

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації
(повна назва)

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Виконав:

студент 2 курсу, групи Мім-22-1

Бокатов В.І.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 172 Телекомунікації
та радіотехніка

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Медіаінженерія

(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Олейніков В.М.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

(підпис)

2024 р.

Карташов В.М.

(прізвище, ініціали)

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 172 Телекомунікації та радіотехніка
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Медіаінженерія
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« ____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Бокатову Вадиму Ігоровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження структури і параметрів звукового поля БПЛА
затверджена наказом по університету від "20" 10 2023 р. № 1224 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10.01.2024р.

3. Вихідні дані до роботи: Метою кваліфікаційної роботи магістра є дослідження структури і параметрів звукового поля безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Огляд методів експериментального дослідження звукового поля БПЛА і розрахунок його параметрів, використання рекурентних нейронних мереж для дослідження звукового поля БПЛА. У роботі провести теоретичні та експериментальні дослідження характеристик звукового поля БПЛА при різних умовах, запропонувати методи виявлення БПЛА, отриманим в результаті використання зазначених методів.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі:

Вступ

1. Аналітичний огляд сучасних методів ідентифікації бпла за їх акустичним випромінюванням

2. Методи аналізу звукового поля БПЛА. Машинне навчання в розпізнаванні звуку

3. Дослідження параметрів і структури звукового поля БПЛА

Висновки

Перелік посилань

Додатки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням обов'язкових креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій _____

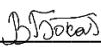
1. Актуальність роботи. 2. Канали виявлення БПЛА. 3. Методи аналізу звукового поля

БПЛА. 4. Машинне навчання в розпізнаванні БПЛА. 5. Експериментальні дослідження акустичного спектру БПЛА. 6. Експериментальні дослідження впливу згасання звуку в атмосфері на просторову мінливість спектрів. 7. Експериментальні дослідження ефективної смуги частот спектру БПЛА. 8. Експериментальні дослідження спрямованості АВ БПЛА. 9. Висновки.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд літератури	21.10.23–03.11.23	
2	Ознайомлення з каналами виявлення БПЛА	04.11.23-15.11.23	
3	Огляд методів аналізу звукового поля та залучення нейронних мереж	16.11.23-01.12.23	
4	Ознайомлення з методами ідентифікації БПЛА	02.12.23-10.12.23	
5	Експериментальні дослідження акустичного спектру БПЛА	11.12.23-22.12.23	
6	Експериментальні дослідження впливу згасання звуку в атмосфері на просторову мінливість	23.12.23-30.12.23	
7	Експериментальні дослідження ефективної смуги частот спектру БПЛА	31.12.23-03.01.24	
8	Експериментальні дослідження спрямованості АВ БПЛА	04.01.24-07.01.24	
9	Графічна частина роботи	08.01.24-11.01.24	
10	Перевірка керівником	12.01.24–13.01.24	
11	Перевірка на академічний плагіат	14.01.24-15.01.24	
12	Перевірка завідувачем кафедри, рецензування	16.01.24-18.01.24	

Дата видачі завдання 20.10.2023 р.

Студент 
(підпис)

Керівник роботи  проф. Олейніков В. М
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 75 с., 34 рис., 65 джерел

БПЛА, ЗВУКОВЕ ПОЛЕ, ШУМ БПЛА, АКУСТИЧНЕ ВИПРОМІНЮВАННЯ, АКУСТИЧНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ, РЕКУРЕНТНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, LSTM, BiLSTM, CNN, GRU.

Об'єкт дослідження – звукове поле БПЛА.

Предмет дослідження – безпілотний літальний апарат.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є дослідження структури і параметрів звукового поля безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Огляд методів експериментального дослідження звукового поля БПЛА і розрахунок його параметрів, використання рекурентних нейронних мереж для дослідження звукового поля БПЛА. Методи дослідження: експериментальне дослідження звукового поля БПЛА.

У роботі проведено теоретичні та експериментальні дослідження характеристик звукового поля БПЛА при різних умовах, запропоновано методи виявлення БПЛА, отриманим в результаті використання зазначених методів.

Результати: Експериментальні дослідження структури та параметрів звукового поля БПЛА показали, що питання цієї роботи є актуальними на сьогоднішній день. За допомогою звукового поля можна краще ніж іншими методами знаходити БПЛА різних розмірів та подальші дослідження в цій галузі зможуть ще більше покращити проблему виявлення БПЛА для різних цілей.

Галузь використання – охорона приватного життя, лісове, сільське та дорожнє господарство, енергетика, зв'язок, видобуток і транспортування нафти та газу, охорона навколишнього середовища, військова сфера.

ABSTRACT

Explanatory note for the qualifying work: 74 pages, 35 figures, 65 sources.

UAV, ACOUSTIC FIELD, UAV NOISE, ACOUSTIC EMISSION, ACOUSTIC CHARACTERISTICS, RECURRENT NEURAL NETWORKS, LSTM, BiLSTM, CNN, GRU.

Research object – the acoustic field of unmanned aerial vehicles (UAVs).

Research subject – unmanned aerial vehicle.

The aim of the master's thesis is to investigate the parameters and peculiarities of the acoustic field of UAVs.

Research methods: experimental investigation of the acoustic field of UAVs.

The thesis includes theoretical and experimental studies of the characteristics of the acoustic field of UAVs under various conditions. Methods for detecting UAVs using the proposed approaches are presented.

Results: Experimental studies of the structure and parameters of the acoustic field of UAVs have shown that the issues addressed in this work are relevant today. The acoustic field can be used more effectively than other methods to detect UAVs of different sizes, and further research in this field can further improve the problem of UAV detection for various purposes.

Field of application – privacy protection, forestry, agriculture, and road management, energy, communication, oil and gas extraction and transportation, environmental protection, military sphere.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БПЛА	–	безпілотний літальний апарат;
NDVI	–	нормалізований індекс різницевої рослинності;
AB	–	акустичне вивпромінювання;
ІВБ	–	інерціальний вимірювальний блок;
RNN	–	рекурентна нейронна мережа;
LSTM	–	механізм довготривалої пам'яті;
BiLSTM	–	двонаправлений механізм довготривалої пам'яті;
GRU	–	закритий рекурентний блок;
FFT	–	швидке перетворення Фур'є;
ШНМ	–	штучна нейронна мережа.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ІНДЕТИФІКАЦІЇ БПЛА ЗА ЇХ АКУСТИЧНИМ ВИПРОМІНЮВАННЯМ	11
1.1 Проблема виявлення БПЛА	11
1.2 Канали виявлення БПЛА.....	12
1.3 Особливості передачі акустичних сигналів у повітряному середовищі	13
1.3.1 Діагностика випромінювання щодо автокореляційної функції акустичного випромінювання.....	15
1.3.2 Параметри аналізу кепстрів	16
1.3.3 Виявлення БПЛА за акустичним випромінюванням	17
1.4 Вилучення та класифікація акустичних сигналів.....	20
1.5 Аналіз акустичного портрету БПЛА.....	22
1.6 Структурна схема пристрою виявлення БПЛА за акустичним випромінюванням.....	23
1.7 Висновки по розділу 1	25
2 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЗВУКОВОГО ПОЛЯ БПЛА. МАШИННЕ НАВЧАННЯ В РОЗПІЗНАВАННІ ЗВУКУ	27
2.1 Формування акустичних сигналів БПЛА	27
2.2 Виділення вектора ознак за допомогою алгоритму мел-кепстральних коефіцієнтів.....	30
2.3 Аналіз та об'єднання ознак виявлення БПЛА	32
2.4 Короткочасне перетворення Фур'є	33
2.5 Машинне навчання та його роль в розпізнаванні звуку	34
2.5.1 Методи машинного навчання в розпізнаванні звуку БПЛА	35
2.5.2 Методи глибокого навчання в розпізнаванні звуків БПЛА	36
2.5.3 Докалізація БПЛА та бімодальні методи	36
2.6 Рекурентні нейронні мережі для виявлення БПЛА.....	37
2.6.1 Довга короткочасна пам'ять	40
2.6.2 Двонаправлена довга короткочасна пам'ять.....	42
2.6.3 Вентильні рекурентні вузли.....	43
2.6.4 Одношарові рекурентні нейронні мережі	45
2.6.5. Складені рекурентні нейронні мережі	45

2.7 Висновки по розділу 2	46
3 ДОСЛІДЖЕННЯ ПАРАМЕТРІВ І СТРУКТУРИ ЗВУКОВОГО ПОЛЯ БПЛА ..	47
3.1 Вплив умов пілотування квадрокоптера на форму спектра	53
3.2 Вплив загасання звуку в атмосфері на просторову мінливість спектрів	56
3.3 Ефективна смуга частот спектра БПЛА	59
3.4 Спрямованість акустичного випромінювання БПЛА	62
3.5 Висновки по розділу 3	64
ВИСНОВКИ.....	66
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	68
ДОДАТКИ.....	76
ДОДАТОК А. ГРАФІЧНА ЧАСТИНА	77

ВСТУП

На сьогоднішній день спостерігається стрімке зростання числа областей використання невеликих безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Поміж нових споживчих ринків БПЛА виділяються лісове, сільське та дорожнє господарство, енергетика, зв'язок, видобуток і транспортування нафти та газу, охорона навколишнього середовища та особливо військова справа. Значна доступність малих БПЛА для звичайних користувачів спричинила швидке поширення цієї технології, оснащеної фото- і відеокамерами, тепловізорами, гіперспектральними камерами, системами автопілота та навігації, що спрощує їх управління.

Широке поширення малих БПЛА, крім очевидних переваг, призвело до проблем, таких як неадекватна поведінка деяких власників, несанкціонований моніторинг територій важливих для держави, порушення приватності тощо. Дрони використовуються у військовій галузі для задач розвідки та часто використовуються печально відомі «Шахеда», що переносять на собі вибухівку і не мають можливості керування. Виявлення БПЛА може бути проведене за допомогою технічних засобів, які реєструють випромінювання БПЛА у всіх діапазонах електромагнітного спектру. Застосування радіолокаційних систем у боротьбі з БПЛА призводить до викликів через їх малі габарити. Розвиток радіолокаційних систем для виявлення малих БПЛА вимагає подальших досліджень.

Використання пасивних методів виявлення, хоча і залежних від атмосферних умов, залишається актуальним через їхню високу конфіденційність. Мале теплове випромінювання або відсутність управління по радіоканалу ускладнюють виявлення малих БПЛА методами, заснованими на акустичних і оптичних характеристиках.

Один з ефективних способів виявлення - акустичні спостереження. Шум від силової установки і повітряного гвинта є значущою ознакою. Подальше вдосконалення методів виявлення маленьких БПЛА через обробку звукових сигналів є актуальним завданням.

Методи обробки звукових сигналів, які зараз використовуються в основному для розпізнавання мови, виявляються недостатньо ефективними для виявлення акустичних шумів малих БПЛА. Пасивні зонди мають обмежений радіус дії, що вимагає швидкого та надійного виявлення БПЛА в умовах акустичних перешкод.

Визначення характеристик акустичного випромінювання БПЛА та вибір характерних ознак є актуальним завданням для подальших досліджень.

1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ІНДЕТИФІКАЦІЇ БПЛА ЗА ЇХ АКУСТИЧНИМ ВИПРОМІНЮВАННЯМ

1.1 Проблема виявлення БПЛА

Виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА) є проблемою через їхню низьку помітність у електромагнітному та акустичному спектрах. Традиційні методи виявлення повітряних цілей, такі як радіолокаційний, методи оптичного пошуку, пошук за ІЧ-випромінюванням не завжди здатні виявити БПЛА, особливо якщо він малих розмірів. Виходом з цієї ситуації є розробка акустичних систем для виявлення БПЛА [1].

Створення і вдосконалення методів виявлення БПЛА шляхом обробки звукових сигналів є перспективною темою для вивчення. Ключовий фактор для виконання поставленого завдання - визначення характерних ознак, яких буде достатньо для розпізнавання і класифікації об'єктів. Для визначення даних спектрального портрета БПЛА необхідно виконати якісні акустичні вимірювання в акустичних камерах, аеродинамічних трубах або на відкритій місцевості. Маючи дані акустичних портретів можна приступати до побудови алгоритмів і програм по виявленню БПЛА [1].

До акустичного портрету БПЛА можна віднести енергетичні, спектральні і просторові характеристики акустичних полів повітряного гвинта і двигуна. Сумарний спектр акустичного випромінювання БПЛА обумовлений гармонійними і широкосмуговими складовими. Він включає в себе гармонійні складові випромінювання від двигуна, шуму обертання гвинта, випромінювання механічного походження, а також високочастотну і низькочастотну складові шуму двигуна з неперервними по частоті спектрами. Електричні двигуни мають більш низькі шумові характеристики, однак їх використання обмежується БПЛА малим радіусом дії. Акустичний шум зазвичай збільшується в міру збільшення потужності двигуна [1].

1.2 Канали виявлення БПЛА

Інформацію для виявлення та подальшого пеленгування безпілотного літального апарата (БПЛА) можна отримати за допомогою прийому відбитої та випроміненої енергії в усіх діапазонах спектра електромагнітних та акустичних хвиль [2].

У кожного матеріального об'єкта, включаючи БПЛА, є природні ознаки, які виділяють його в навколишньому середовищі, роблячи його помітним для спостереження. На сьогоднішній день ступінь помітності визначається значенням його сигнатур у радіочастотному, інфрачервоному (ІЧ) та видимому діапазонах спектра, а також акустичною сигнатурою. Сучасні легкі БПЛА мають сигнатури невеликого значення: їх виготовляють із застосуванням композитних матеріалів і пластика із спеціальним фарбуванням та особливою комбінацією шарів; невеликі бензинові або електричні двигуни випромінюють мало тепла і працюють майже безшумно [3-5].

Значне різноманіття можливих варіантів будівництва та використання засобів спостереження в кожному з вказаних діапазонів ускладнює оцінку їхньої ефективності.

Акустичний канал. Загальний спектр акустичного випромінювання тактичного БПЛА визначається гармонічними і широкосмуговими складовими. Він включає гармонійні складові випромінювання двигуна, шум обертання гвинта, випромінювання механічного походження, а також високочастотні та низькочастотні складові шуму двигуна з неперервними за частотою спектрами. У шумі силової установки БПЛА, який має поршневий двигун повітряного охолодження та відсутність глушника в його вихлопному тракті, визначальним джерелом зовнішнього шуму є поршневий двигун.

Оптичний канал. Оптичне виявлення БПЛА сильно залежить від факторів оточуючого середовища. Збільшення дальності виявлення досягається за рахунок стиснення поля зору, зменшення зони огляду та збільшення часу пошуку. Таким чином, візуальні сенсори є неефективними для проведення пошуку. При

отриманні зовнішніх цільових вказівок від більш ефективного засобу пошуку оптичні сенсори можуть ефективно використовуватися для супроводження БПЛА. Оскільки акустичні сигнали БПЛА можна розглядати як суму гармонік із кратними частотами та невідомими початковими фазами, а сигнали, що відбиваються від лопастей гвинта, мають координовану структуру через жорсткість його елементів, необхідно використовувати кореляційну квадратурну обробку. Шум, який потрапляє на вхід акустичної схеми обробки, є некорельованим через його випадковий характер. Це дозволяє виявляти стаціонарні БПЛА з високою ймовірністю, навіть за умови наявності пасивних завад та гармонічних акустичних сигналів, незалежних від шуму БПЛА.

Пошук безпілотних літальних апаратів (БПЛА) за допомогою активних радіолокаційних станцій є досить продуктивним, оскільки вони мають відносно великий імпульсний обсяг пошуку та значну дальність виявлення [17]. Однак радіолокаційні станції можуть бути визначені противником через власне випромінювання. Радіолокаційне виявлення БПЛА може бути прийнятним лише тоді, коли не ставиться вимог до прихованості роботи або високої мобільності [15]. Як вже зазначалося, більшість БПЛА виготовляються з композитних матеріалів, які досить погано відбивають електромагнітні хвилі. Радіохвилі проникають через поверхню безпілота і лише частково відбиваються від неї.

Оцінюючи переваги та недоліки розглянутих фізичних каналів виявлення БПЛА, можна зробити висновок, що для виявлення малорозмірних та малошвидкісних безпілотників (мікро-БПЛА), так званих БПЛА широкого застосування, які є найбільш запитуваними в рішенні цивільних і військових завдань, оптимальним є акустичний канал.

1.3 Особливості передачі акустичних сигналів у повітряному середовищі

Сумарний спектр акустичного випромінювання тактичного БПЛА зумовлений гармонічними і широкосмуговими складовими. Він включає в себе гармонічні складові випромінювання від двигуна, шуму обертання гвинта, випромінювання

механічного походження, а також високочастотну та низькочастотну складові шуму двигуна з безперервними за частотою спектрами. У шумові силовій установці БПЛА, що включає поршневий двигун повітряного охолодження, за відсутності у його вихлопному тракті глушника визначальним джерелом зовнішнього шуму є поршневий двигун [6].

Амплітуда резонансних коливань, що виникають у цьому випадку, визначає технічний стан агрегата технологічної системи. При повній кратності частот можливий аналогічний ефект.

Однією з причин виникнення резонансу є зміна критичних обертових частот валу агрегата під впливом різних факторів, залежно від умов експлуатації. Ці фактори в основному пов'язані із зміною упругих властивостей вузлів та деталей агрегата через зношування та ослаблення з'єднань.

Сигнал від однієї кінематичної пари, розповсюджуючись у механізмі, може зіткнутися з сигналами від інших пар. Якщо при цьому сигнали співпадають за фазою, вони можуть, складаючись, посилюватися; в іншому випадку, віднімаючись, вони ослаблюються. Оскільки акустичні канали мають свої резонанси, всі сигнали із частотами, рівними резонансам акустичних каналів, проходять без ослаблення або підсилюються, тоді як інші – пригнічуються.

Частотна характеристика акустичного каналу:

$$S(\omega) = H(\omega)Q(\omega), \quad (1.1)$$

де $H(\omega)$ – амплітудно-частотна характеристика (АЧХ) акустичного каналу, $Q(\omega)$ – спектр вихідного сигналу.

Спектр – важлива характеристика акустичного каналу, чиє значення дозволяє обирати раціональні параметри діагностичної апаратури та використовувати відмінності у спектрах сигналів, що генеруються кінематичними парами.

Основними параметрами спектру є верхня і нижня частоти, між якими лежить значна доля енергії сигналу.

Спрощенні математичні вирази для обчислення основних параметрів спектру можна отримати на основі виразу і положення теорії Герца:

$$f_B = \frac{1.5}{\tau}, f_{cp} \approx \frac{0.7}{\tau}, f_H = C \sqrt{\frac{1}{4\pi V}}, \quad (1.2)$$

де f_B, f_{cp}, f_H – верхня, середня та нижня частоти спектру, τ – тривалість процесу зіткнення деталей кінематичної пари, V – обсяг механізму, C – швидкість поширення хвилі.

1.3.1 Діагностика випромінювання щодо автокореляційної функції акустичного випромінювання

Автокореляційна функція $R_y(\tau)$ визначає залежність миттєвого значення амплітуди коливань у данний момент часу від його раніших значень. Вона виражається наступним чином:

$$R_y(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T S(t)S(t + \tau)dt, \quad (1.3)$$

де $S(t)$ - амплітуда коливань у момент часу t ; $S(t + \tau)$ - амплітуда коливань через проміжок часу τ ; T - період коливань.

