МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

КРУТІЙ Олександр Ігорович

Програмний модуль детектування дронів на основі акустичної ідентифікації/ Software Module For Drone Detection Based On Acoustic Identification

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Освітньо-професійна програма – Штучний інтелект

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КНШІ-41
О. І. Крутій

Науковий керівник:
к.т.н., доцент, В.С. Коваль

Кваліфікаційну роботу допущено до захисту
«___»_____ 2025 р.

В.о. завідувача кафедри
_____ Н.М. Васильків

Тернопіль – 2025

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління
Освітній ступінь «бакалавр»
спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма – Штучний інтелект

ЗАТВЕРДЖУЮ
В.о. завідувача кафедри
_____ Н.М. Васильків
«____» _____2024 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ
КРУТІЮ Олександру Ігоровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Програмний модуль детектування дронів на основі акустичної ідентифікації/ Software Module For Drone Detection Based On Acoustic Identification
керівник роботи В.С. Коваль, к.т.н, доцент
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом по університету від 20 грудня 2024 р. № 938.
2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 25 травня 2025 р.
3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.
4. Основні питання, які потрібно розробити:

– проаналізувати технологій виявлення дронів по їх звуковій сигнатурі та описати технологій виявлення дронів;

– здійснити огляд відомих рішень;

– сформулювати вимоги до системи детекції дронів, яка функціонує в реальному часі з використанням доступних апаратних засобів;

– розробити концепцію програмного модуля детектування дронів, з врахуванням модульної архітектури, масштабованості;

– реалізувати алгоритмічне забезпечення модуля;

– реалізувати інформаційне забезпечення програмного модуля детектування дронів;

– провести вибір та аналіз програмно-апаратних засобів для розробки модуля;

– реалізувати програмно-технологічне забезпечення модуля;

– провести експериментальне тестування програмного модуля на аудіоданих.

5. Перелік графічного матеріалу в роботі:
- реалізована архітектура модуля;
- основні алгоритми програмного модуля;

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 20 грудня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи, ознайомлення з літературними джерелами та складання плану роботи	до 01.01. 2025 р.	
2	Написання 1 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.02. 2025 р.	
3	Написання 2 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.04.2025 р.	
4	Написання 3 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.05. 2025 р.	
5	Представлення попереднього варіанту кваліфікаційної роботи, перевірка та внесення змін керівником	до 15.05.2025 р.	
6	Опрацювання зауважень та представлення завершеного варіанту кваліфікаційної роботи. Підготовка супроводжуючих документів	до 25.05.2025 р.	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на оригінальність тексту	до 30.05.2025 р.	
8	Оформлення кваліфікаційної роботи та отримання допуску до захисту	до 10.06.2025 р.	
9	Подання кваліфікаційної роботи до захисту на засіданні атестаційної комісії	до 10.06. 2025 р.	

Студент_____ О. І. Крутій
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник кваліфікаційної роботи_____ В.С. Коваль
(підпис) (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 52 с., 21 рис., 4 додатки, 33 джерела.

Об’єктом дослідження - процес детектування дронів у повітряному просторі за допомогою акустичних характеристик.

Метою роботи є розробка програмного модуля для виявлення дронів на основі акустичної ідентифікації, що здатен працювати в реальному часі та використовує методи цифрової обробки сигналів і машинного навчання для класифікації звукових сигналів.

Методи дослідження: методи цифрової обробки аудіос игналів а саме нормалізація рівня сигналу, фільтрація шумів, сегментація сигналу на фрейми з перекриттям, застосування віконних функцій Hamming та Hanning для згладжування меж, методи виділення ознак, методи машинного навчання

Результатом роботи є програмний модуль, який може бути використаний для охорони об’єктів критичної інфраструктури, прикордонного контролю або в системах раннього оповіщення.

Ключові слова: АКУСТИЧНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ, ДРОН, ЗВУКОВИЙ СИГНАЛ, MFCC, КЛАСИФІКАЦІЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, Python, TensorFlow, Librosa, ЗВУКОВИЙ МОДУЛЬ, РЕАЛЬНИЙ ЧАС.

ANNOTATION

Explanatory Note to the Qualification Thesis: 52 pages, 21 figures, 4 appendices, 33 references.

The object of the research is the process of drone detection in airspace using acoustic characteristics.

The aim of the thesis is to develop a software module for drone detection based on acoustic identification, capable of operating in real time and utilizing digital signal processing methods and machine learning techniques for audio signal classification.

Research methods: digital audio signal processing methods, including signal level normalization, noise filtering, signal segmentation into overlapping frames, application of Hamming and Hanning window functions for boundary smoothing; feature extraction methods; machine learning methods.

The result of the work is a software module that can be used for the protection of critical infrastructure facilities, border control, or within early warning systems.

Keywords: ACOUSTIC IDENTIFICATION, DRONE, AUDIO SIGNAL, MFCC, CLASSIFICATION, NEURAL NETWORK, PYTHON, TENSORFLOW, LIBROSA, SOUND MODULE, REAL-TIME.

ЗМІСТ

Вступ 7
1 Аналіз технологій виявлення дронів по їх звуковій сигнатурі 9
1.1 Опис технологій виявлення дронів 9
1.2 Огляд і аналіз існуючих рішень 10
1.3 Постановка задачі 12
2 Алгоритмічне та інформаційне забезпечення програмного модуля детектування дронів 14
2.1 Розробка концепції програмного модуля детектування дронів 14
2.2 Алгоритмічне забезпечення модуля 21
2.3 Інформаційне забезпечення програмного модуля детектування дронів 26
3 Програмно-технологічне забезпечення 30
3.1 Вибір та аналіз програмно-апаратних засобів для розробки модуля 30
3.2 Програмно-технологічне забезпечення модуля 31
3.3 Тестування модуля 35
Висновки 38
Список використаних джерел 40
Додаток А Реалізована архітектура модуля 43
Додаток Б Основні алгоритми програмного модуля 44
Додаток В Код для модуля 45
Додаток Г Апробація отриманих результатів 46

ВСТУП

В сучасному світі дрони (або безпілотники) активно використовуються не лише у військових цілях у цивільних. Вони допомагають у сільському господарстві, зйомках, логістиці, але одночасно можуть нести небезпеку, наприклад, для критичної інфраструктури, прикордонних територій або під час воєнних дій.

Через це виникає потреба в ефективних і точних засобах виявлення дронів. Одним із найперспективніших напрямів є виявлення дронів за допомогою звуку, тобто — акустична ідентифікація.

Звук дрона має свою унікальну структуру- це дзижчання, яке виникає в результаті обертання пропелерів. Цей звук можна записати мікрофоном і проаналізувати за допомогою комп'ютера. Завдання полягає в тому, щоб навчити комп'ютерну систему розрізняти звук дрона від інших звуків: машин, людей, вітру, тварин тощо. Для цього необхідно пройти цілий ланцюг кроків. Спочатку записати звук, потім його очистити від зайвого шуму, виділити з нього потрібні числові характеристики (ознаки), а далі — класифікувати, що саме цей звук означає. Для цього дуже часто використовуються підходи на основі ШІ, зокрема нейронних мереж, які дозволяють навчити систему виявляти дрон навіть у складних умовах.

Основною вимогою такої системи ще є те що вона має працювати в реальному часі — тобто одразу реагувати, коли в повітрі з'являється підозрілий звук. Крім того вже є не стандарт де-факто, які компоненти має мати така система, а саме багатоканальні мікрофонні решітки, можливість семантичної сегментації звукових ознак дронів, формування мобільних мереж детекції на базі IoT, вбудовані автономні детектори з вбудованими ML-модулями.

Таким чином, акустичне виявлення безпілотних апаратів це велика комплексна задача яка є і буде актуальною ще багато років і розробка програмного модуля детекції дронів на основі звукових сигнатур є актуальною задачею.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка програмного модуля для виявлення дронів на основі акустичної ідентифікації, що забезпечує аналіз

звукових сигналів у реальному часі з використанням методів обробки сигналів та машинного навчання.

Завдання кваліфікаційної роботи полягають у послідовному виконанні наступних етапів:

– проаналізувати технологій виявлення дронів по їх звуковій сигнатурі та описати технологій виявлення дронів;

– здійснити огляд відомих рішень;

– сформулювати вимоги до системи детекції дронів, яка функціонує в реальному часі з використанням доступних апаратних засобів;

– розробити концепцію програмного модуля детектування дронів, з врахуванням модульної архітектури, масштабованості;

– реалізувати алгоритмічне забезпечення модуля;

– реалізувати інформаційне забезпечення програмного модуля детектування дронів;

– провести вибір та аналіз програмно-апаратних засобів для розробки модуля;

– реалізувати програмно-технологічне забезпечення модуля;

– провести експериментальне тестування програмного модуля на аудіоданих.

Об’єкт дослідження - процес детектування дронів у повітряному просторі за допомогою акустичних характеристик.

Предмет дослідження - алгоритми та засоби програмної реалізації автоматичного виявлення дронів за звуковими ознаками з використанням методів цифрової обробки сигналів та класифікації.

Результати кваліфікаційної роботи апробовані та опубліковані у матеріалах студентської науково-практичної конференції “Інтелектуальні інформаційні технології в прикладних дослідженнях” (IITAR – 2025), м. Тернопіль, Україна, 27-29 травня 2025 р.

Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

1 АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЙ ВИЯВЛЕННЯ ДРОНІВ ПО ЇХ ЗВУКОВІЙ СИГНАТУРІ

1.1 Опис технологій виявлення дронів

Одним із ключових критеріїв успішності системи акустичного виявлення є її здатність функціонувати в умовах високого рівня шуму та нестабільної акустичної обстановки. Як показують результати дослідження [1] класичні методи обробки сигналу, такі як спектральний аналіз або прості порогові функції, часто виявляються недостатніми. В ній пропонується адаптація сучасних алгоритмів — зокрема YOLOv8 у поєднанні з Swin Transformer — для обробки акустичних ознак, вбудовуючи акустичну компоненту в мультисенсорну структуру. Цей підхід підтверджує потенціал гібридних систем, де кожен сенсор виконує свою вузькоспеціалізовану функцію, підвищуючи загальну достовірність розпізнавання.

