Точності розпізнавання

Параметри нейронної мережі	Тестові набори	Обробка відео	
		p_t	p_f
	Точність		
1 шар 256 нейронів	0,5	0,23	0,09
1 шар 1024 нейронів	0,81	0,63	0,051
1 шар 2048 нейронів	0,78	0,58	0,059
2 шари 900 и 128 нейронів	0,83	0,66	0,043
3 шари 900, 128 и 64 нейронів	0,81	0,65	0,045

Був збільшений обсяг бази для навчання за рахунок додавання в навчальні набори копій вихідних зображень, до яких були застосовані кілька афінних перетворень: поворот зображення на кут 45° , дзеркальне горизонтальне відображення. Перше перетворення дозволяє змоделювати крен при польоті БПЛА, друге перетворення пов'язане з особливостями їх конструкції. БПЛА мають, як правило, симетричну конструкцію, а більшість інших об'єктів, таких як птахи, автомобілі, кішки, собаки при погляді збоку не володіють симетрією. Для досліджень використовувалися мережі, що складаються з декількох згортальних, одного повнозв'язного, проміжного і

вихідного шарів. Навчання проводилося протягом 50 епох. Характеристики проаналізованих мереж представлені у таблиці 2.

Графіки залежностей точності навчання та виявлення БПЛА на тестовому наборі даних від кількості епох навчання наведені на рисунку 13.

Аналіз отриманих залежностей дозволив зробити наступні висновки:

- значення точності проаналізованих моделей згортальних мереж відрізняються несуттєво в межах $\pm 3\%$;

- точність на навчальному наборі даних нижче, ніж на тестовому, що пояснюється доповненням вихідного набору зображень копіями цих зображень, до яких застосовувалися афінні перетворення;

- найкращі результати показали 5-я і 6-я моделі згортальних мереж;

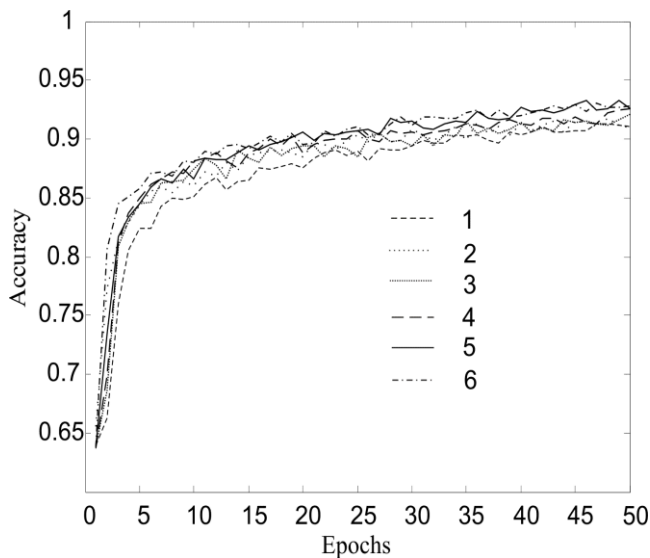
- використання в повнозв'язному шарі понад 512 нейронів не підвищує точності.

Таблиця 2 - Характеристики проаналізованих мереж

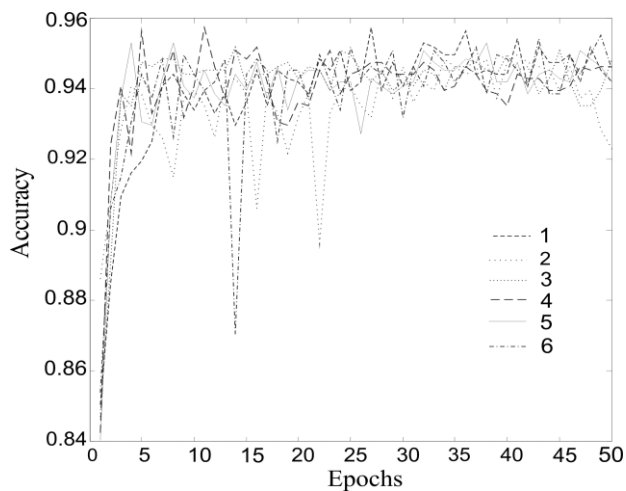
№ моделі	Кількість згортток у згорточних шарах				Кількість нейронів у повнозв'язному шарі
1	16	32			512
2	16	32			1024
3	16	32	64		512
4	16	32	64		1024
5	32	64	128		512
6	32	64	128	256	512