При збільшенні автокореляційної функції $R_y(\tau)$ її значення зменшується, і після досягнення певного значення T її величина стає незначною. Амплітуда автокореляційної функції при $\tau = T$ пропорційна відношенню потужності періодичного складового до загальної потужності сигналу, тобто характеризує інтенсивність ударів у несправному вузлі.

В якості діагностичного параметра, що визначає технічний стан окремих елементів гідромашин, можна використовувати наступну величину δ :

$$\delta = \sigma_q^2 \frac{\sum_1^N R(kT)}{N}, \quad (1.4)$$

де σ_q^2 - дисперсія процесу; $R(kT)$ – значення кореляційної функції при $\tau = kT$; k – кількість усереджених пікових значень кореляційної функції, $k = 1, n$.

На рисунку 1.1 зображено кореляційні функції віброприскорення корпусу аксіально-поршневого насоса при частоті вала 1420 хв^{-1} .

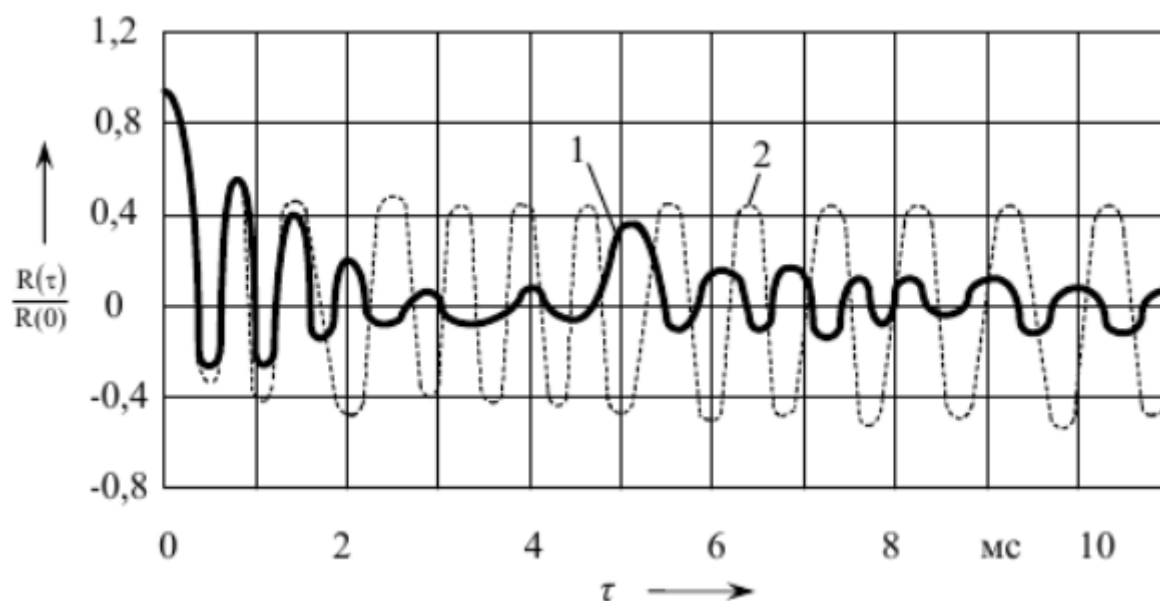


Рисунок 1.1 - кореляційні функції віброприскорення корпусу аксіально-поршневого насоса при частоті вала 1420 хв^{-1} . 1- справно працюючий насос, 2 – насос з несправним підшипником

1.3.2 Параметри аналізу кепстрів

Застосування параметрів кепстрального аналізу виправдане у випадках, коли зміни в стані механізму проявляються недостатньо чітко і не розпізнаються за амплітудним спектром вібрації [7]. Кепстр $C(q)$ визначається як:

$$C(q) = |F\{\log_2[G(\omega)]\}|^2, \quad (1.5)$$

де F – перетворення Фур'є; $G(\omega)$ - енергетичний спектр; q - квефренсі.

Перевага цього методу, незважаючи на складність обладнання, полягає в його високій роздільній здатності.

1.3.3 Виявлення БПЛА за акустичним випромінюванням

З роботи [8] можна зробити висновки, що гармоніки в спектрах акустичного випромінювання БПЛА і «гвинтової» модуляції в радіолокаційному діапазоні слідує на частотах, що кратні частоті обертання колінвала ДВЗ або ротора ЕД. Шум, що надходить на вхід схеми обробки як по радіолокаційному, так і по акустичному каналах, некорельований через свою випадкову природу. Корисний сигнал в обох діапазонах промодульований частотою обертання колінвала (ротора гвинта), що дає змогу виявляти з високим рівнем ймовірності нерухомі БПЛА за наявності як пасивних перешкод, так і гармонічних акустичних сигналів, не пов'язаних з шумом БПЛА.

Оцінка акустичного виявлення передусім виконується шляхом проведення кількох польових вимірювань літальних апаратів різних типів для отримання інформації про характеристики акустичного виявлення. Однак для розробки та тестування алгоритмів виявлення, відстеження та класифікації мультимодальних сенсорів важливо отримувати дані вимірювань з усіх сенсорів одночасно.

Були проведені експерименти [8,9] з виявлення акустичного випромінювання БПЛА та літаків. На рисунках 1.2 та 1.3 показані схеми експериментів

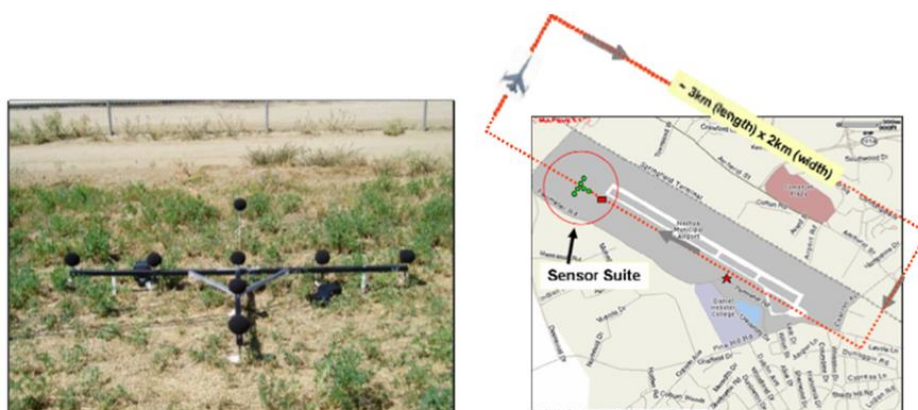


Рисунок 1.2 – Акустична електронна панель та польове дослідження



Рисунок 1.3 - (a) 16-Х масив, розташований на землі, та піднятий мікрофон для 4-L масиву на центральному штативі та (b) Система збору даних "Blue Box" використовується як система для збору даних.

Типова схема експерименту та 8-елементна акустична мікрофонна матриця (з рівною відстанню між елементами 0,5 м) показані на рис. 1.2. Набір датчиків, який включає акустичні масиви та ІК/видимі камери, розташований ближче до кінця злітно-посадкової смуги аеропорту. Літак для випробувань летить над матрицею випробувань з різними комбінаціями висоти і обертів двигуна.

Системи реєстрації GPS-даних встановлюються на повітряному судні, щоб отримати інформацію про наземну ситуацію, а потім можна використовувати її для перевірки цілей після польоту. Оскільки основними цілями, які цікавлять нас у цьому дослідженні, є невеликі цивільні літаки, літаки реалістично тестувалися, як показано на рис. 1.3, і включають трьохлопастні гвинти, двохлопастні гвинти, двигуни Beech Craft з подвійним гвинтом і одиночний двигун Cessna 172.



Рисунок 1.3 – Літаки, що випробовувались у дослідженні

На рис. 1.4 показана спектрограма виміряних акустичних даних, що відображає набір ознак, що відповідають двом літакам, які пролітають над сіткою датчиків. Спостерігаються виражені доплерівські зсунуті гармонічні структури, викликані шумом двигуна. Параболічне спотворення енергії (в період між 60-80 секундами) в спектрі обумовлено земною рефракцією інтерференції, коли об'єкт проходить безпосередньо над матрицею сенсорів. Ширина розповсюдження парабол на пряму пов'язана зі швидкістю об'єктів.

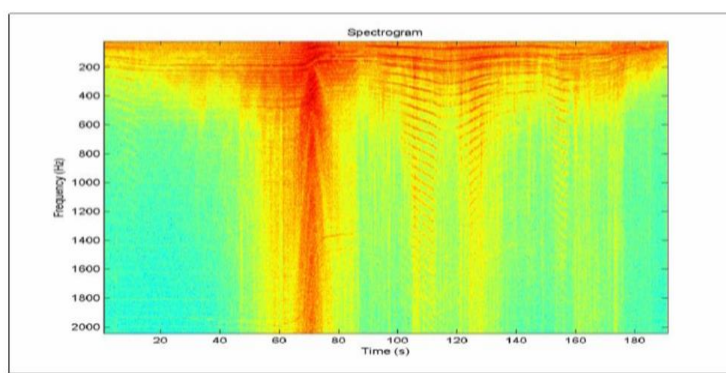


Рисунок 1.4 – Спектрограма двох літаків, що пролетіли над решіткою

На рисунку 1.5 показані спектрограми тактичного БПЛА з бензиновим двигуном (лівий графік) та тактичного БПЛА з електричним двигуном (правий графік).

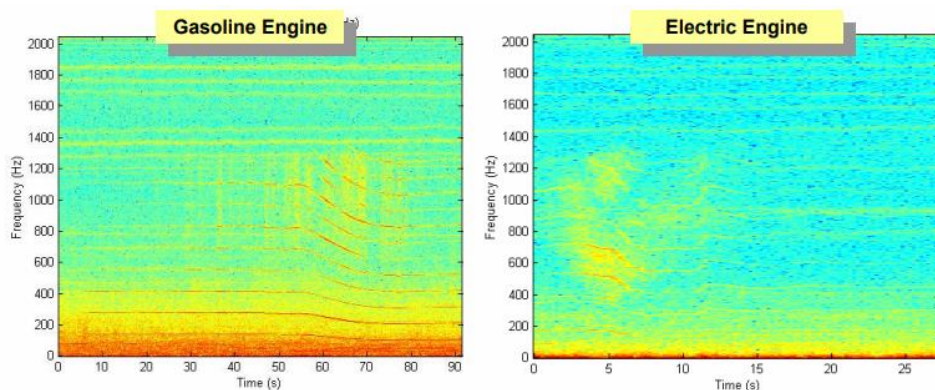


Рисунок 1.5 – спектрограми тактичних БПЛА з бензиновим(зліва) та електричним(справа) двигунами

1.4 Вилучення та класифікація акустичних сигналів

В пункті "проблема виявлення БПЛА", згаданому раніше, основними завданнями, які викликають інтерес у цьому дослідженні, є невеликі літальні апарати з низькою дальністю польоту. Такі малі літаки мають тенденцію випромінювати великі гармонійні лінії, що створюються шумом гвинта або крила. Це вказує на те, що алгоритм класифікації цілей може бути розроблений на основі методу асоціації гармонійних ліній (HLA).

Враховуючи акустичну послідовність часу та відповідну частоту дискретизації, для кожного буферизованого кадру даних обчислюється спектр FFT (швидке перетворення Фур'є). Спектр шуму обчислюється за допомогою двопрхідного підходу з фіксованим скользячим середнім з односторонньою шириною вікна та заданим порогом виявлення, оціненим з минулих експериментальних даних. Потім визначаються піки спектрів, які визначаються як послідовність трьох блоків FFT, де відбувається локальний максимум, а частоти, на яких виявлені піки, точно визначаються шляхом виконання параболічної кривої, що відповідає профілям піків. Використовуючи найбільший пік як якір, ці гармонічно пов'язані піки частоти групуються разом для формування гіпотетичного набору гармонічних ознак. Потім цей процес повторюється до тих пір, поки всі векторні елементи гармонічних ефектів не будуть виділені для кожного кадру даних з усіх доступних кадрів. З польових експериментів було виявлено, що найбільш інформативні сигнальні символи повітряних суден для невеликих громадянських літаків зазвичай існують в діапазоні частот від 20 до 2000 Гц. Враховуючи типову основну частоту малих громадянських літаків, які становлять близько 50 Гц при нормальному польоті, перші 40 гармонік вибираються для формування 40-компонентного векторного представлення, який буде використовуватися для класифікації.

Для мінімізації ефекту поширення звуку та зроблення вектор-об'єкта значно інваріантним до відстані, значення кожної компоненти нормалізується відносно суми значень двох найвищих гармонік в множині. Нарешті, похідні вектори ознак з кожного кадру даних статистично усереднюються для формування шаблону вектора ознак, який чітко представляє ціль літака. Зазначений вище робочий процес показано на рис. 1.6.

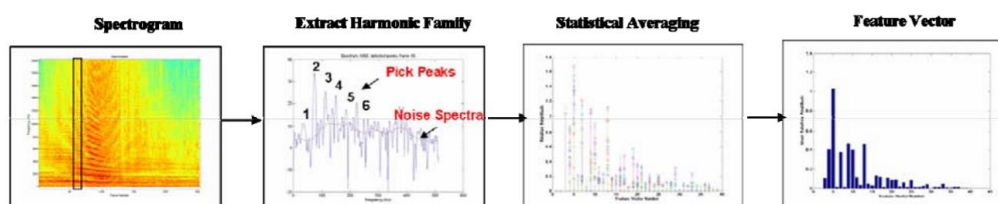


Рисунок 1.6 – процес вилучення акустичних сигналів

Функціональні вектори, згенеровані для чотирьох літаків, які були протестовані в експерименті, показані на рисунку 1.7. Завершальна класифікація виконується за допомогою класифікатора "Найближчий сусід" (Nearest Neighbor).

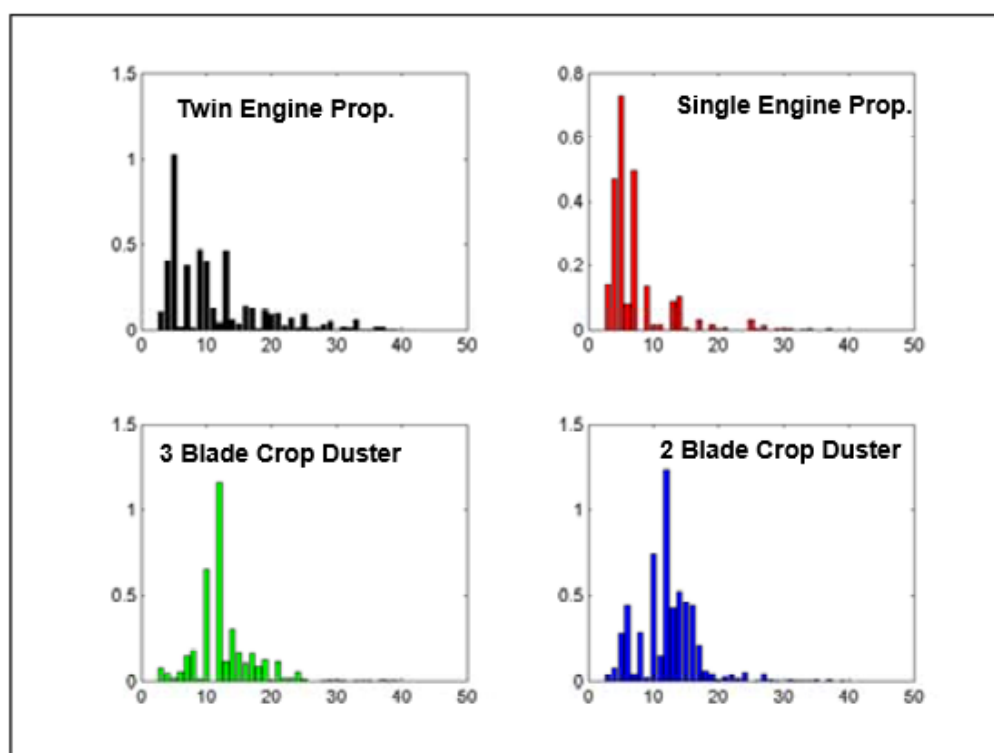


Рисунок 1.7 - Нормалізований шаблон вектора ознак для чотирьох різних літаків, які були випробувані в дослідженні.

1.5 Аналіз акустичного портрету БПЛА

Загальний спектр акустичного випромінювання БПЛА зумовлений гармонійними та широкосмуговими складовими. Спектр містить гармонійні компоненти випромінювання від двигуна внутрішнього згорання (ДВЗ), шум обертання гвинта, випромінювання механічного походження, високочастотної та низькочастотної складових шуму двигуна з неперервним за частотою спектром.

У шумовій силовій установці БПЛА, що містить поршневий двигун повітряного охолодження і відсутність в вихлопному тракті двигуна глушника, визначальним джерелом зовнішнього шуму є поршневий двигун. Загальний рівень шуму силової установки БПЛА визначається, в основному, першими 10 гармоніками шуму двигуна і першими 5 гармоніками шуму обертання гвинта [10].

Дискретні компоненти спектра слідує за частотами , які є кратними частоті запалювання, де $i = 1, 2, 3 \dots$ - номер відповідної гармонійної складової. На високих частотах роль періодичних процесів у формуванні спектра акустичного випромінювання двигуна помітно ослаблюється, оскільки більш значущою стає роль процесів випадкового походження. Зокрема, для шуму випуску може мати суттєвий вплив вихорова складова. Фактично вихлопний тракт двигуна формує у середовищі послідовність імпульсів тиску, частотний спектр яких представляє собою комбінацію гармонійних і широкосмугових складових. Аналогічний спектр акустичного випромінювання при роботі електричного двигуна (ЕД) у крейсерському режимі наведено на рис. 1.8.

Спектр випромінювання включає набір дискретних складових, максимуми обводок яких розташовані у діапазоні частот 300-900 Гц, що відповідає першим трьом гармонікам. Перша гармоніка знаходиться на частоті $f_1 = 300$ Гц, що для гвинта з двома лопатями відповідає швидкості обертання ротора 150 об/с (9000

об/хв). Наступні гармоніки йдуть з частотами, кратними f_1 . Також у спектрі акустичного випромінювання можна помітити невеликі за амплітудою гармонічні складові, які йдуть з частотами, кратними частоті обертання ротора ЕД. Частоти гармонік шуму вихлопу з парними номерами близькі до частот гармонік шуму гвинта з двома лопатями, і вважається, що рівні парних гармонік шуму обумовлені акустичним випромінюванням як гвинта, так і двигуна.

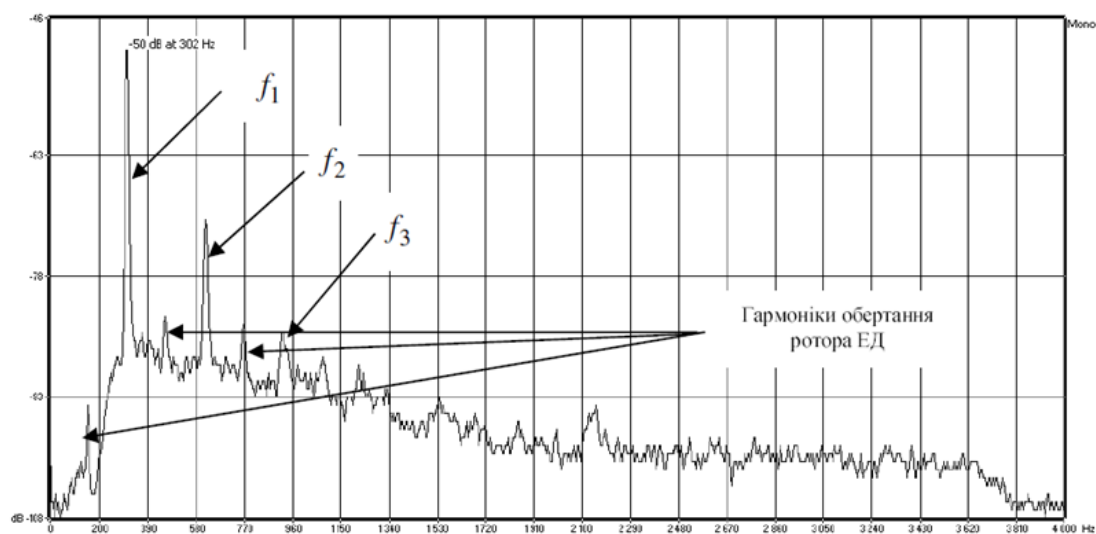


Рисунок 1.8 - Спектр акустичного випромінювання БПЛА з електричним двигуном (частота обертання гвинта близько 9000 об./хв.)