Практичні випробування, що описані в дослідженні [2] демонструють, як використання комбінованих сенсорів (акустика + інфрачервоні детектори) дозволяє значно знизити кількість хибних позитивних спрацювань. Робота також вказує на важливість попередньої обробки сигналу, особливо для побудови нейромережевих архітектур, що потребують високої якості навчального матеріалу.

Незважаючи на помітний прогрес у галузі, в більшості сучасних досліджень і реалізацій відчувається нестача стандартизованих датасетів для акустичного виявлення дронів. Це є суттєвим обмеженням для широкого впровадження глибокого навчання, оскільки моделі, навчені на локальних даних, часто виявляються неконкурентними при зміні умов середовища, типів дронів або джерел шуму.

В роботі [3] було наведено спробу зібрати структурований набір аудіоданих із залученням як реальних, так і синтетично створених записів. Такий підхід дозволяє навчати моделі із більшою загальною здатністю до узагальнення, хоча автори вказують на проблеми щодо узгодження спектральних параметрів синтетичних та натуральних сигналів.

Іншою важливою проблемою, яку зазначається в роботі [4] про використання SVM для класифікації дронів, є адаптація моделей до обмежених обчислювальних ресурсів. Було продемонстровано роботу системи на ARM-процесорі Raspberry Pi та виявивлено, що зменшення складності алгоритму шляхом використання менших дескрипторів (наприклад, MFCC замість повного спектру) дозволяє зберегти прийнятну точність при мінімальному навантаженні на процесор.

Роботи [5] та [6] зосереджені на побудові систем, які здатні функціонувати в реальних польових умовах. У цих дослідженнях акцент зроблено на створенні електроакустичних трактів, що враховують такі фактори, як розміщення мікрофонів, напрям прийому звуку, частотна селекція та аналогова фільтрація. Більше того, в даних схемах вперше було запропоновано використання проміжного квантування сигналів для стабілізації роботи в умовах швидкозмінної акустичної обстановки.

Суттєвим аспектом стає енергоефективність, особливо в автономних системах. В роботі [7] пропонується використання мікроконтролерів з низьким енергоспоживанням та реалізація обробки сигналу в фіксованій точності, що дозволяє значно зменшити енергозатрати без критичної втрати точності.

На підставі аналізу розглянутих джерел можна зробити висновок, що акустичне виявлення дронів вийшло з експериментального етапу і поступово переходить у фазу промислової реалізації та стандартизації. Такі системи вже інтегруються у комплекси охорони повітряного простору на базах ЗСУ, у прикордонних службах, а також на об'єктах критичної інфраструктури — енергетичних підстанціях, нафтопереробних заводах, урядових будівлях.

1.2 Огляд і аналіз існуючих рішень

В сучасному світі, де безпілотні літальні апарати (БПЛА) відіграють дедалі важливішу роль, особливо актуальним стає питання їх виявлення у режимі реального часу. Акустичні методи виявлення, які базуються на унікальних

звукових сигнатурах дронів, стають потужним інструментом для захисту стратегічних об’єктів та моніторингу повітряного простору.

Одним із поширених методів класифікації звукових сигналів є використання машинного навчання, зокрема алгоритмів SVM (Support Vector Machine). В роботі [8] розглядається можливість виявлення дронів за допомогою масиву мікрофонів і подальшої класифікації отриманих сигналів за допомогою моделей SVM та One-Class SVM. Зіставлення обох методів продемонструвало перевагу One-Class SVM у випадках, коли тип дрона заздалегідь невідомий. Дана робота зосереджена на порівнянні різних аудіо-дескрипторів — ознак, які витягуються зі звукового сигналу для подальшої класифікації. Автори проаналізували MFCC (мел-частотні кепстральні коефіцієнти), спектральний контраст, хрома-вектори та інші параметри. З’ясувалося, що MFCC забезпечує найкращу якість класифікації при мінімальних обчислювальних витратах, що робить його оптимальним для систем на базі вбудованих рішень.

У дослідженні [9] автори демонструють концепцію портативного детектора дронів, побудованого з використанням простої схеми: мікрофонний модуль, підсилювач, мікроконтролер, модуль обробки і SVM-класифікатор. Така система може бути інтегрована в переносні або стаціонарні модулі для оперативного моніторингу зони.

Більш комплексний підхід представлено в оглядовій роботі [10], де проаналізовано застосування різних класів алгоритмів — від простих дерев рішень до нейронних мереж. У роботі проведено глибоке порівняння методів за точністю, стабільністю, потребами до навчального матеріалу та обчислювальними ресурсами.

Актуальний огляд [11] містить класифікацію існуючих систем за типами: оптичні, радіочастотні та акустичні. Зокрема, в частині акустичних систем дослідники акцентують увагу на ефективності застосування згорткових нейронних мереж (CNN), рекурентних мереж (RNN), а також генеративних моделей (GAN) для симуляції додаткових даних. Це відкриває нові можливості для покращення продуктивності систем, особливо у випадках обмеженої навчальної вибірки.

У дослідженні [2] запропоновано застосування каскадної архітектури згорткових нейронних мереж (CNN), яка поєднує ознаки, отримані з акустичних, візуальних та інфрачервоних джерел. Це дає змогу підвищити точність розпізнавання у складних умовах.

В роботі [1] адаптував архітектуру YOLOv8 до задачі виявлення дронів на основі об’єднаних ознак, включаючи акустичні сигнатури. Для обробки комплексної інформації застосовано Swin Transformer, що забезпечує багатошарову обробку сигналу і покращує точність.

В роботі [6] представлено модуль для виявлення квадрокоптерів у польових умовах. Автори використовують спектральний аналіз сигналів пропелерів і фокусуються на фільтрації шуму в заданому частотному діапазоні.

В даному параграфі було представлено найпопулярніші рішення, від простих класифікаторів до мультисенсорних нейромережевих систем. Вони демонструють високий потенціал акустичних методів, але також вказують на необхідність подальшої стандартизації, розширення датасетів і зменшення впливу завад.

1.3 Постановка задачі

У сучасному світі, де безпілотні літальні апарати (дрони) стали доступними для широкого кола користувачів, зростає загроза їх несанкціонованого використання поблизу стратегічних, інфраструктурних або військових об’єктів. Це створює нагальну потребу у створенні ефективних систем раннього виявлення таких пристроїв. Одним із перспективних напрямів є акустичне виявлення дронів, що базується на ідентифікації характерних звукових сигнатур, які виникають під час роботи пропелерів.

Попри наявність комерційних рішень, багато з них є дорогими, вимагають спеціального обладнання (радарів, оптики, тепловізорів), або не пристосовані для роботи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Акустичний підхід натомість дозволяє виявляти дрони на основі їх унікального звуку за допомогою

недорогих мікрофонів і програмного аналізу звукового сигналу, що значно здешевлює розгортання таких систем у реальних умовах.

Актуальність проблеми обумовлена потребою створення компактного, автономного та адаптивного модулю, який зможе працювати в реальному часі, виявляючи дрони навіть у складних шумових умовах, та не потребуватиме високопродуктивного апаратного забезпечення. Крім того, система повинна забезпечувати можливість масштабування, накопичення статистичних даних про загрози, підтримувати локалізацію джерела звуку та мати зручний інтерфейс для оператора або інтеграції з іншими безпековими платформами.

Метою цієї роботи є розробка архітектури та програмної реалізації модуля виявлення дронів, що базується на аналізі акустичних сигналів з використанням методів машинного навчання, який працюватиме на основі стандартних мікрофонів та зможе ідентифікувати наявність дрона із заданим рівнем достовірності.

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. Розробити концепцію програмного модуля детектування дронів, з врахуванням модульної архітектури, масштабованості.
2. Реалізувати алгоритмічне забезпечення модуля.
3. Реалізувати інформаційне забезпечення програмного модуля детектування дронів.
4. Провести вибір та аналіз програмно-апаратних засобів для розробки модуля.
5. Реалізувати програмно-технологічне забезпечення модуля.
6. Провести експериментальне тестування програмного модуля на аудіоданих.

2 АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ДРОНІВ

2.1 Розробка концепції програмного модуля детектування дронів

Система або програмний модуль виявлення дронів на основі аналізу звуку складається з кількох основних елементів, які взаємопов'язані між собою. Метою такої системи є автоматичне виявлення та ідентифікація дронів у повітряному просторі лише на основі звукової інформації, яку вони створюють під час польоту. Це особливо актуально у випадках, коли візуальне виявлення є ускладненим — у темну пору доби, при поганій погоді або за межами прямої видимості.

Нижче подано опис архітектури програмного модуля (рисунок 2.1), що може застосовуватись для захисту важливих об'єктів, раннього попередження у прикордонних зонах або для забезпечення публічної безпеки.

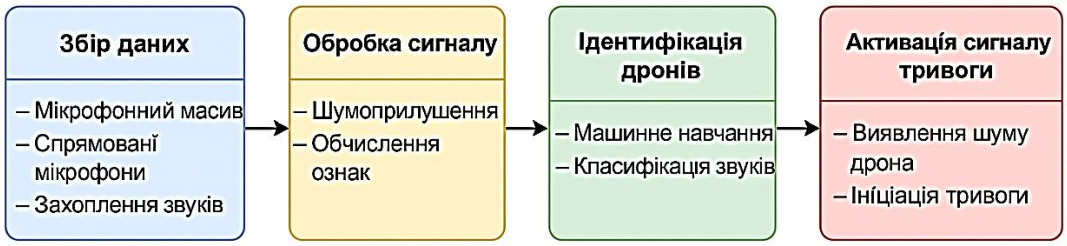


Рисунок 2.1 – Узагальнена архітектура модуля

Перший компонент системи — це навколишнє середовище, у якому перебуває дрон. Під час польоту дрон створює характерні шуми, переважно внаслідок обертання пропелерів. Ці шуми мають специфічний спектральний відбиток, який можна фіксувати мікрофоном. Важливо враховувати, що навколишнє середовище містить багато сторонніх шумів — вітер, машини, голоси людей, інші пристрої. Тому система повинна працювати в умовах завад та фонового шуму.

Звуки, які створює дрон, сприймаються акустичними сенсорами. Це може бути, як одиночний мікрофон що є дешевим варіантом і простим в реалізації. Такий

підхід підходить для визначення самого факту наявності дрона, але не дає інформації про напрямок або відстань.