Додаткові дослідження, результати яких не наведено на рисунку 14, показали, що зниження кількості нейронів в повнозв'язному шарі нижче 256 негативно позначається на результуючій точності. Також додаткові дослідження з мережами, які містять 5 згортальних шарів, показали, що ці мережі не дозволяють підвищити точність в порівнянні з моделями 5 і 6.

Ефективність роботи згортальних мереж також була проаналізована на сукупності знятих відеороликів. Результати цих досліджень - ймовірності правильного p_t та помилкового p_f розпізнавання, наведені в таблиці 3.



a



b

a - точності навчання від кількості епох; *b* - точності виявлення БПЛА

Рисунок 13

Для навченої мережі з номером 3 були проведені дослідження достовірності виявлення в залежності від відстані до об'єкта. Щоб оцінити достовірність використовувалися створені раніше набори даних в різних

розрізненнях від 5x5 до 128x128 пікселів. Розрізнення кожного з зображень перед подачею на вхід мережі перераховувалося в формат 32x32 пікселів.

Таблиця 3 - Результати розпізнавання

№ моделі	p_t	p_f
1	0,85	0,01
2	0,85	0,008
3	0,87	0,007
4	0,88	0,006
5	0,88	0,005
6	0,89	0,007

Для кожного з розрізень розраховувалося відповідне значення відстані, виходячи з кута зору відеокамери 60° і розрізнення відеокамери 1920x1080 пікселів. Результат досліджень представлений на рисунку 14.

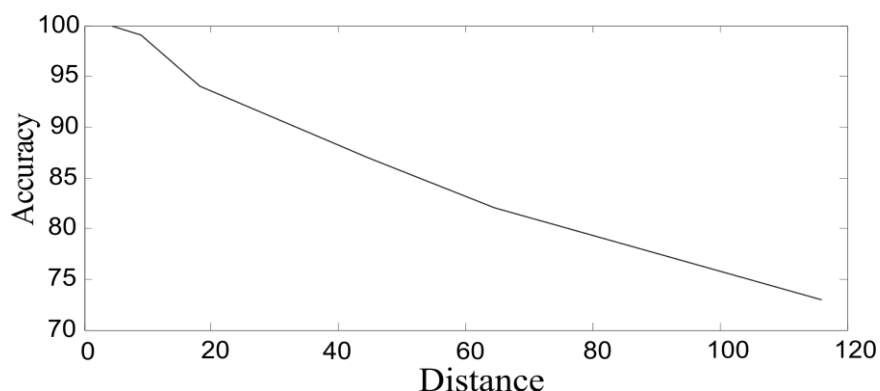


Рисунок 14- Залежність точності виявлення від відстані до БПЛА.

Цей кут зору відеокамери використовується для дослідження алгоритмів виявлення об'єктів та реалізації процесу виявлення об'єктів за допомогою лабораторного макету для малої дальності, коли вібрації самої установки не сильно впливають на оптичні вимірювання. При збільшенні фокусної відстані кут зору зменшується і на більшій дальності об'єкт буде мати на зображенні ті ж розміри, що і при великим куті.

ВИСНОВКИ

Проведений теоретичний аналіз і експериментальні дослідження показали:

1. Основний внесок в похибку визначення місця розташування БПЛА за допомогою системи СВН належить виміру дальності. Вимірювання азимута і кута місця при цьому досить точні при високій роздільній здатності камер і досить точної компенсації їх нелінійних спотворень.

2. Очевидними шляхами для збільшення точності вимірювання дальності системою СВН, а також збільшення дальності виявлення об'єкта, є збільшення розрізняювальної здатності камер. Однак для виявлення, розпізнавання і пеленгації БПЛА в реальному часі в цьому випадку знадобляться значні обчислювальні ресурси. Збільшення чіткості зображення в два рази призводить до збільшення обчислювальної складності в чотири рази на кожному етапі обробки.