1.6 Структурна схема пристрою виявлення БПЛА за акустичним випромінюванням

Для виявлення акустичних сигналів БПЛА на максимальній відстані необхідно використовувати гармонійний аналіз прийнятого сигналу. Для цього використовуємо вже існуючу двоканальну кореляційну схему виявлення [11], в якій як опорний сигнал використовуємо сигнали «гвинтової» модуляції БПЛА (рис. 1.9). Оскільки акустичний сигнал можна представити у вигляді суми гармонік із кратними частотами та невідомими випадковими початковими фазами, а відбиті від лопаток гвинта сигнали мають когерентну структуру через жорсткість структури їхніх елементів, необхідно проводити кореляційну

квадратурну обробку. Ефективність виявлення БПЛА з їхніми акустичними сигналами можна оцінити, окремо розглянувши БПЛА з ЕД і ДВЗ. Для БПЛА з ЕД акустичні сигнали мають гармоніки, які розташовані на однакових частотах. В акустичному спектрі БПЛА з ДВЗ збігається лише половина гармоній із спектром «винтової» модуляції для гвинта з двома лопатями. Зі збільшенням кількості лопатей гвинта кількість гармоній, які збігаються, буде зменшуватись.

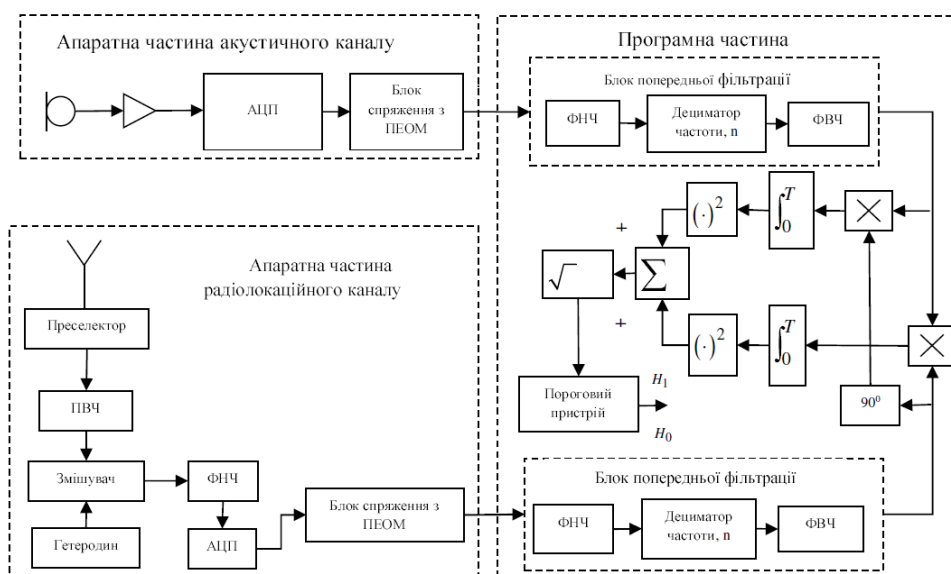


Рисунок 1.9 – Структурна схема пристрою виявлення на основі кореляції

Вибір частот відрізу фільтрів високих частот (ФВЧ) та фільтрів низьких частот (ФНЧ) здійснюється таким чином, щоб виділити 10 гармонік акустичного випромінювання БПЛА з ДВЗ або 5 гармонік акустичного випромінювання БПЛА з ЕД. Тому при виборі частоти відрізу ФНЧ рекомендується обрати значення $f_{\text{ФНЧ}} = 10\Omega_{\text{max}}$, а ФВЧ - $f_{\text{ФВЧ}} = 10\Omega_{\text{m}^3\text{n}}$, де Ω_{max} , $\Omega_{\text{m}^3\text{n}}$ - максимальні та мінімальні очікувані частоти обертання колінвала (ротора) двигуна відповідно. Після такого фільтрування акустичного сигналу БПЛА як з ЕД, так і з ДВЗ, а також відповідного гвинта з двома лопастями, кореляційній обробці піддаються лише 5 гармонік спектру (рис. 1.10).

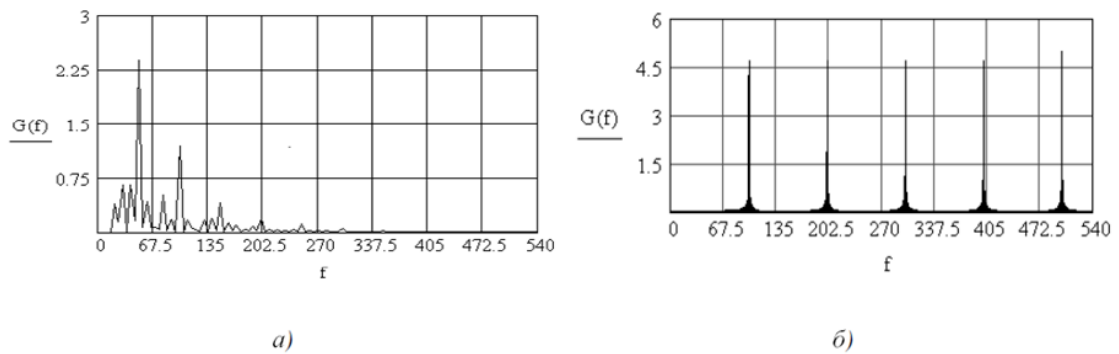


Рисунок 1.10 - Гармоніки акустичного спектру БПЛА з ДВЗ (а) та 5 гармонік спектру «винтової» модуляції (б)

Вплив ефекту Доплера на ефективність роботи схеми виявлення. Спектр акустичного сигналу БПЛА визначається, переважно, гармоніками з частотами, кратними частоті обертання гвинта. Частота отриманого сигналу (t) відрізняється від частоти акустичного сигналу нерухомого БПЛА на величину доплерівського зсуву, і в разі стаціонарних мікрофонів [12]. Навіть невеликі швидкості переміщення БПЛА призведуть до декореляції сигналів по акустичному каналу.

1.7 Висновки по розділу 1

1. Оптимальним рішенням для виявлення малорозмірних БПЛА є виявлення за акустичним каналом через те, що радіолокаційний метод, методи оптичного пошуку, пошук за ІЧ-випромінюванням не завжди здатні виявити БПЛА, особливо маленьких розмірів.

2. Акустичний портрет БПЛА складається з енергетичних, спектральних і просторових характеристик акустичних полів повітряного гвинта і двигуна.

3. Сумарний спектр акустичного випромінювання БПЛА обумовлений гармонійними і широкосмуговими складовими. Він включає в себе гармонійні складові випромінювання від двигуна, шуму обертання гвинта, випромінювання механічного походження, а також високочастотну і низькочастотну складові шуму двигуна з неперервними по частоті спектрами. Електричні двигуни мають більш низькі шумові характеристики, проте їх використання обмежується БПЛА

малим радіусом дії. Акустичний шум зазвичай збільшується в міру збільшення потужності двигуна.

4. Гармоніки в спектрах акустичного випромінювання БПЛА і «гвинтової» модуляції в радіолокаційному діапазоні слідує на частотах, що кратні частоті обертання колінвала ДВЗ або ротора ЕД. Шум, що надходить на вхід схеми обробки як по радіолокаційному, так і по акустичному каналах, некорельований через свою випадкову природу.

5. На високих частотах роль періодичних процесів у формуванні спектра акустичного випромінювання двигуна значно ослаблюється, тому що більш значущою стає роль процесів випадкового походження. Фактично вихлопний тракт двигуна формує у середовищі послідовність імпульсів тиску, частотний спектр яких представляє собою комбінацію гармонійних і широкосмугових складових.

2 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЗВУКОВОГО ПОЛЯ БПЛА. МАШИННЕ НАВЧАННЯ В РОЗПІЗНАВАННІ ЗВУКУ

2.1 Формування акустичних сигналів БПЛА

Ключовою проблемою у визначенні аудіофайлів є вибір функцій для побудови точної системи ідентифікації. Аудіофункції повинні бути ефективними, надійними та фізично інтерпретованими, щоб отримати машинно-оброблюване представлення даних, яке містить основні властивості аудіосигналу.

Загалом звуки оточуючого середовища можуть генеруватися численними джерелами в різних контекстах, і не можна робити припущень щодо їхньої спектральної та часової структури [13]. Крім того, відповідний аудіосигнал є нестационарним у часі, тому сигнал можна вважати локально стаціонарним лише на короткому часовому інтервалі від 10 до 30 мс. Це означає, що час та спектральна поведінка звукового сигналу можуть вважатися практично однорідними в часовому інтервалі кілька мілісекунд. Отже, для отримання аудіоінформації на етапі аналізу записаного звуку розглядаються дві різні часові шкали. Зокрема, сегменти аудіо обробляються протягом короткого часу у 20 мс, щоб розрізнити, який набір часових та частотних характеристик є ефективним у завданні ідентифікації безпілотних літальних апаратів. У подальшому, для виділення помітних аудіофункцій, здійснюється середній аналіз часу протягом 200 мс.

Позначаюче $x(n)$ дискретне часове представлення нормованого звукового кадру, звукові дані $s(n)$ кожного підкадру визначаються рівняннями:

$$s(n) = x(n) * w(m-n), \quad (2.1)$$

$$w(n) = 0.54 - \cos\left(\frac{2\pi(m-n)}{L-1}\right), \quad n \in [0, L), \quad (2.2)$$

де $w(n)$ - вікно Хеммінга довжини L , m - його часовий зсув. Традиційно склалося набір параметрів для формування вектора ознак. На сьогодні найчастіше використовуються:

- Середнє значення частоти;
- Середнє значення частоти спектру;
- Енергія на короткому відрізку часу;
- Крутизна спаду на визначеному інтервалі
- Кількість перехресть сигналів в нульовій лінії;
- Mel-кепстральні параметри.

Середнє значення частоти визначається як часова точка балансу розподілу амплітуди аудіосигналу. Це виражається як:

$$C = \frac{\sum_h^L h * s(i)}{\sum_{h=1}^L s(i)} \quad (2.3)$$

Середнє значення частоти спектру представляє точку балансу звукового спектра $p(f)$, яка визначає, чи містяться в спектрі низькі частоти чи високі. Розраховується за формулами:

$$SC = \frac{\sum_f f * p(f)}{\sum_f p(f)} \quad (2.4)$$

$$p(f) = |\sum_{i=0}^{L-1} s(i) * e^{-j2\pi f/L}|^2 \quad (2.5)$$

Енергія на короткому відрізку часу вказує на зміни енергії звуку в навколишньому середовищі в часі і обчислюється:

$$STE = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} |s(i)|^2 \quad (2.6)$$

Крутизна спаду на визначеному інтервалі визначає частоту, нижче якої зосереджено певну кількість спектральної енергії, розраховується за формулою:

$$SRO = \arg \max_m \sum_{f=1}^m p(f) \leq \beta * \sum_{f=1}^F p(f) \quad (2.7)$$

Кількість перехресть сигналів в нульовій лінії підраховує середню кількість разів, коли звуковий сигнал змінює свій знак у короткочасному вікні:

$$ZCR = * \frac{1}{2(L-1)} \sum_{i=0}^{L-1} |sgn(s(i)) - sgn(s(i-1))| \quad (2.8)$$

Мел-частотні кепстральні коефіцієнти представляють собою дискретне косинусне перетворення масштабованого в лог-спектрі спектральної потужності $p(f)$. Основні етапи обчислення цих M кепстральних коефіцієнтів описані нижче.

Використовується M банків фільтрів Мел для відображення спектра потужності $p(f)$ на шкалу Мел, визначається рівнянням:

$$f_{Mel} = 2.591 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (2.9)$$

Частотні характеристики цих банків фільтрів мають трикутну форму і рівномірно розподілені на шкалі Мел.

Враховуючи M логарифмічні енергії C_m , відповідні коефіцієнти DST обчислюються та утворюють мелкепстральні коефіцієнти аудіосигналу $s(n)$.

$$c_i = \sum_{k=1}^M C_k * \cos\left(\frac{\pi(2i+1)k}{2M}\right) \quad (2.10)$$

Для вирішення проблеми ідентифікації звуку БПЛА вилучено 13 перших коефіцієнтів, оскільки встановлено, що вони містять представлену у компактній формі інформацію про весь спектр.

2.2 Виділення вектора ознак за допомогою алгоритму мел-кепстральних коефіцієнтів

Нехай N_{FB} — кількість фільтрів (зазвичай використовують близько 24 фільтрів); (f_{low}, f_{high}) — діапазон частот, який досліджується. Потім цей діапазон переводять у шкалу Мел, розбивають на N_{FB} рівномірно розподілених перекриваючихся діапазонів і обчислюють відповідні межі в області лінійних частот. Позначимо через $H_{m,k}$ — вагові коефіцієнти отриманих фільтрів. Фільтри застосовуються до квадратів модулів коефіцієнтів перетворення Фур'є. Отримані значення логарифмуються:

$$e_m = \ln(\sum_{k=0}^N |X_k|^2 H_{m,k}), m = 0, \dots, N_{FB} - 1 \quad (2.11)$$

Заключним етапом обчислення коефіцієнтів MFCC є дискретне косинусне перетворення:

$$c_i = \sum_{m=0}^{N_{FB}-1} e_m * \cos\left(\frac{\pi(m+0.5)}{N_{FB}}\right), i=1, \dots, N_{MFCC} \quad (2.12)$$

Коефіцієнт c_0 не використовується, оскільки представляє енергію сигналу. Кількість коефіцієнтів N_{MFCC} на практиці обирають від 12 до 30. На рис. 2.1 показано приклад мел-кепстральних коефіцієнтів.

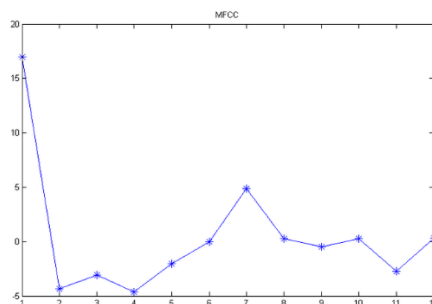


Рисунок 2.1 – Приклад мел-кепстральних коефіцієнтів(зліва значення, знизу сам коефіцієнт)

Для типових акустичних сигналів, що використовуються при ідентифікації, кількість блоків розбиття, для яких ми обчислюємо коефіцієнти MFCC, є змінною величиною, що залежить від тривалості вимови фрази. Відповідні вектори ознак також мають різну довжину і містять приблизно кілька тисяч кепстральних коефіцієнтів. У деяких випадках [14] до цих даних можуть також додаватися обчислені на основі значень MFCC значення перших і других похідних за часом, що ще більше збільшує довжини векторів. Після аналізу підкадрів у звуковому кадрі навколишнього середовища відносні послідовності низькорівневих об'єктів обробляються статистично в середньостроковому часовому вікні. Мета полягає в тому, щоб отримати нові характерні середньострокові характеристики з низькою чутливістю до невеликих змін базового аудіо-сигналу. Потім набір середньострокових надійних ознак агрегується в глобальний вектор, який може повністю описати фізичні властивості сприйняття звукового кадру навколишнього середовища.

Максимальне значення потужності на етапі спостереження вибирається так, щоб час кореляції не перевищував часу кореляції сигналу. Позначимо через $\{\phi_i\}$ загальну послідовність низькорівневої функції у звуковому кадрі, і нехай N буде кількістю підкадрів, що містяться в загальному середньостроковому вікні w_j . Потім N локальних ознак $\{\phi_{j+k}, k=0, \dots, N-1\}$ відносно w_j обробляються для обчислення статистики першого і другого порядку, записаної в даному рівнянні:

$$\mu_j = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \phi_{j+k} \quad (2.13)$$

$$\sigma_j = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (\phi_{j+k} - \mu_j)^2 \quad (2.14)$$

Враховуючи всі середньострокові вікна w_j в звуковому кадрі навколишнього середовища, обирається збір цих статистичних даних для різних неперероблених ознак з метою створення вектора середньострокових ознак шляхом конкатенації.

Цей вектор є глобальним аудіо-дескриптором, який представляє собою вектор аудіо-підпису кадра. Окрім цього, це базова одиниця, яку обробляє класифікатор для ідентифікації звуку БПЛА.

2.3 Аналіз та об'єднання ознак виявлення БПЛА

Акустичні випромінювання БПЛА можна вважати стаціонарними, що тривають протягом кількох секунд, і для їх обробки (виявлення) можна використовувати методи спектрального аналізу. На сьогодні відомо велику кількість методів спектральної оцінки [14-15]. Вираз для обчислення відліків спектральної щільності потужності (СЩП) $P_{xx}[k]$ вхідного сигналу $x[n]$ з довжиною прямокутного вікна N відліків має вигляд :

$$P_{xx}[k] = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/N} \right|^2 \quad (2.15)$$

В якості показників ефективності методів спектрального аналізу використовуємо роздільну здатність за частотою (ширину спектральних ліній) та здатність виділяти гармонійні складові сигналу в шумові, тобто не створювати шумових викидів, амплітуда яких перевищує сигнальні. Об'єднаємо ці показники в один - СЩК, який можна визначати як відношення дисперсії оцінки СЩП до квадрату середнього значення цієї оцінки:

$$Q = \frac{\sigma_{p_{xx}}^2}{m_{p_{xx}}^2} \quad (2.16)$$

Для визначення верхньої та нижньої меж значень для Q розглянуті два крайових випадки:

а) вхідний сигнал представляє собою гармонійні коливання із кількістю періодів аналізу, кратних частоті дискретизації, що на частоті сигналу дасть значення СЩП, рівне 1, і нульове на інших частотах; б) вхідний сигнал

представляє собою ідеальний білий шум (БШ) з однаковим СЦП на всіх частотах, що становить $N-1$.

Для першого випадку значення СПК може бути розраховано як $Q=(N^2-1)/(N-1)$, або при великих N - $Q \approx N$. Для другого випадку $Q=(N-1)/(N-1)$, або при великих N - $Q \approx 1$. Оскільки ідеальний БШ є математичною абстракцією, то значення СПК при розрахунках періодограми реальних сигналів завжди буде знаходитися в межах $1 < Q \leq N$.

У разі, якщо спектральний портрет має ненульові спектральні відліки (гармоніки) з однаковими амплітудами, то СЦК має значення $Q \approx NK-1$. При нерівномірності амплітуд спектральних компонент його значення збільшується і наближається до N при руху амплітуд всіх гармонік, окрім однієї, до нуля.