До другого варіанту можна віднести масив мікрофонів, що являє собою набір із декількох сенсорів, розміщених у геометричній конфігурації. Така конфігурація вже дозволяє визначити напрямок приходу звуку (DOA — direction of arrival) і навіть оцінити відстань до об’єкта.

Вибір типу сенсора залежить від поставлених задач: для охорони приміщення може вистачити одного мікрофона, тоді як для відкритої території або військових цілей краще застосовувати масиви.

Сигнал з мікрофона надходить на підсилювач — пристрій, який підвищує рівень звукового сигналу до прийнятного для цифрової обробки. Зазвичай застосовують мікросхеми з автоматичним регулюванням посилення (наприклад, MAX9814), які забезпечують стабільний рівень сигналу незалежно від гучності джерела. Після підсилення сигнал надходить на АЦП (аналого-цифровий перетворювач). Для таких цілей підходить навіть вбудована звукова карта або окремий модуль, який перетворює аналоговий звук у цифровий формат. Важливо, щоб частота дискретизації була не меншою за 44,1 або 48 кГц — це дозволяє зберегти інформативність звуку. Розрядність зазвичай 16 біт.

Перед тим, як передавати сигнал до моделі машинного навчання, його потрібно «очистити» та привести до зручного формату.

На першому етапі вирівнюється гучність звукового сигналу, тому що деколи дрон може бути близько до мікрофона, або далеко. Це впливає на гучність запису. Нормалізація дозволяє зробити сигнал приблизно однаковим за рівнем гучності, незалежно від відстані до джерела. Наприклад, якщо дрон летить на різній висоті, його шум може бути то тихішим, то голоснішим — і без нормалізації штучний інтелект може сприймати це як різні об’єкти.

Після процедури вирівнювання потрібно видалити небажані шуми. Це можуть бути випадкові звуки з навколишнього середовища, які не мають відношення до дрона, наприклад, шелест листя, гавкіт собаки, шум міста. Для цього можна використати фільтр Вінера. Це інтелектуальний метод, який порівнює

сигнал із «шаблоном» чистого звуку і намагається відфільтрувати зайве, залишаючи лише те, що схоже на звук дрона. Також можуть застосовуватись фільтри високих або низьких частот, якщо потрібно зосередитися на певному діапазоні звуку (наприклад, 300–3000 Гц, де зазвичай звучать дрони).

На третьому кроці (рисунок 2.2) довгий звуковий сигнал розбивається на невеликі частини — фрейми, або «звукові вікна».

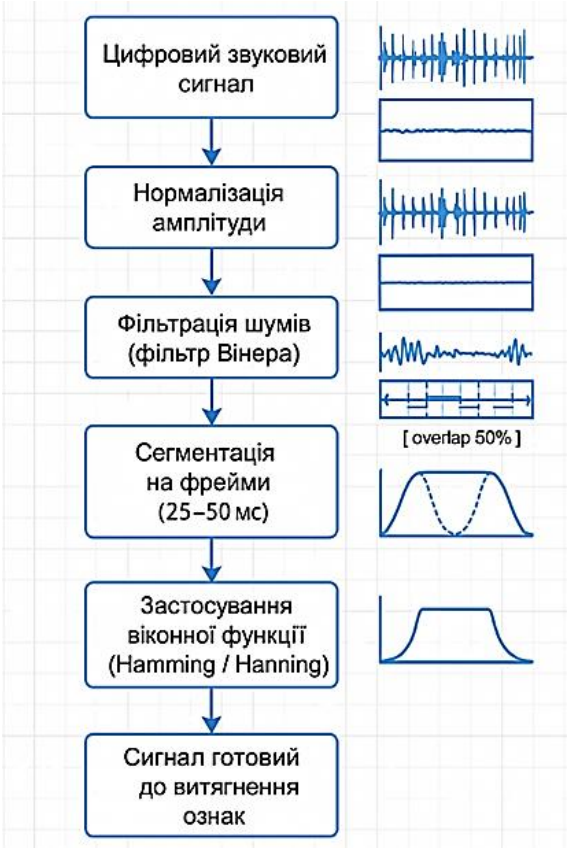


Рисунок 2.2 - Попередня обробка звукового сигналу

Кожен фрейм має тривалість приблизно 25–50 мілісекунд. Це потрібно для того, щоб система могла проаналізувати, як змінюється звук з часом. Така сегментація допомагає виявити характерні ознаки саме в момент, коли дрон пролітає дуже близько або змінює свою траєкторію. Крім того, фрейми часто перекриваються (наприклад, на 50%), щоб не втрачати важливу інформацію на межі фрагментів.

На завершальному кроці застосовується віконні функції для усунення різких стрибків на краях кожного фрейму, для видалення небажаних ефектів у частотному

спектрі. Для реалізації такого підходу найкраще підходять функції Hamming і Hanning. Вони плавно «обрізають» краї фрейму, роблячи перехід між сусідніми фрагментами більш м’яким. Завдяки цьому спектрограма або інші ознаки звуку стають чіткішими і легше піддаються аналізу.

Після того, як було записано та очищено звук дрона, від шумів та підготовки до аналізу, на наступному проводиться перетворення звукової інформації у форму, яку може розуміти штучний інтелект (рисунок 2.3).

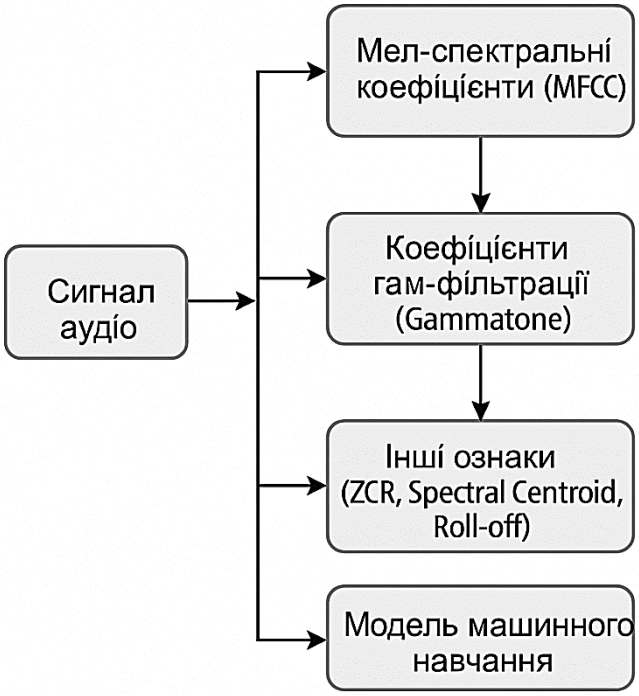


Рисунок 2.3 – Процес виділення ознак

Якщо дрон наближається, енергія зростає, якщо віддаляється — зменшується. Інша важлива ознака — це частотні характеристики звуку. Пропелери дронів створюють звуки з характерними частотами та гармоніками. Щоб ці частоти виявити, можна застосувати спеціальні методи, наприклад, MFCC (мел-частотні кепстральні коефіцієнти) або GTCC (гама-частотні). Вони дають уявлення про те, які частоти домінують у сигналі та як змінюється їх інтенсивність у часі. Також можна застосувати спектрограми — для визначення зміни гучності на різних частотах у часі, і яке може подаватись також на вхід нейронної мережі. Крім того, використовуються допоміжні ознаки, такі як частота перетинання нуля

(ZCR), яка допомагає відрізняти рівні або плавні звуки дронів від різких шумів, та інші спектральні параметри (центроїд, ширина спектра, roll-off), які детальніше описують форму звукової хвилі. Усі ці числові ознаки обчислюються для кожного короткого відрізка сигналу (фрейму), зазвичай тривалістю 25–50 мілісекунд. У результаті система отримує велику таблицю чисел, яка описує зміну звуку в часі. Ця таблиця подається на вхід моделі штучного інтелекту — наприклад, нейронної мережі, яка навчається визначати, чи відповідає звук дрону, чи ні. Завдяки цьому етапу система дозволяє точно виявляти дрони навіть у складних шумових умовах.

Нейромережева класифікація — це етап, на якому система приймає рішення, чи є записаний звук звуком дрона, чи це щось інше, наприклад, автомобіль, голос або просто вітер. Після того, як звук був попередньо оброблений та перетворений у набір чисел — ознак, ці числові значення передаються в нейронну мережу. Найчастіше використовуються такі види нейронних мереж, як CNN (згорткові нейронні мережі), які добре працюють із спектрограмами як зображеннями, або LSTM/BiLSTM — мережі, що вміють враховувати зміну звуку з часом, тобто пам’ятати попередні фрагменти. Ці два типи мереж поєднують у гібридну модель CNN-LSTM, щоб досягти ще більшої точності. Після навчання нейромережа вже може працювати в реальному часі: на вхід вона отримує новий сигнал, обчислює його ознаки, і на виході видає ймовірність — наприклад, 95% що це дрон. Якщо ймовірність висока, система спрацьовує та подає сигнал — тривогу, сповіщення або виводить повідомлення на екран. Таким чином, нейромережева класифікація є центральною частиною всієї системи: вона приймає фінальне рішення.

Для цього можна використовувати не один, а кілька мікрофонів, розташованих у певному порядку, наприклад, у формі кола або лінії. Коли дрон пролітає поруч, звук від нього досягає кожного з мікрофонів в різний час. Завдяки цим затримкам система розуміє, з якого боку дрон наближається. У більш складних випадках система може навіть визначити не тільки напрямок, а й приблизну відстань до дрона за рівнем гучності або за різницею часу, коли звук доходить до мікрофонів. Це дуже важливо, якщо дрон виявлений у небезпечній зоні — наприклад, біля електростанції, або кордону. Завдяки локалізації можна не тільки

знати, що дрон наблизився, а й відреагувати швидше: навести камеру. Отже, локалізація джерела опціональним доповненням до звукового виявлення.

Вихідна система та інтерфейс має безпосередньо працювати з користувачем або іншою системою через API, щоб отримати результат роботи всієї системи виявлення дрона (рисунок 2.4).