3. Зменшення кута огляду камер при інших рівних умовах збільшує розрізняювальну здатність системи СВН по азимуту, куту місця і дальності. Зменшення поля зору системи при цьому необхідно компенсувати введенням просторового механіко-електричного сканування, а після виявлення БПЛА - епізодичним супроводженням об'єкта, щоб він не вийшов з поля зору.

4. Застосування моделей простих повнозв'язних нейронних мереж для класифікації рухомих об'єктів виявилось неефективним при обробці відеопотоку камери, так як точність класифікації на реальних відеопотоках значно нижче, ніж на навчальному та тестовому наборах даних.

5. Тестування моделей згортальних мереж довело їх ефективність, так як результати експериментальної обробки відеопотоків ідентичні результатам навчання і тестування на наборах даних. Отримане значення точності розпізнавання, близько 89%, може бути підвищено завдяки подальшому вдосконаленню навчальних баз для обраних нейронних мереж і вибору більш оптимальної моделі мережі. Тому, планується продовження досліджень в цьому напрямку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. <https://dronerules.eu/en/recreational/regulations> Drone Rules and Regulations/ 2020.
2. BBC Charges over drone drug smuggling into prisons. 2018 (<https://www.bbc.com/news/uk-england-43413134>).
3. V. M. Kartashov, V. N. Oleynikov, S. A. Sheyko, I. V. Koryttsev, S.I. Babkin , O.V. Zubkov. Peculiarities of small unmanned aerial vehicles detection and recognition. Telecommunications and Radio Engineering. Volume 78, Issue 9, 2019, Pages 771-781.
4. Andrašić P., Radišić T., Muštra M., Ivošević J. Night-time Detection of UAVs using Thermal Infrared Camera // Transportation Research Procedia. 2017.Vol. 28. P. 183–190.
5. Kong W., Zhang D., Wang X., Xian Z., J. Zhang. Autonomous landing of an UAV with a ground-based actuated infrared stereo vision system // 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Tokyo, 2013. P. 2963–2970.
6. Карташов В.М., Коритцев І.В., Шейко С.О., Олейніков В.Н., Зубков О.В., Бабкін С.І. Оптико-електронні методи виявлення повітряних об'єктів та визначення їхніх координат// Радіотехніка, вип. 202, 2020. С. 153-159.
7. Патент RU 0002579532. Оптико-електронний стереоскопический дальномер / А.В. Зубарь, заявитель и патентообладатель. 2016.
8. Патент RU 2681518. Способ определения дальностей до объектов в пассивных системах видения / Ключко В.К., Нгуен Конг Хоай – авторы. Патентообладатель - Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Рязанский государственный радиотехнический университет". 2019.
9. Koryttsev I., Sheiko S., Kartashov V., Zubkov O., Oleynikov V., Selieznov I., Anohin M. Practical Aspects of Range Determination and Tracking of Small Drones by Their Video Observation // 2020 International Scientific-Practical Conference. Problems of Infocommunications. Science and Technology. Kharkiv, Ukraine. 2020. October 6-9. 5p.
10. Коритцев І.В., Шейко С.О., Карташов В.М., Зубков О.В., Олейніков В.Н., Бабкін С.І., Селезньов І.С. Обробка сигналів при пеленгації БПЛА в оптичному та інфрачервоному діапазоні // Радіотехніка. 2020. Вип. 202. С.125-135.
11. www.evrpudefence.com. Опорно-поворотні пристрої. 2020.
12. Зубков О.В., Шейко С.О., Олейніков В.М., Карташов В.М., Коритцев І.В., Бабкін С.І. Дослідження ефективності детектування та розпізнавання зображень дронів по відеопотоку // ISSN 0485-8972 Радіотехніка. 2020. Вип. 202. С.136-146.
13. Ammar A., Koubaa A., Ahmed M., Saad A. Aerial Images Processing for Car Detection using Convolutional Neural Networks: Comparison between Faster R-CNN and YoloV3.// Preprints 2019, (doi: 10.20944/preprints 2019 10.0195.v1).