Цей показник безпосередньо пов'язаний із статистичною стійкістю спектральної оцінки і аналогічний коефіцієнту невідповідності Г. Тейла, який використовують при оцінці та порівнянні точності прогнозів .

2.4 Короткочасне перетворення Фур'є

Дуже популярним методом є короткочасне перетворення Фур'є (STFT), яке полягає у перетворенні Фур'є, що застосовується на невеликих порціях прийнятого сигналу. Існує безліч альтернативних варіантів, таких як діаграми швидкості каденції (CVD) які повністю засновані на першій оцінці спектрограми, тобто квадратному модулі STFT. Або такі інструменти, як розподіл Вігнера – Віля, який за допомогою методів кореляції може показати, як енергія сигналу розподіляється спільно за часом і частотою.

Формула STFT:

$$X[k] = \sum_{t=0}^{N-1} x[t] \omega[t - \tau] e^{-2\pi k \frac{t}{N}} \text{ where } \begin{cases} k \in 0 \cup N: k < N \\ \tau \in 0 \cup N: \tau < N - M \end{cases} \quad (2.17)$$

де k – частота, t - час, $x[t]$ - сигнал, що нас цікавить, $\omega[n]$ - віконна функція довжини M , а N - кількість вибірок. Результатом STFT, як правило, є складний вектор, що описується амплітудою та фазою, які обидва залежать від частоти та часу. Вже згадувалося, що спектрограма є типовим механізмом для оцінки мікро-доплеровської сигнатури, однак можливе обмеження у просторовій чи часовій роздільній здатності, яке виникає через фіксовану роздільну здатність короткочасного перетворення Фур'є (STFT). Вибір функції вікна впливає на представлення сигналу: вузьке вікно дозволяє високу часову роздільну здатність (добре видно, коли частоти змінюються), але має низьку роздільну здатність по частоті. З іншого боку, широке вікно надає кращу роздільну здатність по частоті (легше розділити близькі частотні компоненти), але має погану роздільну здатність у часі.

Компроміс між роздільною здатністю у часі та частоті можна пояснити за допомогою критерію Найквіста для вибірки. Кожна компонента частоти знаходиться на відстані f_s/M , де f_s - частота дискретизації. Для покращення роздільної здатності частоти можна зменшити f_s , зберігаючи M постійною, або збільшити M . У обох випадках спостерігається зменшення часової роздільної здатності. Такий же тип розміркувань застосовується і до часового дозволу у випадках вузьких вікон.

2.5 Машинне навчання та його роль в розпізнаванні звуку

Розпізнавання БПЛА за їх акустичними сигналами викликало надзвичайний інтерес у дослідників, оскільки вони здатні вирішувати наукові проблеми, такі як виявлення БПЛА в умовах поганої видимості або ідентифікація БПЛА, коли це несе додаткове навантаження. Загальні дослідження систем виявлення БПЛА обговорюються детально в [16,17]. У цьому пункті коротко обговорюються методи машинного навчання, включаючи методи глибокого навчання. Відповідно, у цьому пункті обговорюється класифікація дослідницьких робіт на основі машинного навчання, глибокого навчання та інших методів.

Треба зазначити, що нейронні мережі не створюють нові алгоритми для виявлення БПЛА, але реалізують вже існуючі найбільш ефективно.

2.5.1 Методи машинного навчання в розпізнаванні звуку БПЛА

Nijim та ін. [19] вивчали систему виявлення дронів за його акустичними сигнатурами з використанням прихованої марковської моделі на DJI Phantom 3 і набору даних дронів FPV 250. Автори роботи [20] обробили дані аудіофайлів у часові та частотні параметри за допомогою традиційного методу ML - SVM. У роботі [21] вони виконали завдання бінарної класифікації, тобто наявності або відсутності дрона, а також зображень звукового спектру БПЛА, навчених класифікатором k-найближчих сусідів (KNN) (61%) і кореляційним (83%) методами для виявлення DJI Phantom 1 і 2. Задача класифікації дронів на безліч типів в умовах кластеризації шумів навколишнього середовища та інших видів шумів (автомобільних, пташиних, дощових) була вирішена в [22] за допомогою методу НММ на основі 24 та 36 з використанням MFCC ознак. Автори роботи [23] досліджували класифікацію звуків польоту дронів DJI Spark, Quadcopter AR Drone 2.0 та Parrot Mambo з використанням методу випадкових лісів. У роботі [24] ознаки класифіковано методом SVM з використанням коефіцієнтів MFCC та LPCC. Виявлення звуків дронів у реальному часі здійснювалося двома методами: PIL (Plotted Image Machine Learning) та KNN (K Nearest Neighbors) класифікації в [21]. У роботі [25] інтегровані такі датчики, як камера та мікрофон; відеокадри були класифіковані за параметрами HOG, а аудіокадри - за SVM за допомогою параметрів MFCC [53].

Jeon та ін. [26] досліджували виявлення існування безпілотної в діапазоні 150 м за допомогою Гауссової (68%), CNN (80%) та RNN (58%). Yang B. та ін. запропонували класифікувати MFCCs і STFT ознак за допомогою SVM і CNN моделей в [27].

2.5.2 Методи глибокого навчання в розпізнаванні звуків БПЛА

У роботах [20,38] мережеві моделі CNN виконували різні завдання класифікації, такі як відсутність безпілотників в регіоні, наявність безпілотників, наявність двох безпілотників, а в роботах [27,28] досліджувалися прості моделі CNN для задачі класифікації завантажених і незавантажених БПЛА за допомогою моделі DJI Phantom 2. Фоновий шум тестової області розглядався як помилкові спрацьовування, подані у вигляді векторів ознак для нейронних мереж, щоб відрізнити основний клас від шуму[53].

2.5.3 Докалізація БПЛА та бімодальні методи

У роботах [39-46] пропонується пошук декількох джерел звуку за допомогою мікрофона (акустичного датчика), тобто досліджували локалізацію звуків дрона для досягнення надійного контролю над ним. Автори робіт [37,38] досліджували кореляційний метод виявлення безпілотників. Автори роботи [33] провели дослідження з використанням комбінації радіолокаційного та акустичного датчиків. Автори роботи [39] працювали над проблемою виявлення безпілотника за допомогою комбінованої системи камерних та акустичних сенсорів з метою побудови бімодального методу. Перевагою бімодального методу є створення надійної системи шляхом поєднання функцій двох різних систем, оскільки кожна система виявлення безпілотників система виявлення безпілотників має свої переваги та недоліки. Наприклад, система комп'ютерного зору втрачає свою надійність, коли немає прямої видимості. Дрон також може помилково виявити вантаж, тобто він може розпізнати завантажену порожню коробку або вантаж як справді завантажений дрон. Акустичний метод має можливість надійно виявити завантажений дрон на основі звукових характеристик. Однак акустичні системи можуть бути ненадійними на великих відстанях. Ці недоліки можна усунути, об'єднавши дві системи, тобто інтегрувавши їхні окремих функцій і можливостей в одну систему. Більш складні

завдання включають створення мультимодальної системи, що об'єднує всі функції всіх систем виявлення.

2.6 Рекурентні нейронні мережі для виявлення БПЛА

На основі суміжних робіт, обговорених у розділі 2.5, задача розпізнавання звуку БПЛА показала хороші результати з використанням методів глибокого навчання. Згорткові нейронні мережі (CNN), нейронні мережі з глибоким прямим поширенням (Deep Feedforward Neural Networks) та рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNNs) домінують над традиційними методами машинного навчання у складних задачах прогнозування. Завдяки широкому використанню даних зображень, ШНМ відомі в задачах комп'ютерного зору. Глибока мережа прямого поширення - це мережа прямого поширення, яка набула популярності серед розпізнавання зображень, комп'ютерного зору розпізнавання зображень, комп'ютерного зору, розпізнавання звуку та інших проблем прогнозування, оскільки вони використовують більше одного прихованого шару, що забезпечує більше навчання на заданих даних. Основна проблема основною проблемою використання лише одного прихованого шару ШНМ є перенавчання, тому додавання більшої кількості прихованих шарів, можна зменшити перенавчання і покращити узагальнення. Однак глибокі нейронні мережі FF мають обмеження в тому, що накладання більшої кількості шарів призводить до експоненціального збільшення часу навчання, що робить DFF досить непрактичним. Рекурентні Рекурентні нейронні мережі (RNN) по суті є підмножиною мереж прямого поширення (FF). Вони здатні вивчати особливості та довгострокові залежності з послідовних та часових рядів даних. Кожен нейрон у прихованих шарах RNN отримує вхідні дані з певною часовою затримкою. Рекурентні нейронні мережі використовуються, коли поточні ітерації потребують доступу до попередніх даних. Наприклад, щоб передбачити наступне слово в реченні, потрібно знати слова, які ще були перед ним. Будь-які довжини та ваги можуть бути використані RNN з часом, коли вхідні дані під час обробки

вхідних даних. Обчислення в цій моделі враховують попередні дані, а розмір моделі не збільшується зі збільшенням обсягу вхідних даних. Однак проблема полягає в тому, що низькій швидкості обчислень цієї нейронної мережі [49]. Аудіосигнали постійно змінюються з плином часу. Послідовна і мінлива в часі природа звуків робить RNN-мережі ідеальною моделлю для вивчення особливостей [51,52]. В даний час чотири різні обчислювальні RNN-мереж, такі як прості RNN, LSTM, BiLSTM та GRU, є популярними для прогнозування звукових сигналів. прогнозування аудіосигналів.

Загалом, архітектури на основі нейронних мереж будуються з трьома основними типами шарів: вхідні шари, проміжні приховані обчислювальні нейрони або комірочки та вихідні шари. Крім того, приховані вузли та вихідні вузли нейромережевої архітектури мають функції активації. Зі збільшенням кількості шарів у мережі значення похідного продукту зменшується до тих пір, поки похідного добутку зменшується до тих пір, поки в певний момент часткова похідна функції втрат наближається до значення, близького до нуля, і зникає, що відомо як проблема зникнення та градієнтним спуском. По суті, функція активації перетворює вхідне значення, яке надходить у вузол, а потім надсилає модифіковане значення наступній групі нейронів. Сигмоїд і гіперболічний тангенс (тангенс кута нахилу), як правило, були двома найбільш використовуваними нелінійними функцій активації. Однак, при використанні цих функцій активації з глибокими нейронними мережами виникала проблема зникаючого градієнта. цих функцій активації з глибокими нейронними мережами (Deep NN). Для того, щоб оновити ваги ваг, помилка поширюється по мережі під час навчання. Останнім часом в задачах градієнтного спуску задачі градієнтного спуску використовують функцію активації "ReLU". Розширений принцип роботи функції активації наведено в роботі [43].

RNN розширили свою застосовність на основі традиційних простих рекурентних нейронних мереж (SimpleRNN). Проста RNN складається з трьох шарів: вхідного, прихованого та вихідного, як показано на Рисунку 2.2. Згідно з основним принципом роботи простої RNN, вона з'єднує вузли для розуміння

поточної інформації, передаючи вихід шару нейронної мережі у часі t на вхід тієї ж самої мережі на часі $t + 1$, як показано на Рисунку 2.2. Вхідні дані представляють собою послідовність векторів у часі t , такі як $\dots, x_{t-1}, x_t, x_{t+1}, \dots$ на вхідному шарі. Вхідні блоки у повністю з'єднаній простій RNN з'єднані з прихованими блоками в прихованому шарі. Прихований шар має приховані одиниці $h_t = h_{t-1}, h_t, h_{t+1}, \dots$, які з'єднані між собою у часі за допомогою періодичних з'єднань. Ініціалізація прихованих модулів за допомогою невеликих ненульових елементів може покращити загальну продуктивність та стабільність мережі. Концепція розгорнутої структури мереж RNN показана у вигляді "розгорнутого" вигляду на Рисунку 2.2 у випадку, коли є кілька кроків часу для введення ($X(t), X(t+1), \dots$), кілька внутрішніх кроків стану ($h(t), h(t + 1), \dots$) та кілька кроків часу виводу ($y(t), y(t+1), \dots$).

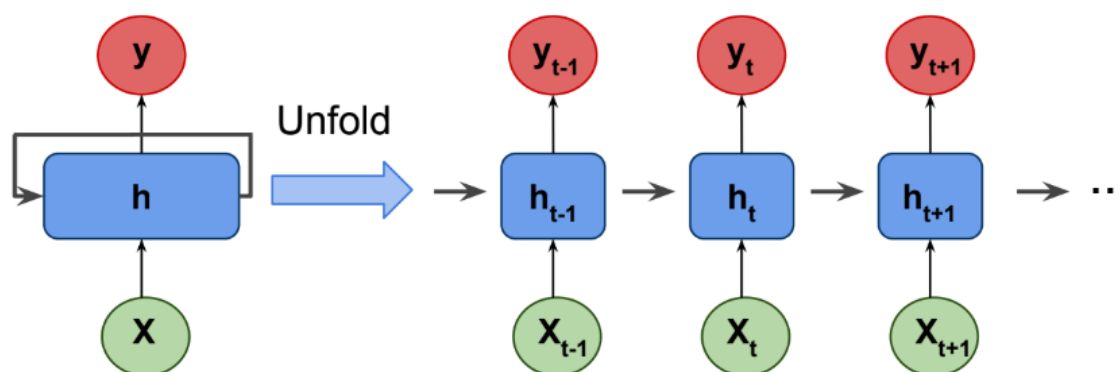


Рисунок 2.2 – Структура простої RNN мережі

Однак у цих мереж є свої недоліки. Перша недолік простої RNN - це проблеми з вигасанням та вибуханням градієнту. Це ускладнює навчання RNN двома способами: вона не може працювати з дуже довгими послідовностями, якщо \tanh використовується як функція активації; вона дуже нестійка, якщо функція ReLU використовується як функція активації [52].

Механізм довготривалої пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM) є конкретною архітектурою рекурентних нейронних мереж (RNN), розробленою для вирішення проблем зникаючого та зростаючого градієнту у традиційних RNN [28,54]. Вони продемонстрували успішні результати в передбаченні

послідовностей у завданнях, таких як розпізнавання почерку, мовне моделювання, опис зображень та класифікація акустичних сигналів. Тренування моделей за допомогою мереж LSTM є більш точним, але вимагає більше часу порівняно з іншими алгоритмами. З метою скорочення часу тренування при збереженні високого рівня точності, були розроблені мережі з воротовими рекурентними блоками (Gated Recurrent Unit, GRU). Крім того, мережі GRU широко використовуються у завданнях класифікації [51]. У цій статті ми пропонуємо вивчити моделі SimpleRNN, RNN на основі LSTM та моделі з блоками воротового рекурентного блоку (GRU) в одношарових та багатшарових архітектурах для завдання класифікації акустичних представлень БПЛА, оскільки ці моделі були більш ефективними у навчанні систем розпізнавання на основі звуку.

2.6.1 Довга короткочасна пам'ять

Long Short-Term Memory (LSTM) є архітектурою рекурентної нейронної мережі, яка замінює стандартні шари нейронної системи блоками довготривалої пам'яті для уникнення проблеми довготривалої залежності; див. Рисунки 2.2 та 2.3. Блоки довготривалої пам'яті звичайних LSTM складаються з чотирьох взаємодіючих шарів: стану комірки, входних воріт, вихідних воріт та воріт забуття. Дані послідовності x_t вилучення ознак комбінуються з вихідними даними попередньої комірки h_{t-1} . Ця комбінація вхідних даних проходить через ворота забуття (8), f_t , та вхідні ворота (9), i_t . Обидва ворота мають сигмоїдальні функції активації для виведення значень між 0 та 1.

$$f_t = \sigma(\omega_f [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (8)$$

$$i_t = \sigma(\omega_i [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (9)$$

$$\hat{C} = \tanh(\omega_c [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (10)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \hat{C}_t \quad (11)$$

$$O_t = \sigma(\omega_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (12)$$

$$h_t = O_t \times \tanh(C_t) \quad (13)$$

Отже, ворота забуття (8) вирішують, яку інформацію викинути з комірки, а ворота входу (9) вирішують, які значення з введення оновити. Крім того, ця комбінація стискається за допомогою шару \tanh , \hat{C}_t . Тут ω_f , ω_i , ω_c - це ваги для відповідних нейронів воріт, а b_f , b_i , b_c - це зсуви для відповідних воріт. Клітини LSTM мають внутрішню петлю (стан комірки), яка складається зі змінної C_t (11), яку називають постійним каруселем помилок (СЕС). Старий стан комірки C_{t-1} з'єднаний для встановлення ефективної повторюваної петлі з вхідними даними. Стиснута комбінація \hat{C}_t множиться на вхідні дані воріт i_t ; див. Рисунок 2.3б.

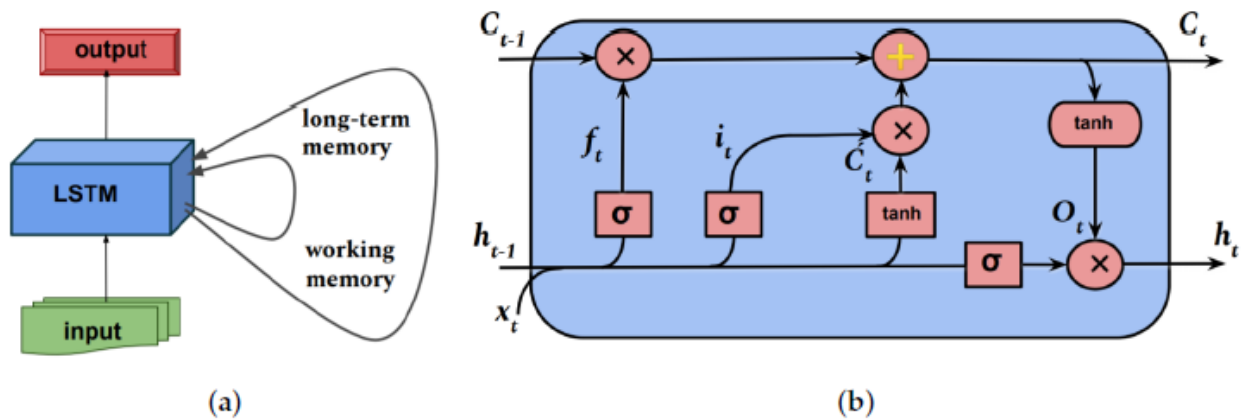


Рисунок 2.3 - Архітектура LSTM. Загальна архітектура структури LSTM(a). Обчислювальна комірка мережі LSTM(b).

Однак ця повторювана петля контролюється воротом забуття, який визначає, які дані повинні бути збережені або забути в мережі. Метод додавання зменшує ризик вигасання градієнту замість множення. Потім система позиціонує стан комірки за допомогою функції \tanh , щоб вивести значення між -1 та 1 і

помножити його на вихід ворота сигмоїда (12). Таким чином, цей воріт (13) визначає, які значення повинні бути виведені з комірки h_t в якості вихідного значення. Загалом, ворота забуття та ворота входу використовуються для оновлення внутрішнього стану (11). Основними недоліками мереж LSTM є вищі вимоги до пам'яті та обчислювальна складність порівняно з простою RNN через наявність кількох слотів пам'яті. Це відрізняється від звичайних RNN у своїх довгострокових залежностях та надійних перевагах перед вигасанням градієнту.

Узагальнюючи, якщо коротко підсумувати переваги LSTM, можна сказати, що вона подолає проблеми вигасання та вибухання градієнтів та дозволяє пам'яті подолати проблеми довгострокової залежності в часі зі вхідними послідовностями [28, 55].