Рисунок 2.4 – Концеп графічного інтерфейсу користувача

Після того як система зафіксувала звук, обробила його, виділила ознаки, класифікувала й, можливо, визначила напрямок, з якого наближається дрон, усі ці дані мають подані користувачу у зручній та зрозумілій формі. Наприклад, на екрані комп’ютера або планшета може з’явитись повідомлення: «Дрон виявлено!» та вказується ймовірність (наприклад, 97%), а також напрямок або зона, звідки він наближається. Якщо система підтримує локалізацію, можна показати стрілку, яка вказує напрямок на мапі або схемі місцевості.

Інтерфейс також може включати звуковий або світловий сигнал тривоги наприклад, якщо дрон наближається до забороненої зони. Також можна розширити функціонал і записувати всі виявлення у журнал подій: коли саме був виявлений дрон, скільки тривав звук, які ознаки були зафіксовані.

Крім того в модулі має бути виведення спектрограми або графіків у реальному часі. Наприклад, оператор може бачити не лише повідомлення про загрозу, а й картинку звуку — деякі люди можуть по спектру визначити тип дрона або навіть його модель.

Зберігання та аналіз історичних даних — це важливий етап у системі виявлення дронів, який дозволяє не лише фіксувати появу дрона «тут і зараз», але й накопичувати інформацію для подальшого аналізу, навчання та вдосконалення системи. Уявімо, що система щодня працює на охоронюваному об’єкті: вона постійно слухає звуки, виявляє дрони або хибні тривоги, зберігає спектрограми, обчислені ознаки та реакції користувача (чи підтвердив він тривогу, чи скасував). Усі ці дані записуються в спеціальну базу — по суті, це електронний щоденник роботи системи. Наприклад, запис: «1 квітня, 10:32, звук дрона, ймовірність 96%, напрямок: схід». Завдяки такому зберіганню оператор або аналітик може пізніше переглянути, скільки разів і коли були виявлення, які дрони фіксувались найчастіше, в який час доби відбувалися активності, і чи співпадало це з реальними подіями. Якщо ж система іноді помилялась — наприклад, приймала звук вентилятора за дрон, — оператор може це виправити, а ці дані потім використовуються для покращення алгоритму. Це називається донавчанням моделі, коли система навчається на власному досвіді. Окрім цього, історичні дані можуть бути використані для звітності — наприклад, у службах охорони або поліції, щоб пояснити, які дії було вжито і коли саме. Ще один важливий аспект — аналіз сезонності та трендів. Якщо влітку дронів фіксується більше, а взимку менше — це корисна інформація для планування чергувань або зміни чутливості системи. Також, якщо система фіксує нові типи звуків, які не схожі на попередні дрони, це може свідчити про появу нової моделі, і варто оновити базу звуків. Отже, зберігання та аналіз історичних даних — це не просто архів, а активна частина системи, яка дозволяє їй ставати розумнішою, точнішою та ефективнішою з кожним днем. Це допомагає не тільки фіксувати факти, а й робити висновки, прогнозувати поведінку зловмисників, оптимізувати реагування й підвищувати рівень безпеки на об’єкті.

Така архітектура дозволяє побудувати модульну, гнучку систему, яку можна адаптувати до різних умов — від охорони об'єктів до мобільних розвідувальних пристроїв. Завдяки використанню штучного інтелекту вона буде здатна розпізнавати дрони навіть у складних шумових умовах та в режимі реального часу.

2.2 Алгоритмічне забезпечення модуля

Система починає свою роботу зі захоплення звукового сигналу. Для цього використовується мікрофон або масив мікрофонів, які фіксують усі звуки в навколишньому середовищі (рисунок 2.5).

Результат може бути використаний для оповіщення оператора або запису в базу даних. Система готова до нового циклу захоплення сигналу.

Основне завдання цього етапу це перетворити звук з реального середовища у цифровий сигнал, який можна далі обробляти комп’ютером.

Далі виконується попередня обробка сигналу. На цьому етапі система вирівнює гучність звуку (нормалізація), зменшує рівень шумів (фільтрація) і розбиває сигнал на короткі фрагменти (сегментація), які легше аналізувати. Це допомагає системі краще адаптуватися до різних умов і зберігати якість розпізнавання.

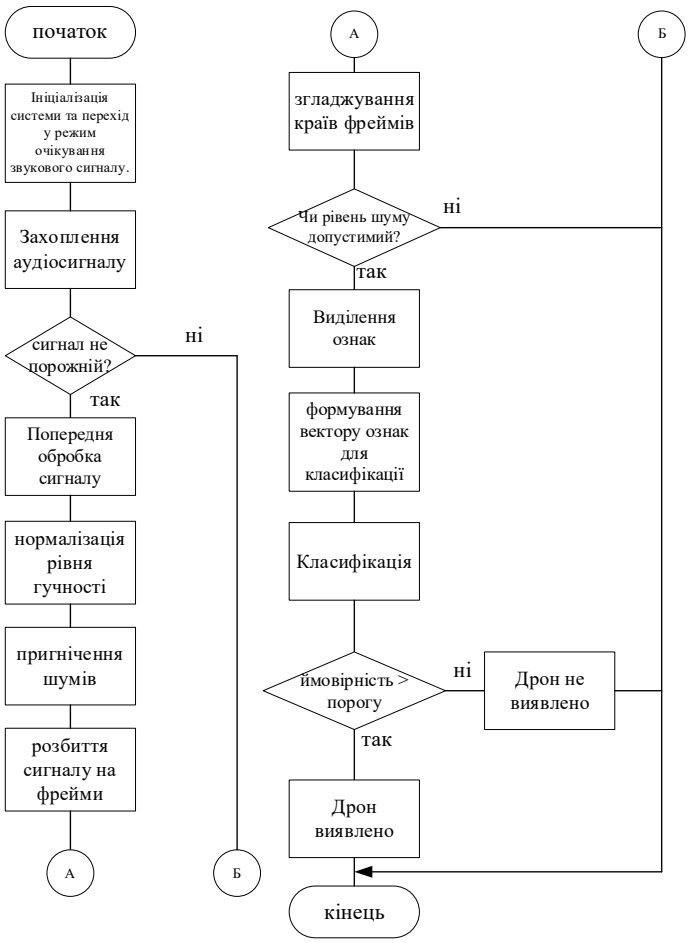


Рисунок 2.5 - Схема алгоритму захоплення звукового сигналу

Після цього виконується виділення ознак. Звуковий сигнал перетворюється у числові характеристики, наприклад MFCC, спектрограму або ZCR. Ці ознаки описують частотні та часові властивості звуку і подаються на вхід класифікатора.

На основі виділених ознак система переходить до класифікації. Тут використовується або нейронна мережа, або алгоритм SVM, які визначають, чи містить сигнал ознаки дрона.

Якщо дрон виявлено, то виводиться результат — “виявлено”. Якщо ні — “не виявлено”. Також система може визначити напрямок на джерело звуку.

Алгоритм враховує різні ситуації, зокрема перевіряє, чи звук не порожній, чи рівень шуму не перевищує норму. Такий підхід дозволяє працювати навіть у складних умовах — наприклад, у місті або на відкритій місцевості з вітром.

Попередня обробка звукового сигналу є важливим етапом у роботі програмного модуля детектування дронів. Її основна мета — підготувати сигнал до подальшого аналізу та виділення ознак. Оскільки звук, який записується мікрофоном, може мати різний рівень гучності та містити багато сторонніх шумів, цей етап допомагає зробити сигнал чистішим, стабільнішим і однаковим за параметрами. Це дозволяє класифікатору працювати точніше й швидше, особливо в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Першим кроком є нормалізація — процес вирівнювання рівня гучності сигналу. Це потрібно для того, щоб дрони, які пролітають ближче або далі від мікрофона, не сприймалися як різні об'єкти. Система приводить усі сигнали до однакового рівня потужності.

Тобто спочатку є фільтрація шумів. Тут застосовуються інтелектуальні методи, наприклад, фільтр Вінера, який добре прибирає фонові завади, або смугові фільтри, які виділяють потрібний діапазон частот (зазвичай 300–3000 Гц), де працює більшість дронів (рисунок 2.6).

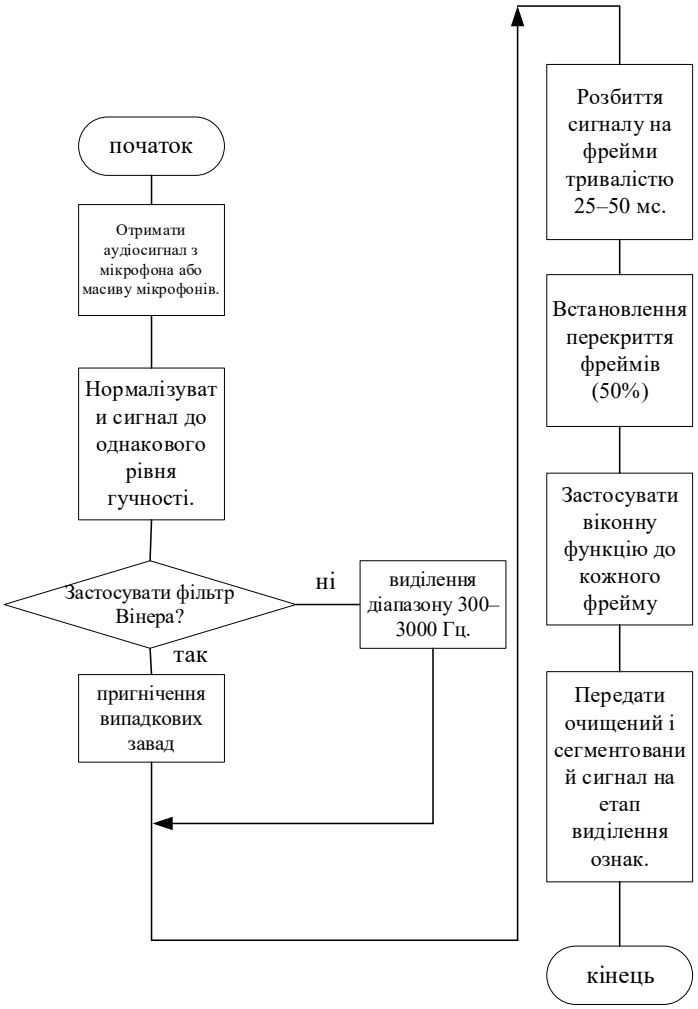


Рисунок 2.6 - Схема алгоритму попередньої обробки

Після цього проводиться сегментація звукового сигналу. Він розбивається на короткі проміжки часу — фрейми тривалістю 25–50 мілісекунд, часто з перекриттям 50%. Це дозволяє системі бачити, як змінюється звук у динаміці.