2.6.2 Двонаправлена довга короткочасна пам'ять

Двонаправлені LSTM представляють собою розвиток типових LSTM, що може підвищити продуктивність моделі в завданнях класифікації послідовностей. З усіма кроками часу вхідної послідовності двонаправлені LSTM навчають дві LSTM замість однієї на вході. Проблему бідирекційні LSTM вирішують, виводячи дані з вхідної послідовності вперед та назад по кроках часу.

На практиці ця архітектура дублює перший рівень рекурентності в мережі, розміщуючи два шари поруч, і подає вхідну послідовність як є на вхід першого рівня, а також надає зворотню копію вхідної послідовності на вхід другого рівня. Таким чином, цей додатковий контекст дозволяє отримувати результати швидше [59, 60]. Отже, мережа BiLSTM обробляє дані послідовності x_t в напрямку вперед та назад, використовуючи два окремі приховані шари, а їхні приховані шари пов'язані з одним і тим же вихідним шаром; див. Рисунок 2.4. Аналогічно до рівня LSTM, останній вихід рівня Bidirectional LSTM представляє собою вектор $u_t = [u_{t-1}, \dots, u_{t+1}]$, в якому останній елемент, u_{t+1} , є передбачуваною послідовністю для наступних кроків часу. BiLSTM демонструє свій недолік у збільшенні обчислювальної складності порівняно з LSTM через навчання вперед та назад.

Їхня основна перевага полягає в тому, що вони краще відображають як майбутні, так і минулі контексти вхідної послідовності, ніж мережі LSTM.

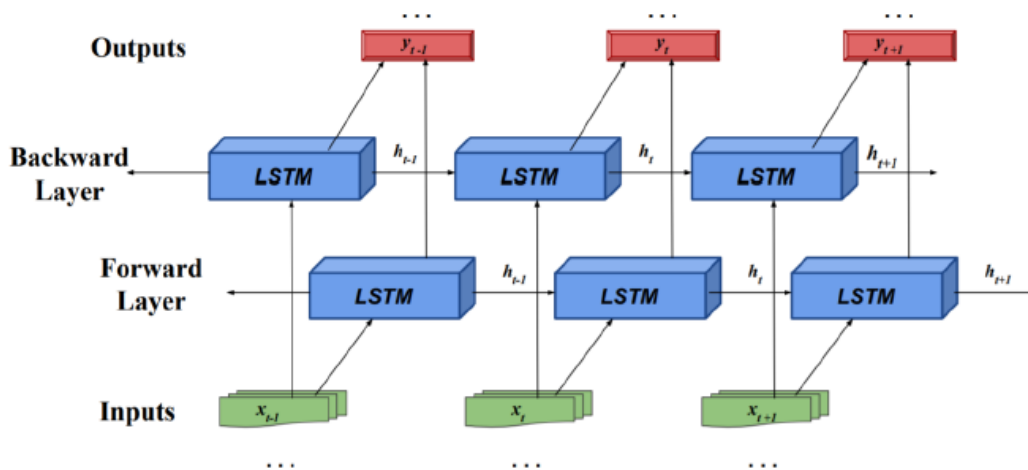


Рисунок 2.4 - Одношарова архітектура BiLSTM.

2.6.3 Вентильні рекурентні вузли

Хоча мережа LSTM виявилася прийнятною опцією для запобігання вигасання або вибухання градієнтів, вони мають вищі вимоги до пам'яті через наявність кількох позначок пам'яті в їхній архітектурі [63]. Як рішення цієї проблеми, авторами була розроблена мережа Gated Recurrent Units (GRU) [55], яка використовує менше часу для навчання завдяки меншій кількості параметрів порівняно зі структурою LSTM, при цьому забезпечуючи високу точність. На відміну від мереж LSTM, мережі GRU не мають вихідних воріт [51]. На Рисунку 2.5 показана структура мережі GRU. У структурі мереж GRU на кожному моменті часу є дві вхідні функції, які включають вектор попереднього виведення h_{t-1} та вектор введення x_t . Кожен вихід воріт може бути отриманий через логічну операцію та нелінійне перетворення входу. Відношення між виведенням та введенням може бути описане наступним чином:

$$r_t = \sigma_g(\omega_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \quad (14)$$

$$z_t = \sigma_g(\omega_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \quad (15)$$

$$h_t = (1 - z_t)h_{t-1} + z_t \hat{h}_t \quad (16)$$

$$\hat{h}_t = \sigma_h(\omega_h x_t + U_h(r_t h_{t-1}) + b_h) \quad (17)$$

де z_t - це вектор воріт оновлення, r_t - вектор воріт скидання, ω_r , ω_z , ω_h і U_r , U_z , U_h - матриці ваг для відповідних нейронів воріт. σ_g - це сигмоїдальна функція, а σ_h - гіперболічний тангенс [18, 50].

У цій структурі на Рисунку 2.6 прихований стан ігнорує попередній прихований стан, коли воріт скидання близька до 0, і скидається лише з поточним введенням. Це дозволяє прихованому стану вилучати будь-яку інформацію, яка не є важливою в майбутньому, забезпечуючи більш компактний погляд. Крім того, ворота оновлення контролюють, скільки інформації з попереднього прихованого стану буде передано поточному прихованому стану. Це працює так само, як і клітинки пам'яті LSTM, і дозволяє RNN зберігати інформацію довгостроково. Оскільки кожен прихований модуль має окремі ворота скидання та оновлення, кожен прихований модуль вивчає виявлення залежностей на різних часових шкалах. Модулі, які вивчили виявлення короткострокових залежностей, матимуть активне ворота скидання, але модулі, які збирають довгострокові залежності, матимуть найактивніші ворота оновлення [57].

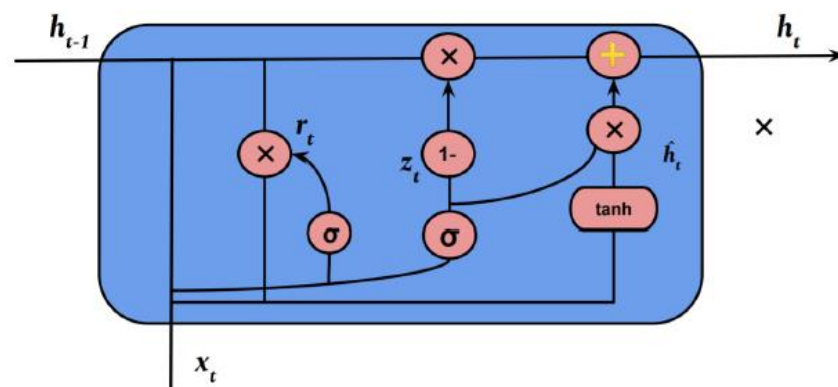


Рисунок 2.5 - Архітектура комірок мережі GRU

Вища обчислювальна складність та вищі вимоги до пам'яті порівняно з простим RNN через багато векторів прихованого стану показують недолік GRU. Проте переваги мереж GRU, такі як здатність моделювання залежних послідовностей великого терміну, стійкість до зниження градієнту та менші вимоги до пам'яті, розширили їхню область застосування на практиці. Враховуючи всі особливості обчислювальних модулів мереж RNN, які були обговорені вище, ця стаття має на меті провести практичне дослідження для завдання розпізнавання звуку БПЛА.

2.6.4 Одношарові рекурентні нейронні мережі

Одношарові (1L) або прості RNN - це прості конфігурації, які складаються з вхідного шару, повністю з'єданого прихованого шару типу SimpleRNN/LSTM/BiLSTM або GRU, та повністю з'єданого вихідного шару [58].

Одношарові (1L) мережі RNN мають такі властивості:

1. Класифікація послідовностей: здатність класифікувати послідовності через розподілений вхід з численними часовими кроками.
2. Запам'ятовування точних спостережень на вході протягом тисяч часових кроків: можливість зберігання точних вхідних спостережень протягом значної кількості часових кроків.
3. Прогнозування послідовностей на підставі попередніх часових кроків: здатність передбачати послідовності на основі попередніх часових кроків.
4. Стійкість до вставлення випадкових часових кроків у вхідну послідовність: опірність до вставлення випадкових часових кроків у вхідну послідовність.
5. Стійкість до розміщення сигнальних даних у вхідній послідовності: опірність розміщенню сигнальних даних у вхідній послідовності.

2.6.5. Складені рекурентні нейронні мережі

Складена мережа RNN, або глибока мережа RNN, - це модель, що складається з кількох прихованих шарів типу SimpleRNN/LSTM/BiLSTM або GRU, де кожен

шар включає в себе численні блоки пам'яті. Додавання прихованих шарів робить модель більш глибокою і, точніше кажучи, характеризується як метод глибокого навчання. Глибина нейронних мереж зазвичай пояснюється успіхом цього підходу в широкому спектрі складних задач передбачення. Глибина мережі зазвичай є важливішою, ніж кількість блоків пам'яті в певному шарі для моделювання вмінь. Складена RNN на сьогодні є відповідним методом для вирішення проблем передбачення послідовностей [63].

2.7 Висновки по розділу 2

1. У розділі розглянуто формування акустичних сигналів БПЛА.
2. Розглянуто виділення вектора ознак за допомогою алгоритму мел-кепстральних коефіцієнтів, метод спектрального аналізу та об'єднання ознак виявлення БПЛА, короткочасне перетворення Фур'є.
3. Використання машинного навчання для виявлення БПЛА є актуальною на сьогоднішній день задачею.
4. Нейронні мережі не створюють нові методи виявлення БПЛА, а використовують вже існуючі оптимальніше за людей.
5. Рекурентні нейронні мережі та згорткові нейронні мережі дуже добре показують себе у виявленні БПЛА за умови обширної бази даних.
6. При подальшому розвитку ШІ не треба буде мати таку обширну базу даних, а нейронні мережі самі зможуть виявляти БПЛА за схожістю їх полей з вже існуючими.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ПАРАМЕТРІВ І СТРУКТУРИ ЗВУКОВОГО ПОЛЯ БПЛА

Експериментальне дослідження складається з глибокого аналітичного огляду досліджень [64,65] та самостійного дослідження звуків акустичного випромінювання БПЛА і інших джерел звуку, що утворюють звукове поле БПЛА.

Тестовою моделлю модель БПЛА під час проведення акустичних вимірювань в [64,65] було використано квадрокоптер DJI Phantom 3. Рішення про використання цього квадрокоптера ґрунтувалось на його доступності. В [65] акустичні вимірювання виконано в студії звукозапису, стіни якої мають звукопоглинальне покриття. Квадрокоптер закріплювався на жорсткому штативі на висоті 1.5 м, мікрофон розташовувався на відстані 2 м. В дослідженні [64] звукове поле вимірювалось в різних режимах у вільному просторі при несприятливих умовах. Дослідження АВ цієї роботи було виконано з використанням звуків дрону під час польоту до 108 метрів; у вільному просторі; у студії звукозапису.

Звукозапис АВ БПЛА в [65] та цьому дослідженні здійснювали з використанням вимірювального конденсаторного мікрофона Superlux ECM-999, що має кругову діаграму спрямованості. Вихід мікрофона підключався за допомогою симетричного аудіоінтерфейсу XLR до входу зовнішньої звукової карти Behringer U-Phoria UM2. Звуковий сигнал оцифровували з частотою дискретизації $F_s = 48$ кГц і розрядністю 24 біти.

Під час періодичного впливу на повітряне середовище лопатей повітряного гвинта БПЛА формується звукове поле [54-57]. Коливання тиску повітря завдяки витісненню із середовища об'єму, що дорівнює об'єму лопаті гвинта, під час його обертання, призводять до появи шуму витіснення. Основна частота проходження лопатей повітряного гвинта дорівнює частоті обертання ротора, помноженої на число лопатей. Спектр шуму гвинта має гармонійні складові частоти обертання ротора, і гармоніки лопатевої частоти. Частоти гармонійних складових у спектрі шуму повітряного гвинта визначаються відповідно до виразу:

$$f_{\epsilon} = knN, \quad (3.1)$$

де k - номер гармоніки, n - частота обертання ротора (об/с), N - число лопатей.

Крім цього, внаслідок вихроутворення біля лопатей повітряного гвинта, виникає так званий "вихровий звук" - широкосмуговий шум обтікання лопаті. Під час обтікання лопаті повітрям утворюється "прикордонний шар", в якому зосереджена дія в'язкості, а стікання з лопаті прикордонного шару призводить до вихроутворення. Інтенсивність вихорів залежить від форми лопаті та швидкості набігаючого потоку. Спектр шуму вихроутворення є безперервним за частотою. Дискретні складові спектра АВ, пов'язані з шумом обертання і взаємодії, як правило, мають на 15-20 дБ вищі рівні, ніж широкосмуговий шум обтікання лопаті.

Відомо, що двигуни внутрішнього згорання дають суттєвий внесок у загальне АВ БПЛА.

Для експериментальної оцінки внеску повітряного гвинта у [65] створення звукового поля було проведено реєстрацію спектральних складових АВ квадрокоптера під час роботи електродвигунів і чотирьох гвинтів, електродвигунів зі знятими повітряними гвинтами, а також власного шумового фону студії звукозапису. Спектр АВ квадрокоптера під час роботи гвинтів і електродвигунів (рис. 3.1, поз. 1), має набір дискретних складових, максимуми перших чотирьох гармонік знаходяться в області 230-920 Гц. Перша гармоніка лопатевої частоти відповідає $f=230$ Гц, що для гвинта з двома лопатями відповідає частоті обертання ротора 115 об/с (6900 об/хв).

Акустичний спектр електродвигунів зі знятими повітряними гвинтами (рис. 3.1, позиція 2) зосереджений у діапазонах 2-3, 4-6 кГц, водночас він виділяється на 20-25 дБ, якщо порівнювати з прилеглими ділянками зовнішнього шуму, які можна порівняти з рівнем шуму гвинтомоторної групи в цих смугах. Рівні деяких спектральних складових (2100, 2300, 4900 Гц) перевищують рівні АВ гвинтомоторної групи. Зазначимо, що під час проведення акустичних вимірювань, рівень власного шумового фону студії звукозапису (рис. 3.1, поз. 3)

розташовувався нижче рівня шуму БПЛА в усьому аналізованому діапазоні частот [65].

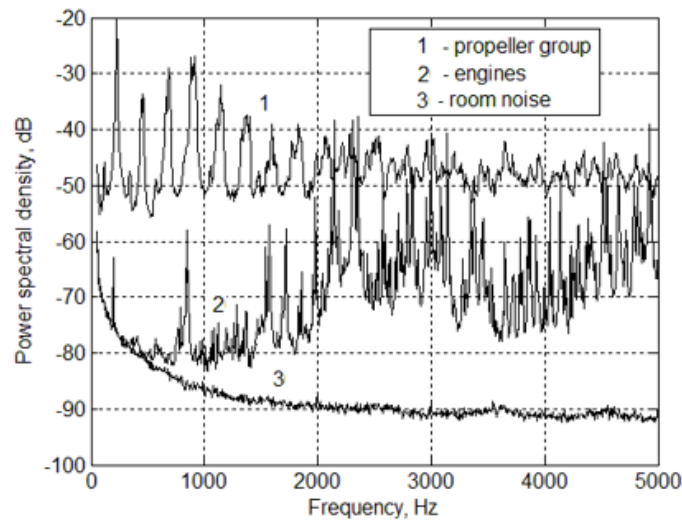


Рисунок 3.1 - Спектральні складові АВ квадрокоптера DJI Phantom 3: 1 - повітряних гвинтів і електродвигунів, які працюють, 2 - електродвигунів, які працюють, зі знятими гвинтами, 3 - шумового фону студії звукозапису.

Акустичний спектр дрону, що летить вертикально в гору (рис. 3.2 - синій), у студії (рис 3.2 - помаранчевий), у вільному просторі (рис 3.2 - сірий) в полосі частот 0-5000 Гц представлено на рис. 3.2. В діапазоні від 1000 Гц до 3000 Гц показники схожі одне на одного, що можна побачити і на спектрограмі(рис 3.3).

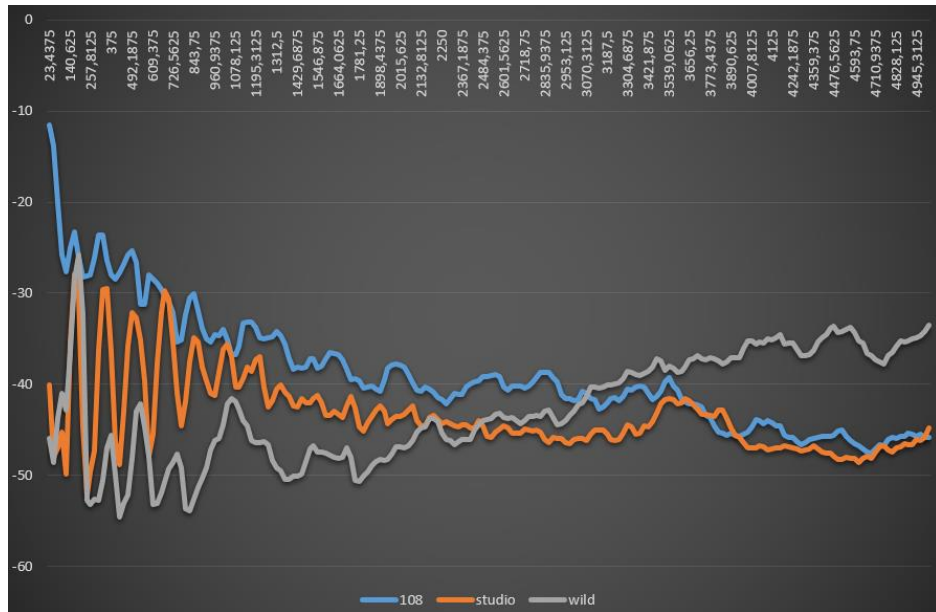


Рисунок 3.2 – Акустичний спектр: дрону що летить вертикально в гору - синій, у студії - помаранчевий, у вільному просторі - сірий в полісі частот 0-5000 Гц.

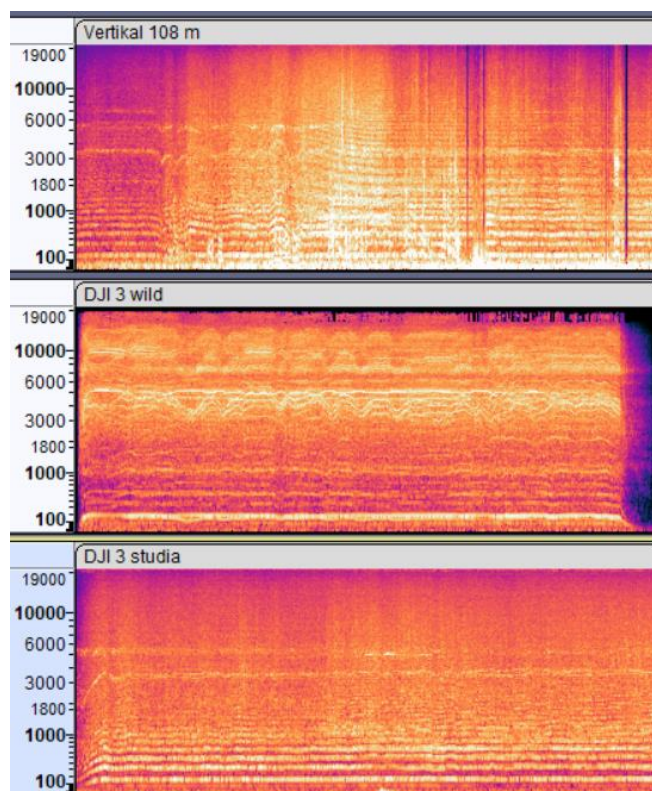


Рисунок 3.3 – Спектрограми АВ дрону в різних умовах

Амплітудна спектрограма акустичного шуму в полосі 0-2000 Гц, коли БПЛА починає відриватись від землі [64] представлено на рис.3.4.

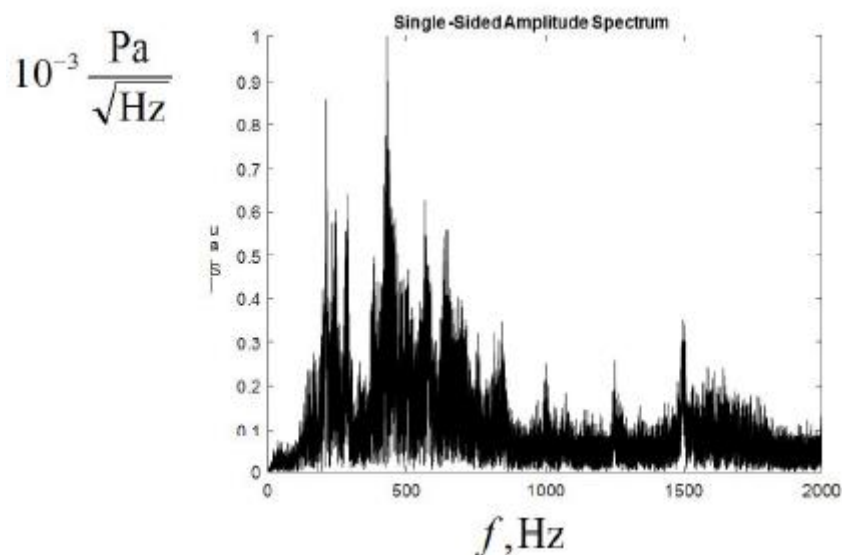


Рисунок 3.4 – Амплітудний спектр шуму в режимі старта

У спектрі присутній набір дискретних компонент, що утворюють еквідистантний частотний ряд, характерний для шуму, що створюється кожним гвинтом. Незалежна “підпитка” мотору кожного гвинта, яка необхідна для маневрування, обумовлює деяку різницю у швидкості їх обертання. Через це дискрети однакового номеру, утворені різними гвинтами, трохи зсовані за частотою, що призводить к розширенню чи розмиттю ліній в спектрі сумарного акустичного поля. Крок по частоті в послідовності дискрет приблизно 200 – 214 Гц.

На рисунку 3.5 представлена спектрограма шуму в умовах зависання дрона. Можна побачити якісну схожість з рис 3.4 у спектрі. Разом з цим за частотою послідовності і дискрет, опиняється меншим за попередній. Також має місце зменшення швидкості обертання гвинтів. Крок по частоті в послідовності дискрет приблизно 143 Гц.

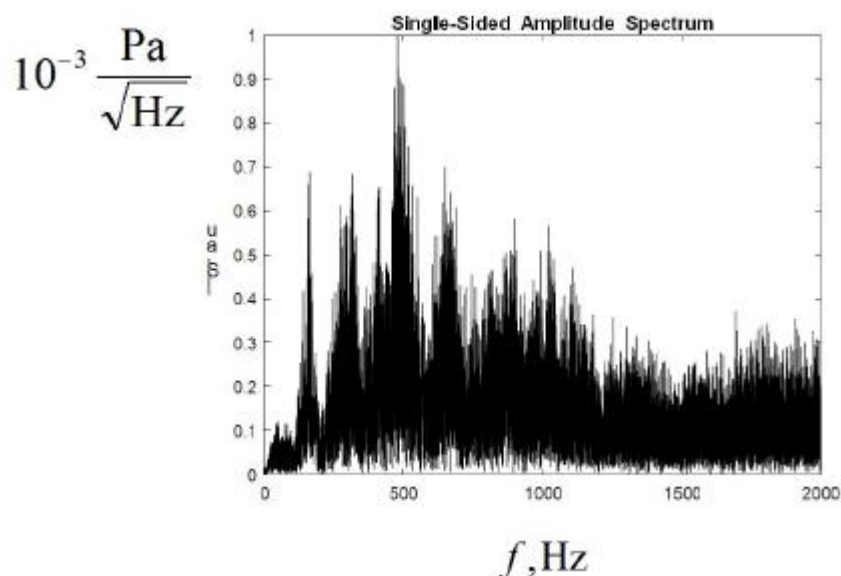


Рисунок 3.5 – Амплітудний спектр шуму в режимі зависання

На рисунку 3.6 [64] демонструється частотний спектр акустичного шуму, реєструемого при горизонтальному польоті дрона зі швидкістю 20 м/с. Крок періодичності приблизно 172 Гц. З цього випливає, що швидкість обертання вище за минулий режим. Тепер по всій полосі аналізу спостерігається регулярна періодична модуляція амплітудного спектру з ростом частоти. Помітно підвищується вклад більш високочастотних компонент в загальний рівень шуму.

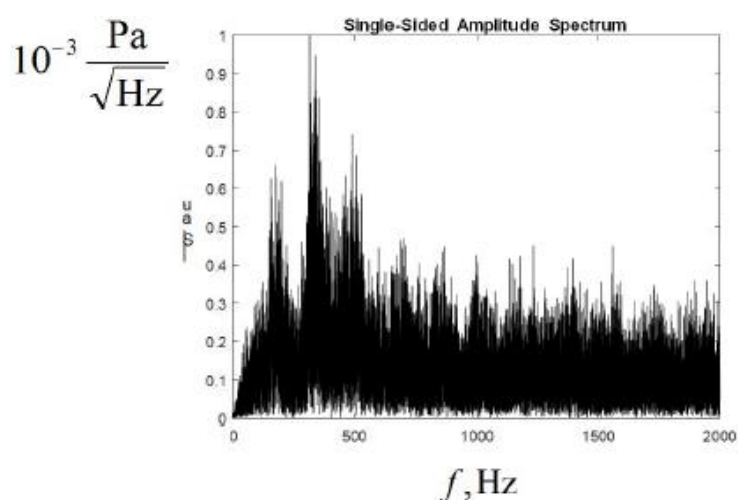


Рисунок 3.6 – Амплітудний спектр шуму в режимі польоту

На рис 3.7 [64]представлено амплітудний спектр шуму, характерний для заключного етапу пілотування дрону – приземлення. Крок періодичності дискретних компонент повертається до початкових значень у приблизно 216 Гц.

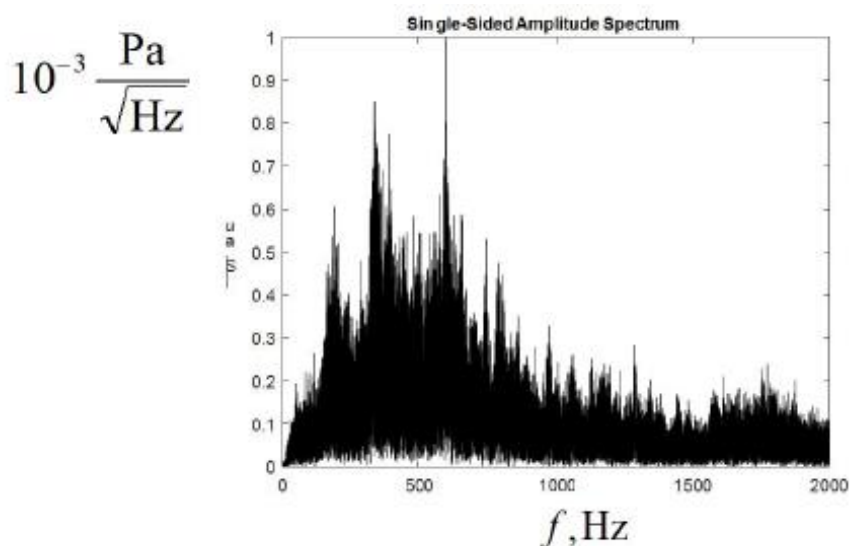


Рисунок 3.7 – Амплітудний спектр шуму в режимі приземлення

3.1 Вплив умов пілотування квадрокоптера на форму спектра

Спектр АВ БПЛА визначається насамперед конструктивними особливостями гвинтомоторних груп і несучих конструкцій, а також режимами роботи двигунів. Крім того, як показують результати експериментальних досліджень, форма спектра зазнає істотних змін залежно від умов навколишнього середовища, в яких проводиться їх реєстрація. Нижче в дослідженні розглянуто приклади реєстрації АВ БПЛА в умовах студії звукозапису та відкритого простору.

На рисунках 3.8, 3.9 наведені спектри АВ одиночної гвинтомоторної групи макета БПЛА, і завислого на висоті 1м БПЛА [65]. Відстань до мікрофона становила 4 м, обидва експерименти проведено в студії звукозапису. Макет БПЛА має комплектуючі - електродвигун і гвинт, аналогічні комплектуючим квадрокоптера DJI Phantom 3, управління режимом роботи двигуна здійснюється в ручному режимі за допомогою сервотестера.

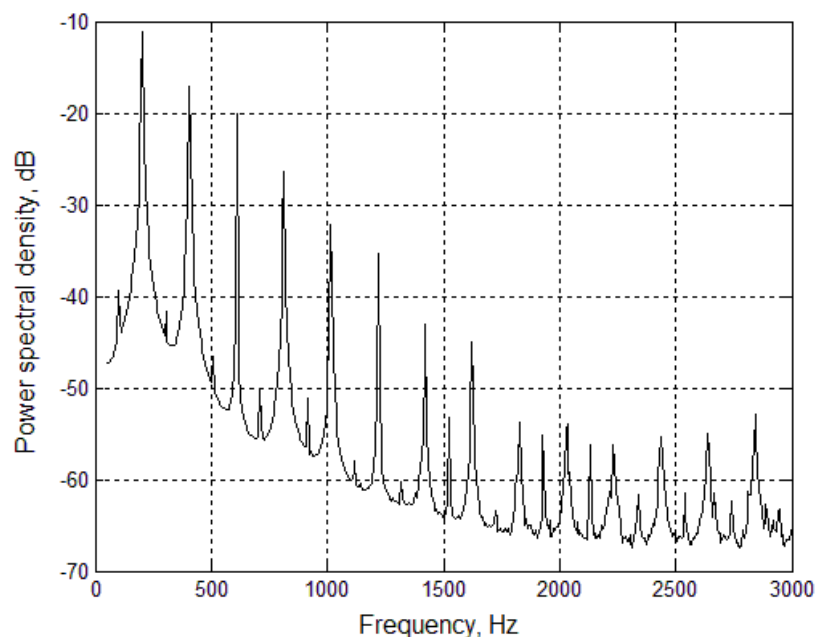


Рисунок 3.8 - Спектральні складові АВ одиночної гвинтомоторної групи макета БПЛА

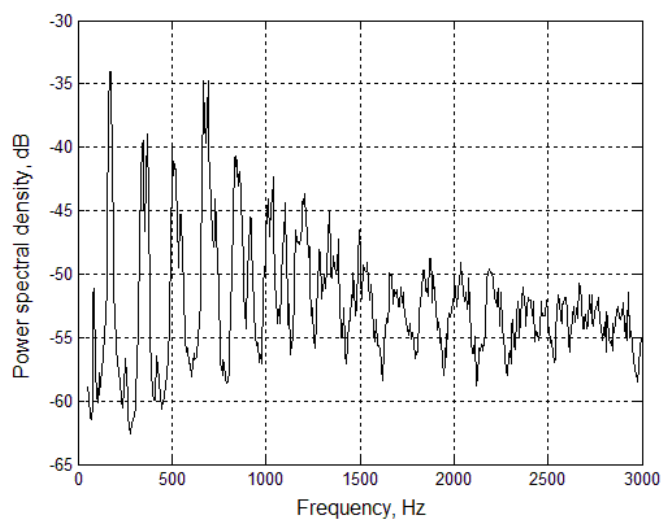


Рисунок 3.9 - Спектральні складові АВ квадрокоптера DJI Phantom 3

Спектр шуму гвинтомоторної групи має гармонійні складові частоти обертання ротора і гармоніки лопатевої частоти, які лінійно пов'язані та представлені в усій смузі частот (у цьому випадку до 3 кГц). Швидкість загасання спектральних складових - близько 30 дБ/кГц, окремі спектральні складові чітко виражені, не розмиті. Спектр шуму гвинтомоторної групи квадрокоптера DJI Phantom 3 (рис. 3.10) вже помітно відрізняється. Швидкість загасання спектральних складових

знизилася і становить близько 10 дБ/кГц, окремі спектральні складові розмиті і проглядаються до 2,2 кГц. Це пояснюється відмінністю режимів роботи (частоти обертання) чотирьох двигунів у процесі компенсації автоматикою БПЛА впливу дестабілізуючих чинників, що виникають у процесі польоту, що призводить до розширення спектральних ліній. Розширення спектральних ліній проявляється сильніше при збільшенні номера гармоніки. Спектри акустичних сигналів БПЛА на відстані 5, 35 і 80 м представлено на рис. 3.10 [65]. Спектральну густину потужності природних атмосферних шумів наведено на рис. 3.11 [65].

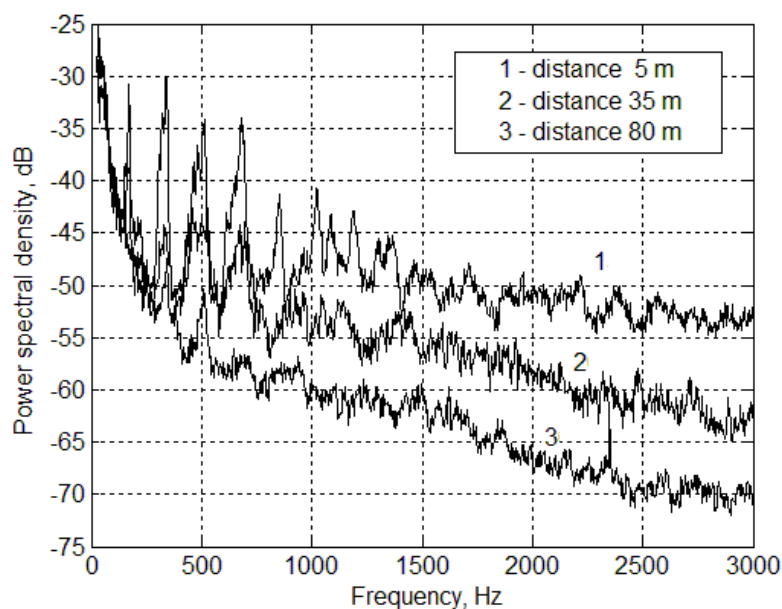


Рисунок 3.10 - Спектри акустичних сигналів БПЛА на відстані 5, 35 і 80 м.

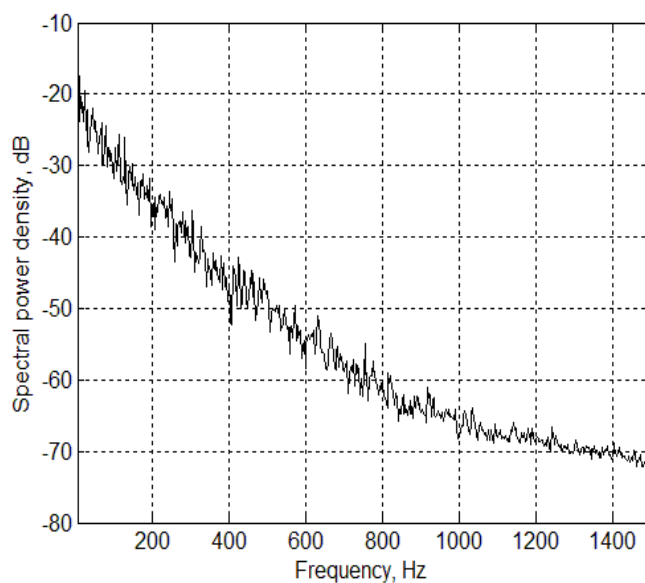


Рисунок 3.11 - Спектральна щільність потужності природних атмосферних шумів

3.2 Вплив загасання звуку в атмосфері на просторову мінливість спектрів

Під час проходження акустичною хвилею відстані s вихідний звуковий тиск p_i внаслідок поглинання звуку атмосферою експоненціально падає. Зниження рівня звукового тиску за рахунок поглинання звукових коливань атмосферою $\delta L_t(f)$, дБ, у разі гармонійного акустичного сигналу з частотою f , розраховують за формулою:

$$\delta L_t(f) = 10 \lg(p_i^2 / p_t^2) = \alpha s, \quad (3.2)$$

де p_t - звуковий тиск на відстані s , α - коефіцієнт загасання внаслідок поглинання звуку атмосферою. Змінними величинами під час розрахунку коефіцієнта загасання є частота звуку, температура і відносна вологість повітря. На рис. 3.12 представлено залежність погонного загасання під час поширення акустичної хвилі в атмосфері [65].

Для оцінки форми спектрів БПЛА під час віддалення на деяку відстань необхідно знати вихідний спектр випромінювання, дисперсні властивості

атмосфери, а також враховувати вплив підстильної поверхні. Під час збільшення відстані, пройденої акустичною хвилею, відбувається деградація спектра АВ з помітним придушенням високочастотних складових (рівень придушення досягає 3,7 дБ на частоті 5 кГц під час віддалення - 100 м, температурі - 25 °С, відносної вологості $\varphi=50\%$).

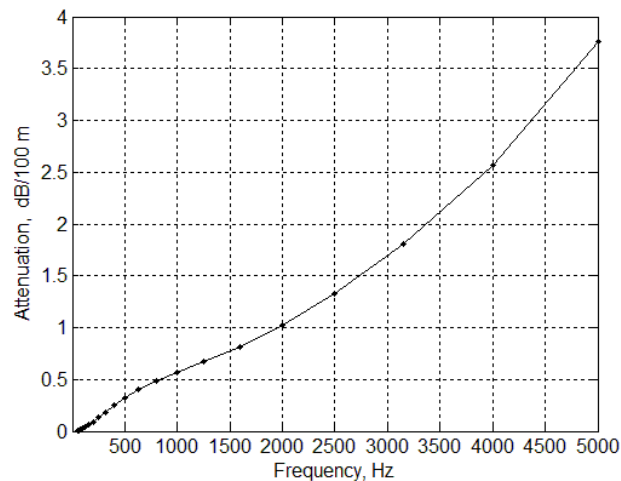


Рисунок 3.12 - Залежність погонного загасання під час поширення акустичного сигналу в атмосфері (температура 25°С, відносна вологість $\varphi=50\%$)

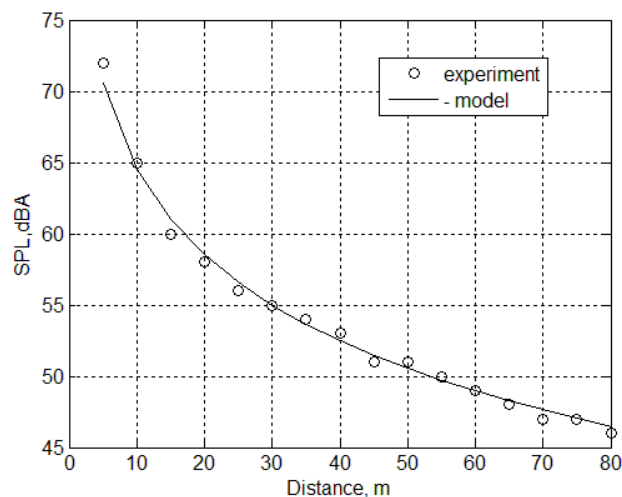


Рисунок 3.13 - Рівень шуму АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 залежно від відстані

Загасання акустичного сигналу в атмосфері $L(r)$ розраховують за формулою:

$$L(r) = L_{pac}(r) + L_{ногл}(r) + L_{екр}, \quad (3.3)$$

де r - відстань від джерела шуму до приймача; $L_{pac}(r)$ - загасання внаслідок розбіжності енергії під час випромінювання у вільний простір; $L_{ногл}(r)$ - загасання, зумовлене звукопоглинанням в атмосфері; $L_{екр}$ - загасання через екранування перешкодами.