На останньому кроці застосовуються віконні функції, такі як Hamming або Hanning. Вони згладжують краї кожного фрейму, що допомагає уникнути різких стрибків у спектрі та покращує якість ознак.

Після попередньої обробки сигналу важливо перетворити його в числову форму, яку можна подати на вхід моделі штучного інтелекту. Цей процес називається виділенням ознак. Метою є витягнути з кожного фрагмента сигналу такі характеристики, які найкраще описують його зміст і дозволяють відрізнити звук дрона від інших звуків.

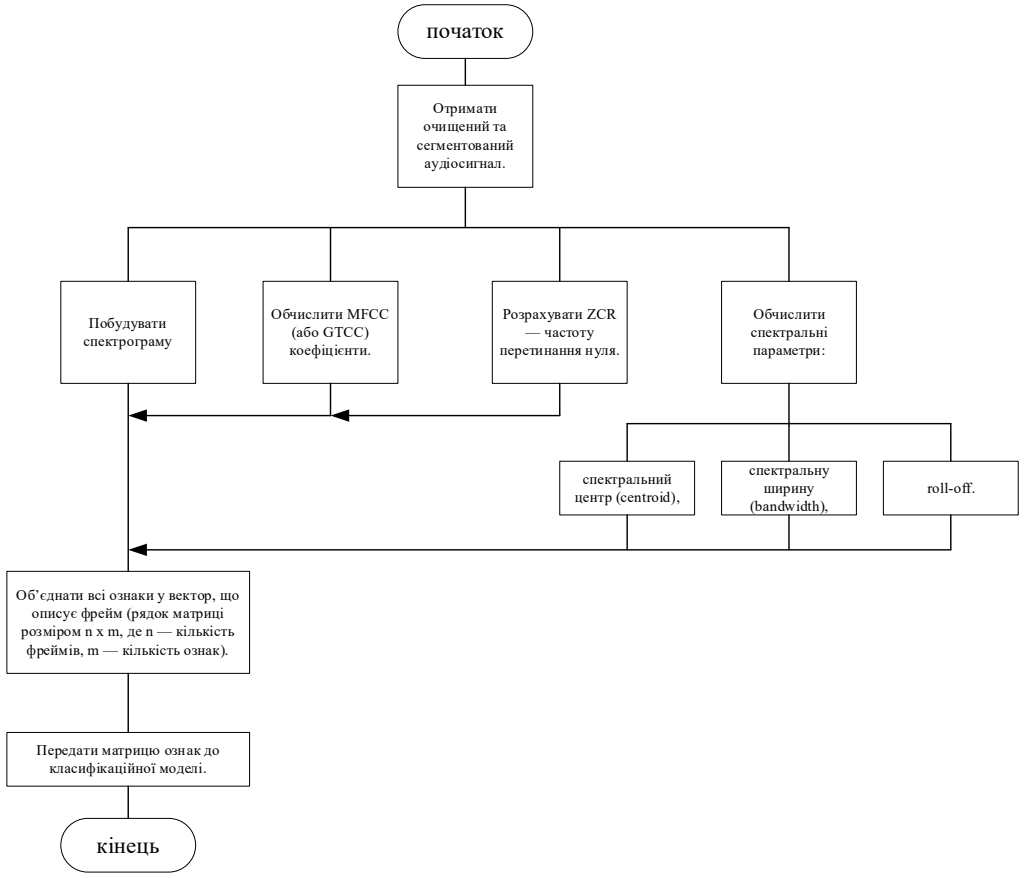


Рисунок 2.7 - Схема алгоритму виділення ознак

Основним методом є розрахунок MFCC — мел-частотних кепстральних коефіцієнтів. Вони дозволяють оцінити, які частоти домінують у сигналі, і при цьому імітують сприйняття людського вуха. MFCC — це стандарт для обробки мови, але він також добре працює зі звуками дронів, оскільки дозволяє зменшити розмірність і зберегти найважливішу інформацію.

Іншим варіантом є GTCC — гама-частотні коефіцієнти. Вони працюють подібно до MFCC, але використовують іншу шкалу частот, що може бути корисно в шумних умовах або при виявленні нестандартних типів дронів.

Крім основних ознак, обчислюються допоміжні спектральні характеристики:

– ZCR (zero crossing rate) — показує, як часто сигнал перетинає нуль;

– спектральний центр, частота навколо якої зосереджено максимум енергії;

– roll-off — точка, де зосереджено певний відсоток загальної енергії спектра.

Ще одна важлива візуалізація є спектрограма. Вона показує зміну частотної структури сигналу в часі. Виглядає як зображення, де вісь X — час, вісь Y — частота, а колір — сила сигналу. Усі обчислені параметри збираються у вектор ознак для кожного фрейму. Цей вектор подається далі до класифікатора.

Після виділення ознак з аудіосигналу наступним етапом є класифікація. Її мета — визначити, чи належить звуковий фрагмент до класу "дрон" або "не дрон". Для цього використовуються спеціальні математичні моделі, які навчаються на прикладах. У цьому проєкті застосовується один із двох підходів: нейронні мережі або методи підтримки векторів (SVM).

У випадку використання нейронної мережі, наприклад CNN (Convolutional Neural Network) або CNN-LSTM, ознаки подаються у вигляді матриці або спектрограми. CNN добре працюють з візуальними структурами (наприклад, спектрограмами), а LSTM додає можливість враховувати зміну ознак у часі. Зазвичай така мережа складається з кількох згорткових шарів, шару згладжування (flatten), повнозв’язного шару (Dense) та фінального шару з активацією softmax або sigmoid, якщо задача бінарна.

Альтернативою є SVM або One-Class SVM. Це класичний підхід машинного навчання, який добре працює з невеликим обсягом даних і дозволяє створити просту, але ефективну модель. One-Class SVM особливо зручний, якщо є тільки приклади дронів, а негативні приклади невідомі.

Рисунок 2.8 - Схема алгоритму класифікації

Під час навчання моделі обирається функція втрат, дані діляться на навчальну та тестову вибірки, задається кількість епох та оптимізатор.

Після навчання моделі проводиться порівняння їх за точністю, швидкістю роботи та потребами в обчислювальних ресурсах.

2.3 Інформаційне забезпечення програмного модуля детектування дронів

Програмний модуль детектування дронів на основі акустичної ідентифікації працює з конкретними видами вхідної та вихідної інформації. Ці дані

використовуються на різних етапах обробки сигналу, від його захоплення до прийняття рішення про наявність дрона.

Вхідна інформація надходить від мікрофонів які реєструють звукові хвилі з навколишнього середовища. Основними параметрами є сам звуковий сигнал (у вигляді хвильової форми), частота дискретизації, рівень гучності та час запису. Ці сигнали можуть містити не лише звук дрона, а й інші джерела шуму, тому важливо зберігати усі характеристики сигналу для подальшої фільтрації та класифікації.

Вихідна інформація — це результат обробки вхідного сигналу нейромережею або іншим класифікатором. Вихідними параметрами є ймовірність того, що у сигналі присутній дрон, клас об'єкта (дрон або інший шум), орієнтовний напрямок джерела звуку, мітка часу, рівень тривоги, а в деяких випадках — координати джерела (якщо використовується масив мікрофонів).

Ця інформація може зберігатися в базі даних або виводитись на інтерфейс оператора для подальших дій. Нижче наведено таблицю з описом усіх полів, які використовуються у модулі.

Таблиця 2.1 – Формат вхідної та вихідної інформації

№	Назва поля	Тип даних	Одиниця вимірювання	Призначення
1	audio_signal	масив чисел	амплітуда (від -1 до 1)	Цифрове представлення звукової хвилі
2	sampling_rate	ціле число	Гц (герц)	Частота дискретизації звуку
3	timestamp	дата і час	ISO 8601	Час фіксації початку сигналу
4	signal_level_db	дійсне число	децибели (дБ)	Середній рівень звуку
5	mfcc_features	масив чисел	коефіцієнти безрозмірні	Мел-частотні кепстральні коефіцієнти
6	zcr	дійсне число	перетинів / секунда	Частота перетинання нуля
7	spectral_centroid	дійсне число	Гц	Центр ваги спектру

8	rolloff	дійсне число	Гц	Частота, яка охоплює 85–95% енергії сигналу
9	prediction_probability	дійсне число	від 0 до 1	Ймовірність того, що звук є звуком дрона
10	class_label	текст	"drone" / "noise"	Клас об'єкта
11	alarm_level	ціле число	0 – 3	Рівень тривоги (0 – немає, 3 – висока загроза)
12	direction_of_arrival	дійсне число	градуси (0–360)	Орієнтація на джерело звуку
13	estimated_distance	дійсне число	метри	Орієнтовна відстань до об’єкта (за наявності)

Цей формат забезпечує достатню деталізацію для роботи системи в режимі реального часу, а також дає змогу зберігати історію подій для подальшого аналізу.

Для ефективного функціонування програмного модуля детектування дронів необхідно організувати структуру збереження даних. Це дозволяє фіксувати виявлені події, зберігати числові ознаки звукових сигналів та параметри, що описують напрямок і відстань до джерела звуку. Така логічна структура бази даних забезпечує зручне зберігання, пошук та подальший аналіз подій.

Основною таблицею є Events, яка містить інформацію про кожне зафіксоване спрацювання: час, результат класифікації (чи виявлено дрон), рівень впевненості, рівень тривоги тощо. Кожен запис має унікальний ідентифікатор event_id.

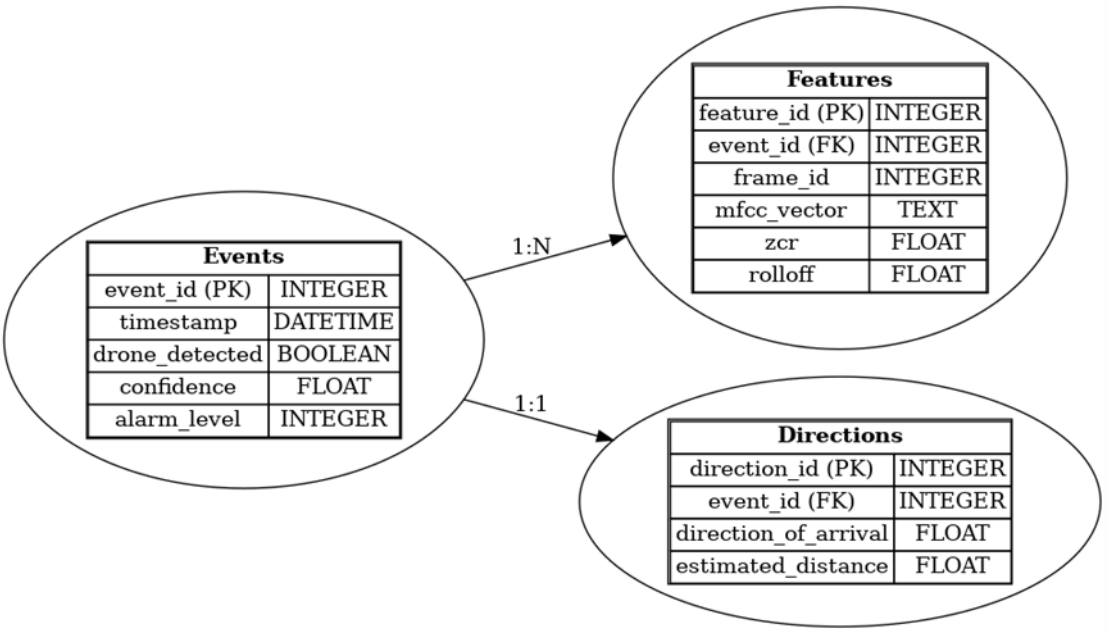


Рисунок 2.9 - ER-діаграми логічної структури бази даних

До кожної події може бути прив’язано багато фреймів, для яких зберігаються обчислені ознаки — це реалізовано у таблиці Features. Тут містяться MFCC-вектори, ZCR, roll-off та інші характеристики. Кожна ознака пов’язана з конкретною подією через зовнішній ключ event_id.

Додатково створюється таблиця Directions, яка містить інформацію про орієнтацію та відстань до джерела звуку. Вона також прив’язана до події через event_id.

Такий підхід дозволяє масштабувати систему, зберігати всю історію подій та забезпечити гнучкий аналіз і візуалізацію результатів.

3 ПРОГРАМНО-ТЕХНОЛОГІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

3.1 Вибір та аналіз програмно-апаратних засобів для розробки модуля

Для реалізації програмного модуля детектування дронів на основі звукового аналізу необхідно правильно підібрати як апаратне, так і програмне забезпечення. Це дозволяє забезпечити стабільну роботу системи в реальному часі, мінімізувати затримки обробки сигналу та забезпечити точну класифікацію звукових подій.

В якості апаратного забезпечення було обрано мікрофон MAX4466, який має вбудований підсилювач та дозволяє якісно захоплювати звук з достатньою чутливістю. Цей мікрофон є недорогим, легко інтегрується через аналоговий вихід, та ідеально підходить для фіксації звуків дронів на близькій та середній відстані.

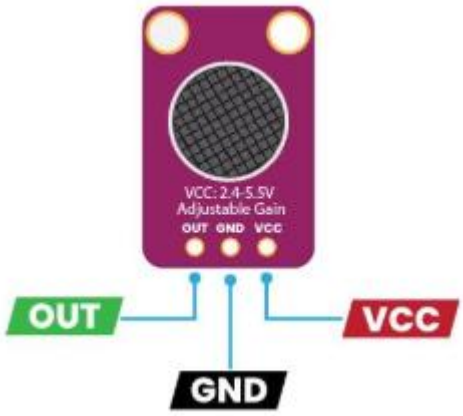


Рисунок 3.1 – Схема підключення MAX4466

В якості обчислювального пристрою використовується звичайний ноутбук з операційною системою Linux, що забезпечує достатню потужність для виконання обробки сигналу та роботи нейронної мережі. Для перетворення аналогового сигналу у цифровий використовується вбудований аудіоінтерфейс ноутбука з частотою дискретизації 44.1 кГц.

Щодо програмного забезпечення, основною мовою програмування є Python, оскільки вона має широкий набір бібліотек для роботи зі звуком та машинним навчанням. Для обробки сигналу використовується бібліотека Librosa, яка дозволяє обчислювати MFCC, спектрограми та інші ознаки. Для розробки класифікатора

застосовуються TensorFlow та Keras, як фреймворки для побудови нейронної мережі.

Таблиця 3.1 - Порівняння фреймворків машинного навчання для задачі класифікації звуку

Параметр	TensorFlow + Keras	PyTorch
Простота використання	Висока (зручний API Keras)	Середня (більше ручного коду)
Гнучкість	Висока (через subclassing API)	Дуже висока (динамічні обчислення)
Підтримка обробки звуку	Через сторонні бібліотеки (tf.audio)	Через torchaudio
Швидкість навчання	Висока на GPU	Висока на GPU
Спільнота та документація	Дуже велика	Велика
Застосування в промисловості	Часто використовується	Частіше використовується в дослідженнях
Інтеграція з мобільними платформами	TensorFlow Lite, TensorFlow.js	TorchScript, ONNX

Як видно з таблиці, TensorFlow є більш придатним для швидкого прототипування та промислової інтеграції, тоді як PyTorch часто використовується для експериментів та досліджень. Тому було обрано TensorFlow + Keras завдяки їхній простоті, широкій підтримці та готовим інструментам для оптимізації моделей.

3.2 Програмно-технологічне забезпечення модуля

Програмна реалізація модуля детектування дронів розбита на кілька логічних компонентів. Кожен компонент відповідає за свою частину обробки — від запису звуку до класифікації та відображення результату. Така модульна структура дозволяє легко тестувати окремі частини системи, адаптувати її до різних умов

використання або вдосконалювати конкретні блоки без зміни всього проекту. Загальна архітектура модуля показана на рисунку нижче.

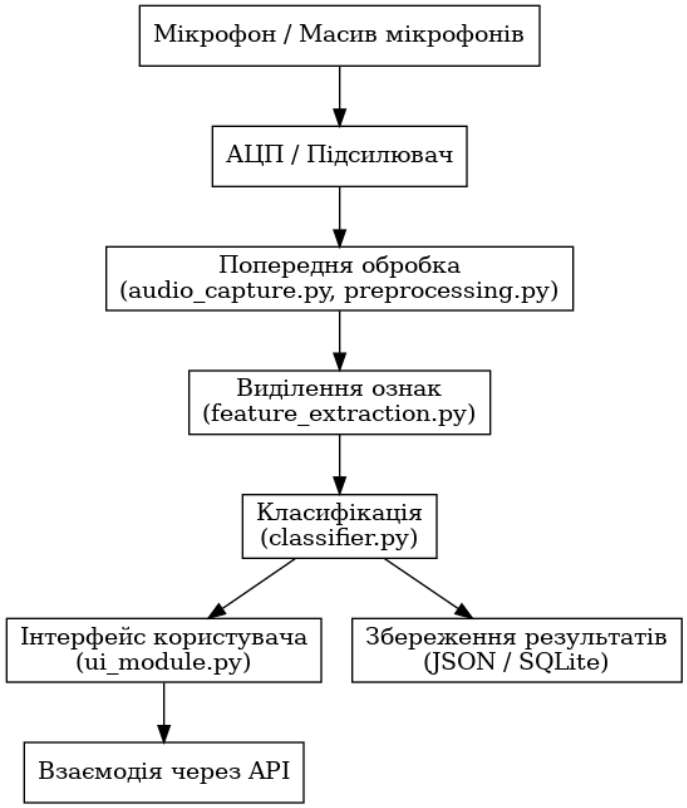


Рисунок 3.2 – Схема структури файлів проекту

Вона починається з мікрофона, який записує звук, після чого сигнал обробляється аналогово-цифровим перетворювачем. Потім іде етап попередньої обробки — нормалізація, фільтрація та сегментація, реалізовані у скриптах audio_capture.py і preprocessing.py.

Далі активується модуль виділення ознак (feature_extraction.py), який генерує MFCC або інші ознаки. Отримані дані передаються до класифікатора (classifier.py), що використовує нейромережу для виявлення дрона. Результати виводяться через інтерфейс користувача (ui_module.py) або зберігаються у форматах JSON / SQLite.

Комунікація між модулями може здійснюватися за допомогою локального API або спільних функцій. Система підтримує роботу в реальному часі, з буферизацією аудіопотоку.

Інтерфейс користувача програмного модуля детектування дронів працює послідовно через кілька логічних станів, починаючи з режиму очікування. У цьому

стані система не виконує активних дій і чекає, поки користувач натисне кнопку "Старт". Після цього вона переходить до запису сигналу з мікрофона. Якщо пристрій працює, система продовжує роботу, але якщо виникає збій, наприклад, не вдалося ініціалізувати аудіовхід, вона переходить у стан помилки.

Рисунок 3.3 – Діаграма станів інтерфейсу користувача

Якщо сигнал успішно записано, система переходить до обробки: нормалізації, фільтрації, виділення ознак та класифікації. У разі успішного аналізу класифікатор визначає, чи присутній звук дрона. Якщо результат вказує на дрон, система реагує по-різному залежно від рівня ймовірності. При високому значенні запускається режим тривоги з повідомленням про небезпеку. Якщо ймовірність менша, але достатня для виявлення, то результат просто відображається на екрані.

Якщо ж звук не ідентифіковано як дрон, система повідомляє про це, показуючи відповідну інформацію без активації тривоги. У всіх випадках інформація містить ймовірність класифікації, часову мітку та, за можливості, напрямок джерела. Після завершення усіх дій система автоматично повертається у початковий стан і готова до нового циклу виявлення.