Загасання у вільному просторі внаслідок розбіжності звукової енергії, що відбувається внаслідок сферичного поширення звуку точеного джерела шуму у вільному звуковому полі, розраховують за формулою:

$$L_{pac}(r) = 20 \lg(r/r_1), \quad (3.4)$$

де r - відстань від джерела шуму до приймача; r_1 - опорна відстань.

Звуковий тиск у вільному просторі N зменшується на 6 дБ за кожного подвоєння відстані, тобто

$$N = N_1 - 20 \lg(r_1/r), \quad (3.5)$$

де N - рівень звуку на відстані r ; N_1 - рівень звуку на відстані r_1 .

На рис. 3.13 представлено результати експериментальних вимірювань рівня шуму АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 залежно від відстані. Вимірювання здійснювалися з використанням шумоміра типу МВШ 003 [65]. Під час отримання представленої залежності вимірювання рівня шуму проводили в режимі зависання квадрокоптера DJI Phantom 3 на висоті 2 м - послідовно на відстанях від 5 м до 80 м із просторовим кроком 5 м. На малюнку показано експериментальні точки і суцільну апроксимувальну лінію, побудовану відповідно до формули

$$N = 55 - 20 \lg(r_1/30) \quad (3.6)$$

Як опорні точки було використано результати вимірювань, виконані на відстані 30 метрів.

Експериментальні результати задовільно узгоджуються з модельною залежністю сферичного поширення звуку гострого джерела шуму у вільному звуковому полі, інші чинники (екранування та звукопоглинання атмосферою) на даній трасі та за умови використання даного методу вимірювань практично не проявляються.

3.3 Ефективна смуга частот спектра БПЛА

Під час виявлення та розпізнавання сигналів АВ БПЛА важливу роль відіграють його енергетичні характеристики та параметри частотного спектра. У разі складної структури спектра сигналу, характерного для БПЛА, зручно користуватися моделлю апроксимації спектра з параметром, що характеризує його ефективну ширину смуги. В роботі [65] як міру ефективної ширини смуги частот використали параметр $\alpha = P(\Delta F)$, що визначає смугу ΔF , у якій міститься задана частка (зазвичай половина) повної середньої потужності P . Параметр α спектра БПЛА визначається співвідношенням

$$\alpha = P(\Delta F) = \frac{\int_0^{\Delta F} S(F) dF}{\int_0^{\infty} S(F) dF} \quad (3.7)$$

де $S(F)$ - спектральна щільність АВ.

На рис. 3.14 [65] представлено графік залежності частки повної середньої потужності АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 як функції смуги використовуваної ділянки спектра сигналу при розташуванні мікрофона на відстані 10 м. Як видно з представленого графіка, ефективна смуга спектра для цих умов становить 690 Гц.

Виконано аналіз зміни ефективної смуги спектра АВ БПЛА в різних режимах і умовах польоту. Так, на рис. 3.15 представлено зміну ефективної смуги спектра АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 під час польоту вздовж траси завдовжки 80 м, на

рис. 3.16 - під час вертикального підйому на висоту 100 м, і на рис. 3.17 - під час пілотажу БПЛА на видаленні від мікрофона в діапазоні дальностей 10...50 м.

Слід зазначити, що ефективна смуга звужується зі збільшенням дальності до джерела звуку. Під час польоту БПЛА вздовж траси більшою мірою позначаються перевідбиття від місцевих предметів, що призводить до більш високої мінливості оцінок ефективної смуги. Аналогічне явище спостерігаються також під час пілотажу - на рис. 3.17 [65]. За відсутності перевідбиттів, у разі вертикального підйому на висоту - рис. 3.16 [65], на оцінку ефективної смуги впливає тільки зміна відстані.

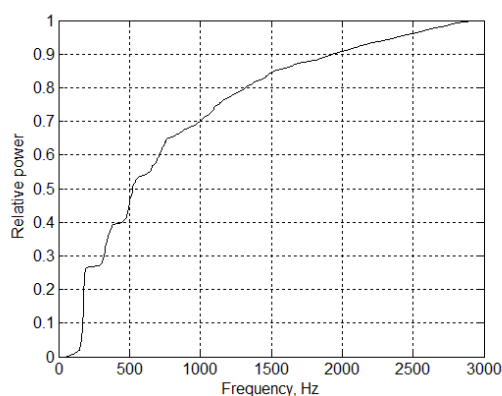


Рисунок 3.14 - Частка повної середньої потужності АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 залежно від смуги використовуваного спектра сигналу

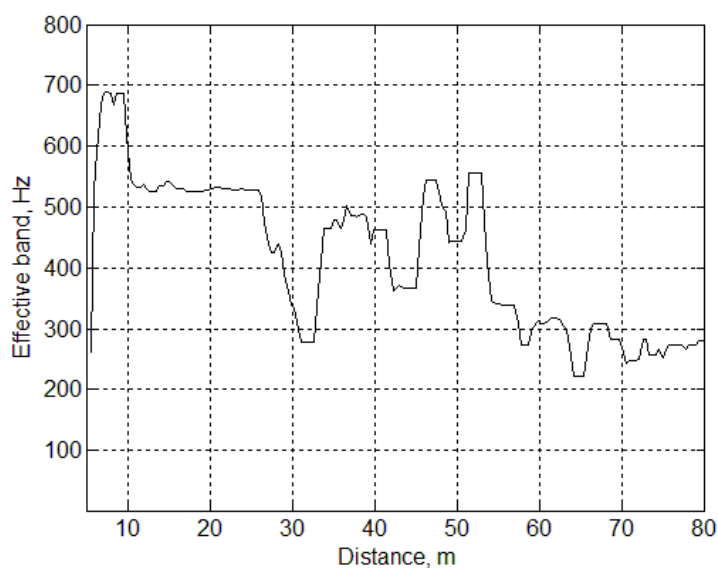


Рисунок 3.15 - Зміна ефективної смуги спектра АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 під час польоту вздовж траси на відстані 5..80 м

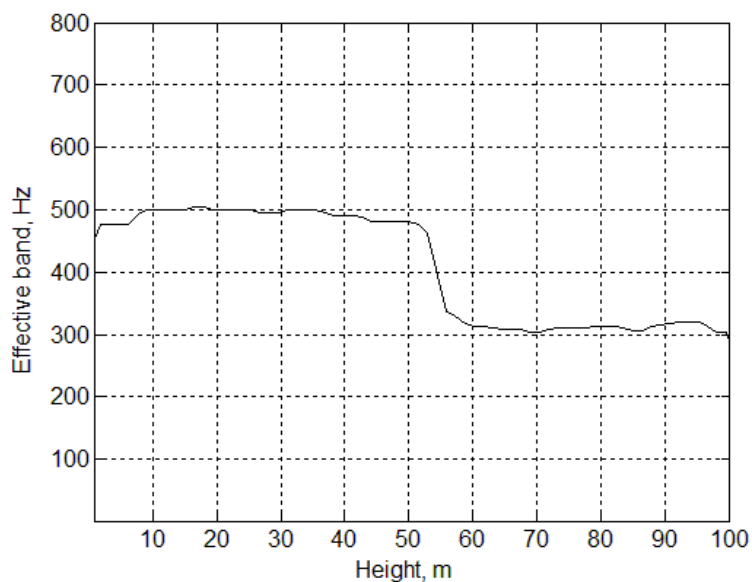


Рисунок 3.16 - Зміна ефективної смуги спектра АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 під час вертикального підйому на висоту 100 м

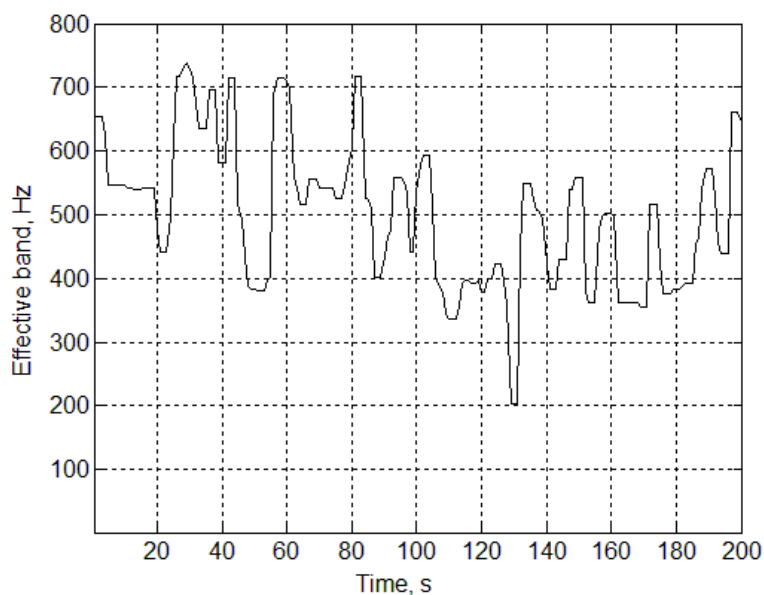


Рисунок 3.17 - Динаміка зміни ефективної смуги спектра АВ квадрокоптера DJI Phantom 3 під час пілотажу під час віддалення від мікрофона в діапазоні відстаней 10...50 м.

3.4 Спрямованість акустичного випромінювання БПЛА

Характеристика спрямованості АВ джерела шуму визначається як різниця між фактичним розподілом акустичної енергії джерела в навколишньому просторі та рівномірним за простором розподілом.

В експерименті [65] здійснювалося вимірювання характеристик спрямованості квадрокоптера DJI Phantom 3 АВ. Квадрокоптер встановлювали на висоті 2.2 м на жорсткому штативі, на якому закріплено поворотний вузол, що дає змогу обертати за кутом місця штангу завдовжки 2 метри відносно точки, що лежить у площині обертання гвинтів БПЛА. Вимірювальний мікрофон встановлювали на кінці штанги з використанням звукоізолювальної втулки (з метою придушення передачі вібрації під час роботи квадрокоптера DJI Phantom 3). Вимірювання спрямованості АВ з використанням цієї установки проводилося в діапазоні кутів місця 00....1800 з кроком 150, (00 - зеніт, 1800 - надир). Під час вимірювань рівень природного фону був істотно нижчим за рівень шуму досліджуваного об'єкта в усьому вимірюваному діапазоні частот. Характеристики спрямованості АВ пронормовані до 1 на рівні 900, що відповідає напрямку випромінювання паралельно поверхні землі. Характеристики спрямованості побудовані за експериментальними точками з апроксимацією кубічним сплайном.

На рис. 3.18 [65] представлені нормалізовані характеристики спрямованості АВ квадрокоптера під час роботи електродвигунів і чотирьох гвинтів, електродвигунів зі знятими повітряними гвинтами. Як видно на рис. 3.19, сумарне випромінювання всіх спектральних складових АВ не є ізотропним, воно має виражену просторову спрямованість, основне випромінювання відбувається у верхню півсферу. Характеристика спрямованості АВ електродвигунів БПЛА суттєво відрізняється від характеристики спрямованості випромінювання гвинтомоторної групи, оскільки має іншу природу формування сигналу. Для АВ електродвигунів спостерігається ефект екранування в нижній півсфері, зумовлений наявністю пластикового кожуха двигуна [65].

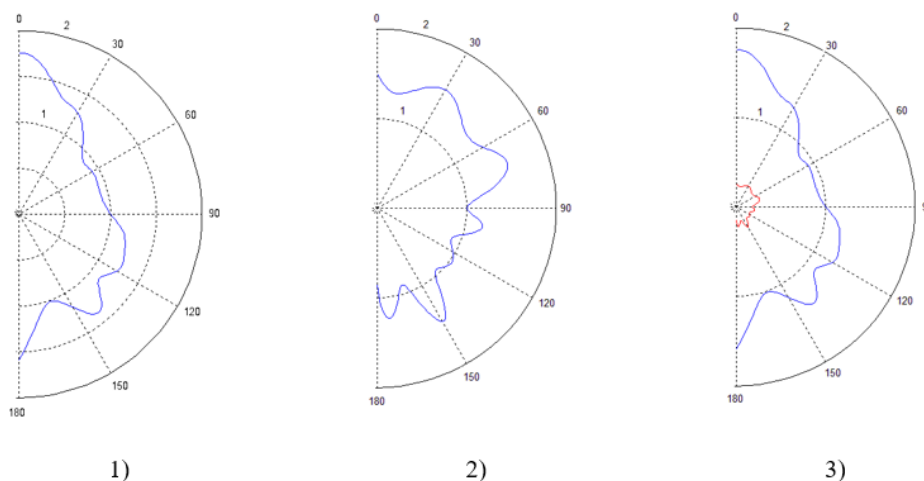


Рисунок 3.18 - Нормалізовані характеристики спрямованості випромінювання елементів конструкції квадрокоптера DJI Phantom 3 у вертикальній площині: 1 - гвинтомоторної групи квадрокоптера, 2 - електродвигунів квадрокоптера, 3 - спільні характеристики спрямованості випромінювання гвинтомоторної групи та електродвигунів квадрокоптера.

Рівні випромінювання двигунів, нормовані стосовно рівня випромінювання двигуна з гвинтом, приблизно на порядок нижчі та мають форму характеристики спрямованості, яка суттєво відрізняється від спрямованості випромінювання двигуна з гвинтом, оскільки мають іншу природу формування акустичного сигналу.

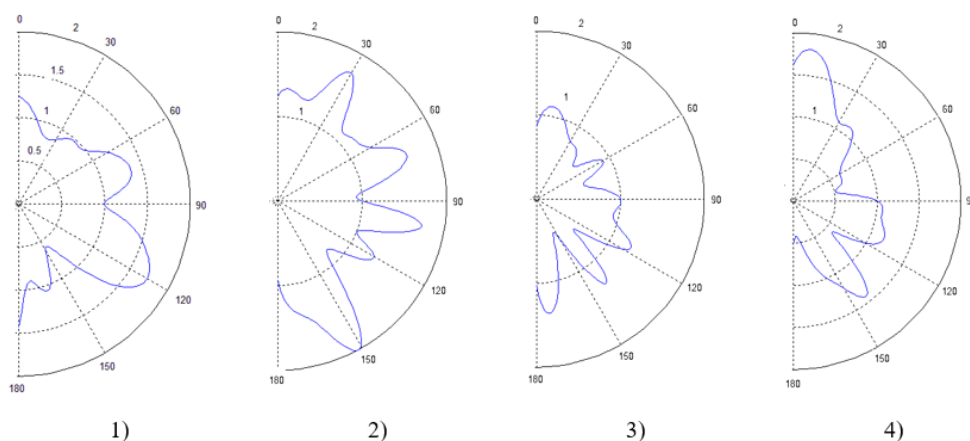


Рисунок 3.19 - Нормалізовані характеристики спрямованості випромінювання квадрокоптера DJI Phantom 3 у вертикальній площині на гармоніках лопатевої

частоти гвинта: 1 - 1-ша гармоніка, 2 - 2-га гармоніка, 3 - 3-тя гармоніка, 4 - 4-та гармоніка.

Інтерес ще становить вивчення спрямованості акустичного випромінювання окремих гармонік лопатевої частоти повітряного гвинта. На рис. 3.19 представлено нормалізовані характеристики спрямованості випромінювання квадрокоптера DJI Phantom 3 у вертикальній площині для перших чотирьох гармонік лопатевої частоти повітряного гвинта. Аналіз спрямованості АВ БПЛА у вертикальній площині в смузі частот показує, що під час підвищення номера гармоніки спостерігається ускладнення форми характеристики спрямованості: вона стає дедалі порізанішою, з великою глибиною провалів, ширина пелюсток зменшується, відбувається зміна напрямку основного випромінювання [65].

З отриманих результатів випливає, що залежно від ракурсу спостереження БПЛА, спектральні складові акустичного випромінювання на частотах гармонік, що визначаються характеристиками спрямованості, мають різні рівні.

3.5 Висновки по розділу 3

1. Під час роботи двигунів квадрокоптера в режимі польоту спектральні лінії випромінювання стають більш розмитими, що пояснюється відмінністю частоти обертання чотирьох двигунів у процесі компенсації автоматикою БПЛА впливу різних чинників, які виникають в процесі польоту, що призводить до розширення спектральних ліній.

2. За значної відмінності режимів двигунів квадрокоптера спектральні максимуми розділяються на кілька, що може бути однією з ознак під час класифікації БПЛА. Розширення спектральних ліній проявляється сильніше при збільшенні номера гармоніки.

3. Експериментальні результати вимірювання загасання АВ БПЛА на невеликих відстанях задовільно узгоджуються з модельною залежністю сферичного поширення звуку точеного джерела шуму у вільному звуковому полі.

4. Зі збільшенням відстані, пройденої акустичною хвилею, відбувається деградація спектра АВ, що супроводжується помітним придушенням високочастотних складових.

5. Зниження вологості та температури повітря призводять до збільшення загасання. Ще більш значним загасання високочастотної області спектра стає при збільшенні відстані, на якій знаходиться БПЛА.

6. Трансформація форми спектрів АВ БПЛА в реальних умовах спостереження зумовлена дисперсійними властивостями атмосфери, зміною співвідношення сигнал/шум, а також мінливістю характеристик спрямованості АВ в смузі частот.

7. Ефективна ширина спектра акустичного шуму БПЛА зменшується зі збільшенням дальності і значною мірою пов'язана з процесами трансформації форми спектрів.

8. Діаграми випромінювання БПЛА характеризують розподіл випромінюваної акустичної енергії за напрямками. Показано, що просторовий розподіл як повної енергії (в усьому діапазоні частот), так і окремих спектральних (гармонійних) складових є суттєво анізотропним. З підвищенням номера гармоніки спостерігається ускладнення форми характеристики спрямованості - вона стає більш порізаною, з великою глибиною провалів, ширина пелюсток зменшується, відбувається зміна напрямку основного випромінювання.

9. Дальність виявлення БПЛА є величиною статистичною, залежною від ракурсу його спостереження. Відповідно, акустична спостережуваність (величина, аналогічна ефективній площі розсіювання в радіолокації) має описуватися статистично.

ВИСНОВКИ

На сьогоднішній день дуже актуальною проблемою є виявлення БПЛА. Починаючи з загрози приватності, закінчуючи використанням у військових конфліктах для великої кількості задач.

Для виявлення БПЛА найчастіше використовують радіолокаційний, оптичний та акустичний методи. Існують і інші методи, але найбільш актуальними є ці наведені. У кожного метода є як свої переваги, так і недоліки. Основною проблемою є малопомітність БПЛА, з чим краще справляється саме акустичний метод.

В першому розділі роботи описано проблему виявлення БПЛА. Наведено приклади досліджень акустичного випромінювання та виявлення БПЛА за ним.