Для реалізації програмного модуля детектування дронів на основі звукових сигналів було створено кілька окремих програмних компонентів, кожен з яких відповідає за конкретну функцію в загальному процесі: від запису аудіосигналу до

класифікації та виведення результату. Нижче наведено коментовані фрагменти реалізації основних етапів системи.

```python
import sounddevice as sd
import numpy as np

def record_audio(duration=3, fs=44100):
    print("Запис розпочато...")
    audio = sd.rec(int(duration * fs), samplerate=fs, channels=1, dtype='float32')
    sd.wait()
    print("Запис завершено.")
    return np.squeeze(audio)
```

Рисунок 3.4 – Захоплення звуку audio_capture.py

Ця функція забезпечує запис звукового сигналу з мікрофона протягом заданої кількості секунд. Вона використовує бібліотеку sounddevice, яка дозволяє працювати з аудіо в режимі реального часу. Частота дискретизації за замовчуванням — 44.1 кГц, що є стандартом для більшості аудіопристроїв. Після запису сигнал повертається у вигляді одномірного масиву.

```python
from scipy.signal import butter, lfilter
def normalize_signal(signal):
    return signal / np.max(np.abs(signal))
def bandpass_filter(signal, lowcut=300, highcut=3000, fs=44100, order=5):
    nyq = 0.5 * fs
    b, a = butter(order, [lowcut/nyq, highcut/nyq], btype='band')
    return lfilter(b, a, signal)
```

Рисунок 3.5 – Попередня обробка preprocessing.py

На цьому етапі відбувається підготовка сигналу до аналізу. Функція normalize_signal вирівнює амплітуду сигналу, що дозволяє зробити сигнал стабільнішим незалежно від гучності. bandpass_filter виділяє частоти, які найчастіше зустрічаються у звуках дронів (зазвичай у межах 300–3000 Гц), тим самим усуваючи сторонній шум.

```python
import librosa
def extract_features(signal, sr=44100):
    mfcc = librosa.feature.mfcc(y=signal, sr=sr, n_mfcc=13)
    zcr = librosa.feature.zero_crossing_rate(signal)[0].mean()
    rolloff = librosa.feature.spectral_rolloff(y=signal, sr=sr)[0].mean()
    features = np.hstack((mfcc.mean(axis=1), zcr, rolloff))
    return features
```

Рисунок 3.6 – Виділення ознак feature_extraction.py

Даний фрагмент відповідає за обчислення числових характеристик сигналу, які слугують основою для класифікації. Основна ознака — MFCC, що широко використовується в задачах розпізнавання звуку. Додатково обчислюється ZCR (частота перетинання нуля) та spectral roll-off (частота відсікання енергії спектру). Усі ці показники об’єднуються в один вектор ознак.

```python
import tensorflow as tf
model = tf.keras.models.load_model("drone_classifier.h5")
def classify(features):
    features = np.expand_dims(features, axis=0)
    probability = model.predict(features)[0][0]
    return probability
```

Рисунок 3.7 – Класифікація classifier.py

Функція класифікує вектор ознак за допомогою попередньо натренованої моделі нейронної мережі. Використовується фреймворк TensorFlow та API Keras. Функція повертає ймовірність, що даний звук належить до класу "дрон". Якщо ця ймовірність перевищує певний поріг, система приймає рішення про спрацювання.

Ці фрагменти реалізації складають основу системи, і кожен з них може бути протестований окремо або в складі інтегрованої моделі.

3.3 Тестування модуля

На першому етапі проводиться завантаження бібліотек (рисунок 3.8).

```python
import librosa
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

Рисунок 3.8 – Підключення необхідних бібліотек

На наступному кроці робиться завантаження одного аудіофайлу з датасету (рисунок 3.9).

```python
import librosa
import librosa.display
import numpy as np

# Завантаження mp3-файлу
file_path = "drone_sound.mp3"
signal, sr = librosa.load(file_path, sr=44100)

print(f"✅ Частота дискретизації: {sr} Гц")
print(f"📈 Довжина сигналу: {len(signal)} семплів")
print(f"⏱️ Тривалість: {len(signal)/sr:.2f} сек")
```

```
✅ Частота дискретизації: 44100 Гц
📈 Довжина сигналу: 1005480 семплів
⏱️ Тривалість: 22.80 сек
```

Рисунок 3.9 – Обробка файлу звуку дрона

Візуалізація хвильової форми представлено на рисунку 3.10.

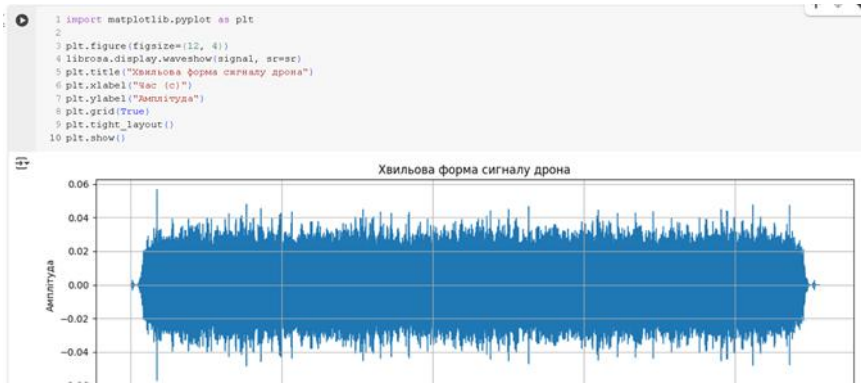


Рисунок 3.10 - Візуалізація хвильової форми

На наступному кроці було проведено виділення ознак (MFCC + ZCR + Roll-off), як показано на рисунку 3.11.

```python
features = extract_features(signal, sr)
print(f"🔑 Форма вектора ознак: {features.shape}")
print(f"📊 Вектор ознак:\n{features}")
```