Акустичний портрет БПЛА складається з енергетичних, спектральних і просторових характеристик акустичних полів повітряного гвинта і двигуна. Сумарний спектр акустичного випромінювання БПЛА обумовлений гармонійними і широкосмуговими складовими та включає в себе гармонійні складові випромінювання від двигуна, шуму обертання гвинта, випромінювання механічного походження, а також високочастотну і низькочастотну складові шуму двигуна з неперервними по частоті спектрами.

Гармоніки в спектрах акустичного випромінювання БПЛА і «гвинтової» модуляції в радіолокаційному діапазоні слідує на частотах, що кратні частоті обертання колінвала ДВЗ або ротора ЕД. Шум, що надходить на вхід схеми обробки як по радіолокаційному, так і по акустичному каналах, некорельований через свою випадкову природу.

Роль періодичних процесів на високих частотах у формуванні спектра акустичного випромінювання двигуна значно ослаблюється, тому що більш значущою стає роль процесів випадкового походження.

У другому розділі було розглянуто методи виявлення БПЛА та роль машинного навчання у розпізнаванні звукового поля БПЛА.

Розглянуто виділення вектора ознак за допомогою алгоритму мел-кепстральних коефіцієнтів, метод спектрального аналізу та об'єднання ознак виявлення БПЛА та короткочасне перетворення Фур'є.

Нейронні мережі не створюють нові методи виявлення БПЛА, а використовують вже існуючі оптимальніше за людей. Дуже гарно пороявляють себе у виявленні БПЛА за умови обширної бази даних. В майбутньому вистачить БД і менша через можливості штучного інтелекту навчатися.

У третьому розділі було проведено дослідження параметрів і структури звукового поля. Аналітично оглянуто дослідження [65], на основі якого ґрунтувався весь розділ.

Під час роботи двигунів квадрокоптера в режимі польоту спектральні лінії випромінювання стають більш розмитими, що пояснюється відмінністю частоти обертання чотирьох двигунів у процесі компенсації автоматикою БПЛА впливу різних чинників, які виникають в процесі польоту, що призводить до розширення спектральних ліній.

Дослідження показало, що за значної відмінності режимів двигунів квадрокоптера спектральні максимуми розділяються на кілька, що може бути однією з ознак під час класифікації БПЛА.

Зі збільшенням відстані, пройденої акустичною хвилею, відбувається деградація спектра АВ, що супроводжується помітним придушенням високочастотних складових.

Трансформація форми спектрів АВ БПЛА в реальних умовах спостереження зумовлена дисперсійними властивостями атмосфери, зміною співвідношення сигнал/шум, а також мінливістю характеристик спрямованості АВ в смузі частот.

Ефективна ширина спектра акустичного шуму БПЛА зменшується зі збільшенням дальності і значною мірою пов'язана з процесами трансформації форми спектрів.

Дальність виявлення БПЛА є величиною статистичною, залежною від ракурсу його спостереження. Акустична спостережуваність має описуватися статистично.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. 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*, 2019, V. 78, Iss. 9, pp. 771–781. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i9.30;
2. V. N. Oleynikov, O. V. Zubkov, V. M. Kartashov, I. V. Koryttsev, S. I. Babkin, S.A. Sheiko, "Investigation of detection and recognition efficiency of small unmanned aerial vehicles on their acoustic radiation," *Telecommunications and Radio Engineering*, 2019, V. 78, Iss. 9, pp. 759–770. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i9.20;
3. Sidorov, G.I., Sheiko, S.A., Kolendovska, M.M., Sergienko O.Yu. Principles of Construction and Assessment of technical Characteristics of multi-Frequency atmospheric Sodar in the Humidity Measurement Mode / *Telecommunications and Radio Engineering*.- New York. - 2020.- Vol. 79, №4.- P.323-333. (стаття). DOI:10.1615/TelecomRadEng.v79.i4.50;
4. Kartashov, V.M., Oleynikov V.N, Zubkov, O.V., Koryttsev I.V., Babkin, S. I., Sheiko, S.A., Kolendovskaya, M.M. Spatial-temporal Processing of acoustic Signals of Unmanned Aerial Vehicles; *Telecommunications and Radio Engineering*, 2020. Vol. 79, Iss, 9, pp.769-780;
5. V.M. Semenets, V.M. Kartashov, V.I. Leonidov. Features of Acoustic Noise of Small Unmanned Aerial Vehicles // *Telecommunications and Radio Engineering*.- New York. - 2020.- Vol. 79, №11.- P. 985- 95. DOI:10.1615/TelecomRadEng.v79.i11.80 (стаття);
6. Oleynikov V.N., Kartashov, V.M., Babkin, S. I., Zubkov, O.V., Koryttsev I.V., Sheiko, S.A., Seleznov I.S. Structure and Parameter Unmanned Aerial Vehicles Sound Fields/ *Telecommunications and Radio Engineering*.- New York. - 2020.- Vol. 79, №17.- P.1539-1550. DOI:10.1615/TelecomRadEng.v79.i17.50 (стаття);
7. В.А. Тихонов, В.М. Карташов, В.М. Олейников, В.И. Леонидов, Л.П. Тимошенко, И.С. Селезнеов, Н.В. Рыбников. Обнаружение-распознавание

беспилотных летательных аппаратов с использованием составной модели авторегрессии их акустического излучения// Вісник НТУУ «КПІ».Радіотехніка. Радіоапаратобудування. - 2020.- Вип. №81. – С.38-46;

8. Гордієнко Ю.О., Бугайов М.В., Солонець О.І., Солопій О.А. "Особливості акустичних сигналів безпілотних літальних апаратів" // "Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України". 2016. № 1 (22);

9. "АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ".Олейніков В.Н., Карташов В.М., Бабкін С.И., Зубков О.В., Коритцев І.В., Шейко С.А;

10. "ВИЯВЛЕННЯ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ АКУСТИЧНИХ ТА РАДІОЛОКАЦІЙНИХ СИГНАЛІВ" Даник, Ю.Г.; Пулеко, І.В.; Бугайов, М.В.; Danuk, Y.G.; Puleko, I.V.; Bougaiov, M.V;

11. "Структура і параметри звукового поля винтових безпілотних літальних апаратів." Телекомунікації та радіотехніка (англійський переклад журналу "Електросв'язь та радіотехніка"), Том 78, Випуск 9, 2019, Сторінки 771-781;

12. Oleynikov V., Zubkov O., Kartashov V., Koryttsev I., Sheiko S., Babkin S. "Experimental Estimation of Direction Finding to Unmanned Air Vehicles Algorithms Efficiency by Their Acoustic Emission." 2019 International Scientific-Practical Conference "Problems of Infocommunications – Science and Technology, PIC S and T 2019 - Proceeding". -2019. - P.175-178;

13. Даник Ю.В., Бугайов М.В. "Аналіз ефективності виявлення тактичних безпілотних літальних апаратів пасивними та активними засобами спостереження" // "Зб. наук. праць ЖВІ ДУТ. Інформаційні системи'15". 2015.Вип.10. С.5-20;

14. Sadasivan S. "Acoustic Signature of an Unmanned Air Vehicle – Exploitation for Aircraft Localization and Parameter Estimation." S.Sadasivan, M.Gurubasavaraj, S.R. Sekar // Aeronautical DEF SCI J.- 2001. – Vol. 51, № 3. – Pp. 279–283;

15. Massey K. "Noise Measurements of Tactical UAVs." K. Massey, R. Gaeta // Georgia Inst. of Technology / GTRI / ATAS, Atlanta. 16th AIAA / CEAS

Aeroacoustics Conference. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010. – Pp. 1-16;

16. Marino L. "Experimental Analysis of UAV-Propellers Noise." L. Marino // 16th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference. University "La Sapienza", Rome, Italy. – American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010. – Pp. 1-14;

17. Pham T. "TTCP AG-6: Acoustic Detection and Tracking of UAVs." T.Pham, N.Srour // U.S. Army Research Laboratory. Proc. of SPIE.- 2004. – Vol. 54. – Pp. 24–29;

18. Zelnio A.M. "Detection of Small Aircraft Using an Acoustic Array." Thesis. B.S. / A.M. Zelnio. – Electrical Engineering, Wright State University. - 2007. – 55 p;

19. G. Sinibaldi, L. Marino. "Experimental Analysis on the Noise of the Propellers for Small UAV." Applied Acoustics. 74 (2013). Pp.79-88;

20. Nanyaporn Intaratep, W. Nathan Alexander, William J. Devenport, Sheryl M. Grace, Amanda Dropkin. "Experimental Study of Quadcopter Acoustics and Performance at Static Thrust Conditions." Aeroacoustics Conferences 30 May - 1 June, 2016, Lyon, France 22nd AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference. Pp. 1-6;

21. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Sheyko S.A., Babkin S.I., Koryttsev I.V., Zubkov O.V., Anokhin M.A. "Information Characteristics of Sound Radiation of Small Unmanned Aerial Vehicles." Telecommunications and Radio Engineering (English translation of *Elektrosvyaz and Radiotekhnika*), V.77 (10), 2018, pp. 915-924;

22. Козерук С.О., Коржик О.В. "Detection of Small Unmanned Aerial Vehicles by Acoustic Emission." *Visnyk NTUU KPI Series Radiotekhnika Radiobuduvannia*, 2019, Iss. 76, pp15-20;

23. П.М. Мошков, В.Ф. Самохин. "Assessment of the Impact of Number of Blades and Diameter on the Sound Pressure Level at a Distance of 50 m." *Научно-технический вестник Поволжья*. 2015. № 6 (38). С. 99-104;

24. Стефаненко Д.О. "Determination of Sound Radiation Parameters of Electric Unmanned Aerial Vehicles." *Міжнародний науковий журнал «Питання оборони та безпеки»*. № 1 (20). 2016. С. 93-99;

25. V. N. Oleynikov, O. V. Zubkov, V. M. Kartashov, I. V. Korytsev, S. I. Babkin, S. A. Sheiko. "Investigation of Detection and Recognition Efficiency of Small Unmanned Aerial Vehicles on Their Acoustic Radiation." *Telecommunications and Radio Engineering (English translation of Elektrosvyaz and Radiotekhnika)* Volume 78, Issue 9, 2019, Pages 759-770;
26. Nijim, M.; Mantrawadi, N. Drone classification and identification system by phenome analysis using data mining techniques. In *Proceedings of the IEEE Symposium on Technologies for Homeland Security (HST)*, Waltham, MA, USA, 10–11 May 2016; pp. 1–5;
27. Bernardini, A.; Mangiatordi, F.; Pallotti, E.; Capodiferro, L. Drone detection by acoustic signature identification. *Electron. Imaging* 2017, 29, 60–64. [CrossRef];
28. Kim, J.; Park, C.; Ahn, J.; Ko, Y.; Park, J.; Gallagher, J.C. Real-time UAV sound detection and analysis system. In *Proceedings of the IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*, Glassboro, NJ, USA, 13–15 March 2017; pp. 1–5;
29. Shi, L.; Ahmad, I.; He, Y.; Chang, K. Hidden Markov model based drone sound recognition using MFCC technique in practical noisy environments. *J. Commun. Netw.* 2018, 20, 509–518;
30. Siriphun, N.; Kashihara, S.; Fall, D.; Khurat, A. Distinguishing Drone Types Based on AcousticWave by IoT Device. In *Proceedings of the 22nd International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*, Chiang Mai, Thailand, 21–24 November 2018; pp. 1–4;
31. Anwar, M.Z.; Kaleem, Z.; Jamalipour, A. Machine Learning Inspired Sound-Based Amateur Drone Detection for Public Safety Applications. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 2019, 68, 2526–2534. [CrossRef];
32. Liu, H.; Wei, Z.; Chen, Y.; Pan, J.; Lin, L.; Ren, Y. Drone Detection Based on an Audio-Assisted Camera Array. In *Proceedings of the IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data (BigMM)*, Laguna Hills, CA, USA, 19–21 April 2017; pp. 402–406;
33. Jeon, S. Shin, J.; Lee, Y.; Kim, W.; Kwon, Y.; Yang, H. Empirical study of drone sound detection in real-life environment with deep neural networks. In *Proceedings of*

the 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Kos, Greece, 28 August–2 September 2017; pp. 1858–1862;

34. Yang, B.; Matson, E.T.; Smith, A.H.; Dietz, J.E.; Gallagher, J.C. UAV Detection System with Multiple Acoustic Nodes Using Machine Learning Models. In Proceedings of the Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), Naples, Italy, 25–27 February 2019; pp. 493–498;

35. Seo, Y.; Jang, B.; Im, S. Drone Detection Using Convolutional Neural Networks with Acoustic STFT Features. In Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), Auckland, New Zealand, 27–30 November 2018;

36. Yamada, K.; Kumon, M.; Furukawa, T. Belief-Driven Control Policy of a Drone with Microphones for Multiple Sound Source Search. In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Macau, China, 3–8 November 2019; pp. 5326–5332;

37. Basiri, M.; Schill, F.; Lima, P.; Floreano, D. On-Board Relative Bearing Estimation for Teams of Drones Using Sound. *IEEE Robot. Autom. Lett.* 2016, 1, 820–827. [CrossRef];

38. Fernandes, R.P.; Apolinario, J.A.; Ramos, A.L.L. Bearings-only aerial shooter localization using a microphone array mounted on a drone. In Proceedings of the IEEE 8th Latin American Symposium on Circuits and Systems (LASCAS), Bariloche, Argentina, 20–23 February 2017; pp. 1–4;

39. Wang, L.; Cavallaro, A. Acoustic Sensing From a Multi-Rotor Drone. *IEEE Sens. J.* 2018, 18, 4570–4582. [CrossRef];

40. Yue, X.; Liu, Y.; Wang, J.; Song, H.; Cao, H. Software defined radio and wireless acoustic networking for amateur drone surveillance. *IEEE Commun. Mag.* 2018, 56, 90–97;

41. Misra, P.; Kumar, A.A.; Mohapatra, P.; Balamuralidhar, P. Aerial Drones with Location-Sensitive Ears. *IEEE Commun. Mag.* 2018, 56, 154–160;

42. Ruiz-Espitia, O.; Martinez-Carranza, J.; Rascon, C. AIRA-UAS: An Evaluation Corpus for Audio Processing in Unmanned Aerial System. In Proceedings of the

International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Dallas, TX, USA, 12–15 June 2018;

43. Misra, P.; Kumar, A.A.; Mohapatra, P.; Balamuralidhar, P. DroneEARS: Robust Acoustic Source Localization with Aerial Drones. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Brisbane, QLD, Australia, 21–25 May 2018;

44. Mezei, J.; Fiaska, V.; Molnar, A. Drone Sound Detection. In Proceedings of the 16th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI), Budapest, Hungary, 19–21 November 2015; pp. 333–338;

45. Mezei, J.; Molnar, A. Drone Sound Detection by Correlation. In Proceedings of the 2016 IEEE 11th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI), Timisoara, Romania, 12–14 May 2016; pp. 509–518;

46. Chang, S.J.; Li, K.W. Visual and Hearing Detection Capabilities to Discriminate whether a UAV Invade a Campus Airspace. In Proceedings of the 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications, Singapore, 26–28 April 2018;

47. Main Types of Neural Networks and Its Applications—Tutorial. 13 July 2020. Available online: <https://towardsai.net/p/machinelearning/main-types-of-neural-networks%-and-its-applications-tutorial-734480d7ec8e> (accessed on 20 December 2022);

48. Wang, Y.; Liao, W.; Chang, Y. Gated Recurrent Unit Network-Based Short-Term Photovoltaic Forecasting. *Energies* 2018, 11, 2163. [CrossRef];

49. Salehinejad, H.; Sankar, S.; Barfett, J.; Colak, E.; Valaee, S. Recent Advances in Recurrent Neural Networks, arXiv:1801.01078v3 [cs.CV]. Available online: <https://arxiv.org/pdf/1801.01078.pdf> (accessed on 22 February 2018);

50. Deep Feed Forward Neural Networks and the Advantage of ReLU Activation Function. Available online: <https://towardsdatascience.com/deep-feed-forward-neural-networks-and-the-advantage-of-relu-activation-function-ff881e58a635> (accessed on 20 December 2022);

51. Sak, H.; Senior, A.W.; Senior, A.W. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network Architectures for Large Scale Acoustic Modeling. In Proceedings of the

Conference of the International Speech Communication Association, Singapore, 1 January 2014;

52. Thakur, D. LSTM and Its Equations, Google Summer of Code, 2019. Available online: [https://medium.com/@divyanshu132 /lstm-and-its-equations-5ee9246d04af](https://medium.com/@divyanshu132/lstm-and-its-equations-5ee9246d04af) (accessed on 20 December 2022);

53. Available online: <https://www.i2tutorials.com/technology/deep-dive-into-bidirectional-lstm/> (accessed on 20 December 2022);

54. Cho, K.; Van Merriënboer, B.; Gulcehre, C.; Bahdanau, D.; Bougares, F.; Schwenk, H.; Bengio, Y. Learning phrase representations using rnn encoder-decoder for statistical machine translation. arXiv 2014, arXiv:1406.1078;

55. Sak, H.; Senior, A.; Beaufays, F. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network Architectures for Large Scale Acoustic Modeling. *Int. J. Speech Technol.* 2019, 22, 21–30;

56. Huzairah M. Comparison of Time-Frequency Representations for Environmental Sound Classification using Convolutional Neural Networks. arXiv 2017, arXiv:1706.07156;

57. Robert, G.; Ruqiang, Y. Non-stationary signal processing for bearing health monitoring. *Int. J. Manuf. Res.* 2006, 1, 18–40;

58. Choi, K.; Joo, D.; Kim, J. Kapre: On-GPU Audio Preprocessing Layers for a Quick Implementation of Deep Neural Network Models with Keras. In Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, Sydney, Australia, 6–11 August 2017;

59. Iwendi, C.; Khan, S.; Anajemba, J.H.; Mittal, M.; Alenezi, M.; Alazab, M. The use of Ensemble Models for Multiple Class and Binary Class Classification for Improving Intrusion Detection Systems. *Sensors* 2020, 20, 2559;

60. Utebayeva, D.; Ilipbayeva, L.; Matson, E. Practical Study of Recurrent Neural Networks for Efficient Real-Time Drone Sound Detection: A Review. *Drones* 2023, 7, 26;

61. Marino L. Experimental analysis of UAV-propellers noise / L. Marino // 16th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference. University "La Sapienza", Rome, Italy. – American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010. – Pp. 1-14;

62. G. Sinibaldi, L. Marino. Experimental analysis on the noise of the propellers for small UAV. *Applied Acoustics*. 74 (2013). Pp.79-88;

63. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Sheyko S.A., Babkin S.I., Koryttsev I.V., Zubkov O.V., Anokhin M.A. Information characteristics of sound radiation of small unmanned aerial vehicles. *Telecommunications and Radio Engineering (English translation of Elektrosvyaz and Radiotekhnika)*, V.77 (10), 2018, pp. 915-924;

64. Козерук С.О., Коржик О.В. Виявлення малих літальних апаратів за акустичним випромінюванням. *Visnyk NTUU KPI Series Radiotekhnika Radiobuduvannia*, 2019, Iss. 76, pp15-20.

65. .V. N. Oleynikov, O. V. Zubkov, V. M. Kartashov, I. V. Koryttsev, S. I. Babkin, S. A. Sheiko. Investigation of detection and recognition efficiency of small unmanned aerial vehicles on their acoustic radiation. *Telecommunications and Radio Engineering (English translation of Elektrosvyaz and Radiotekhnika)* Volume 78, Issue 9, 2019, Pages 759-770.