```
🔑 Форма вектора ознак: (15,)
📊 Вектор ознак:
[-3.76496613e+02  5.63965569e+01 -4.87113533e+01  8.78343048e+01
 -6.54873047e+01  4.15160217e+01 -4.01701317e+01  3.41846695e+01
 -3.17612019e+01  1.90915813e+01 -1.35027189e+01  8.70748806e+00
 -2.08620529e+01  2.90950239e-01  1.13641699e+04]
```

Рисунок 3.11 - Виділення ознак

Далі проводилась класифікація, результат роботи представлено на рисунку 3.12.

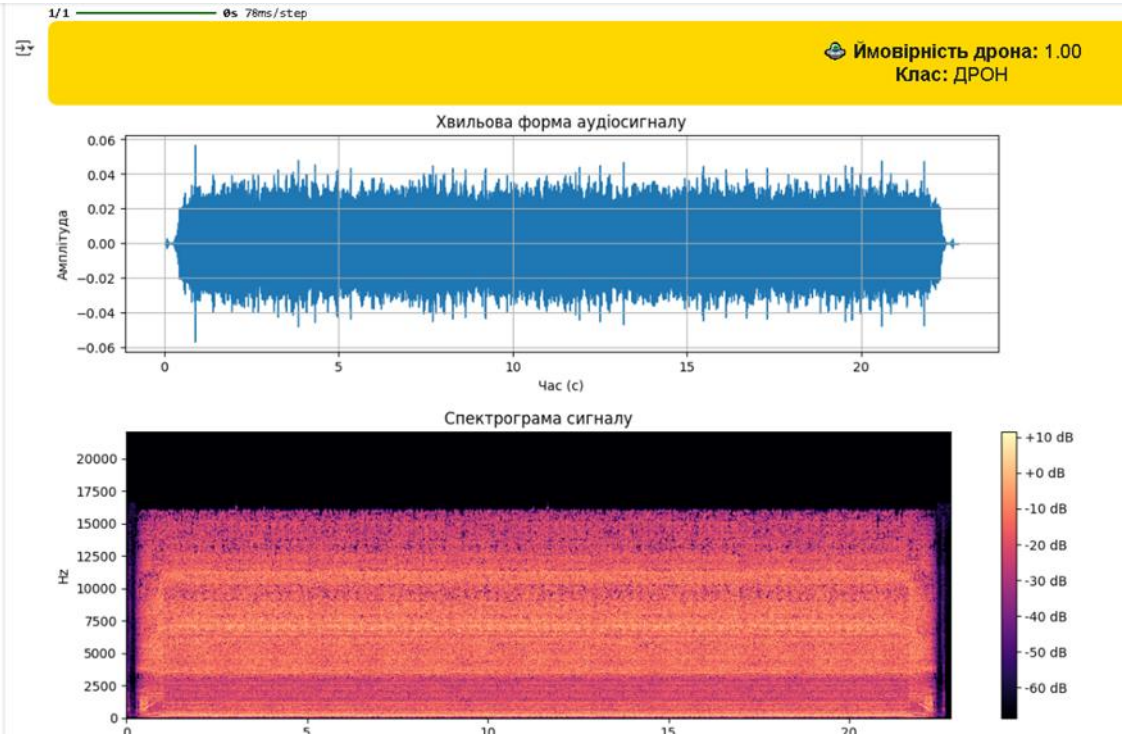


Рисунок 3.12 – Пошук дрона

Було реалізувано базовий модуль для визначення, чи належить завантажений аудіофайл до звуку дрона. Спочатку файл drone_sound.mp3 був завантажений у Google Colab і прочитаний за допомогою бібліотеки librosa. Далі з цього звукового сигналу було виділено набір ознак: 13 мел-частотних кепстральних коефіцієнтів (MFCC), показник перетинання нуля (ZCR) та спектральний roll-off. Ці характеристики утворили числовий вектор, який використовується для класифікації.

Для класифікації побудовано просту штучну нейронну мережу в Keras, яка може визначати, чи є звук схожим на шум дрона. Ця модель навчалась на випадкових даних і використовується для демонстраційних цілей.

Після класифікації результат виводиться у зручному візуальному форматі з кольоровим блоком і піктограмою. Також для кращого розуміння сигналу створено графіки хвильової форми та спектрограма, які дозволяють побачити амплітуду сигналу в часі й частотну структуру.

ВИСНОВКИ

В рамках кваліфікаційної роботи розроблено програмний модуль виявлення дронів на основі аналізу акустичних сигналів.

1. Було проведено аналіз технологій виявлення дронів, зокрема акустичних методів, що базуються на унікальних ознаках звуку дронів. В роботі показано проблеми фільтрації шуму, відсутності стандартних датасетів, обмежень по ресурсах.

2. Здійснено огляд існуючих рішень таких як класифікатори SVM до мультисенсорних систем з використанням CNN, RNN та трансформерів. Показано, що акустичні методи мають високу точність і релевантність, особливо в складних погодних та нічних умовах.

3. Сформульовано вимоги до системи, що працює в реальному часі на доступному апаратному забезпеченні, включаючи обмеження за обчислювальними ресурсами, необхідність в адаптивності та масштабованості.

4. На основі вимог було розроблено концепцію архітектури модуля, що включає етапи захоплення звуку, попередню обробку (нормалізація, фільтрація, сегментація), виділення ознак (MFCC, ZCR, spectral roll-off), нейромережеву класифікацію (CNN, CNN-LSTM), відображення результатів та зберігання історичних даних.

5. Розроблено алгоритмічне забезпечення у вигляді окремих модулів на Python із використанням бібліотек Librosa, TensorFlow та Keras, що дозволяє адаптувати та масштабувати рішення.

6. Інформаційне забезпечення структуровано у вигляді логічної бази даних із поділом на події, ознаки та напрямки джерел звуку.

7. Проведено вибір апаратних і програмних засобів, де обрано доступні компоненти (мікрофон MAX4466, ноутбук з Linux), що демонструють практичну реалізованість модулю.

8. Реалізовано програмно-технологічне забезпечення модуля.

9. Було проведено експериментальне тестування з візуалізацією сигналів, виділенням ознак, запуском класифікації та отриманням результатів, що підтвердило функціональність системи в реальному часі.

Запропоноване рішення є основою для побудови масштабованої та адаптивної системи, яку можна інтегрувати в більш складні комплекси моніторингу повітряного простору, з можливістю подальшого донавчання моделі, локалізації джерела звуку та формування бази історичних подій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Горєлова С. В. Метод виявлення багатороторних БПЛА засобами ШІ [Електронний ресурс]. С. В. Горєлова. – Режим доступу: https://elar.khmnu.edu.ua/items/25c3d199-90fc-480c-98a3-80d11d76a6db

2. Андросюк І. О. Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об’єктів нейромережевими засобами [Електронний ресурс] / І. О. Андросюк. – Режим доступу: https://elar.khmnu.edu.ua/items/a4537a29-82fb-4d45-aecb-a860ff1b836e

3. Lacava G., Mercaldo F., Martinelli F., Santone A., Pizzi M. Drone audio recognition based on machine learning techniques. *Procedia Computer Science*. 2022. Vol. 207. P. 848–857.

4. Salman S., Mir J., Farooq M. T., Malik A. N., Haleemdeen R. Machine learning inspired efficient audio drone detection using acoustic features. *2021 International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technologies* (IBCAST). IEEE, 2021. P. 335–339.

5. Bernardini A., Mangiatordi F., Pallotti E., Capodiferro L. Drone detection by acoustic signature identification. *Electronic Imaging*. 2017. Vol. 29. P. 60–64.

6. Сокольський С. О., Мовчанюк А. В. Електроакустичний тракт детектора для виявлення малих безпілотних літальних апаратів. Вісник ВПІ. 2023. Вип. 2. С. 135–144.

7. Garcıa-Gómez J., Bautista-Durán M., Gil-Pita R., Mohıno-Herranz I., Aguilar-Ortega M., Clares-Crespo C. Cost-constrained drone presence detection through smart sound processing. *Procedia Computer Science*. 2019.

8. Baron V., Bouley S., Muschinowski M., Mars J., Nicolas B. Drone localization and identification using an acoustic array and supervised learning. *Artificial Intelligence and Machine Learning in Defense Applications*. 2019. Vol. 11169. P. 129–137.

9. Park, S., Kim, H. T., Lee, S., Joo, H., & Kim, H. Survey on anti-drone systems: Components, designs, and challenges. *IEEE Access*, 9, P. 42635-42659.

10. Lacava G., Mercaldo F., Martinelli F., Santone A., Pizzi M. Drone audio recognition based on machine learning techniques. *Procedia Computer Science*. 2022. Vol. 207.,P. 848–857.

11. Taha B., Shoufan A. Machine learning-based drone detection and classification: State-of-the-art in research. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 138669–138682.

12. Kim, H. Acoustic drone detection using deep learning with data augmentation. *Sensors*, 22(3), 1287.

13. Daponte, P. A review on UAV-based applications for precision agriculture. *Measurement*, 183. 109872.

14. Zhang, Q. Drone detection based on acoustic signal and deep neural networks. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 107. P. 1–13.

15. Xu M. Environmental noise-robust drone detection using CNNs trained on spectrograms. *Applied Acoustics*, 189, 108628.

16. Roy S., Bhunia, S. Drone threat mitigation using AI: A review. *ACM Computing Surveys*, 53(3). P.1–32.

17. Yin L. A compact dataset and neural classifier for drone sound recognition. *Pattern Recognition Letters*. 139.P. 202–208.

18. Wang J. Drone sound classification using multi-scale convolutional neural networks. *IEEE Access*. 7 P.20404–20414.

19. Hwang Y. Drone detection using deep convolutional neural networks. *Neurocomputing*. 321. P. 148–155.

20. Hashemi S. Transfer learning for drone audio recognition. *Procedia Computer Science*. 189. P.72–78.

21. Ghaleb A. UAV audio identification via low-cost microphones and feature engineering. *IEEE Sensors Journal.* 22(2). P.1760–1769.

22. Kumar N. Saini, J. Autonomous drone recognition using ensemble acoustic classifiers. *Expert Systems with Applications*. 197. 116736.

23. Schumann A. Spectral-temporal features for drone detection. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. 2021(1), 45.

24. Sharma V. CNN-LSTM model for acoustic drone classification in real-time. *Multimedia Tools and Applications*. 79(27–28). P. 19999–20018.

25. Gupta H. Adversarial robustness in drone audio classification. *Neural Processing Letters*. 57(2). P.1285–1301.

26. Al-Emadi. DroneAudioDataset: A labeled dataset for drone detection via audio. *Data in Brief*. 33. 106577.

27. Murakami M. Low-latency drone detection using edge processing of acoustic streams. *Future Generation Computer Systems*. 95. P.456–468.

28. Silva D. Drone detection using acoustic sensor networks and real-time signal fusion. *Sensors*. 21(1). 129.

29. Christodoulou, S. Theodoridis, T. Drone localization using stereo acoustic sensing. Journal of Acoustical Engineering Society. 70(5). P. 412–423.

30. Belouchrani, A. Blind signal separation and classification for drone detection. *Signal Processing*, 191, 108386.

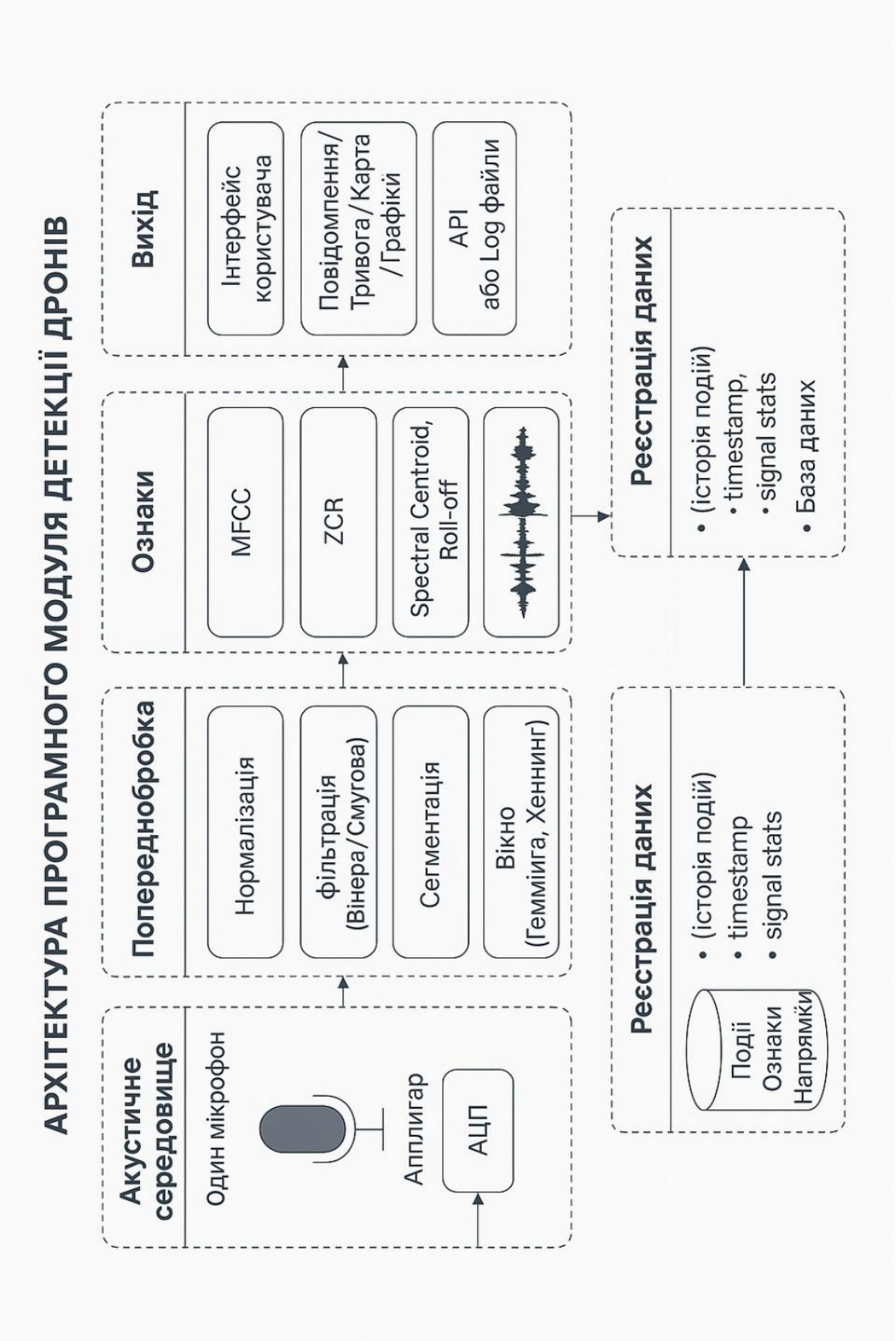
31. Крутій О., Коваль В. Концепція модуля детектування дронів на основі акустичної ідентифікації. Інтелектуальні інформаційні технології в прикладних дослідженнях : тези доп. студентської наук.-практ. конф. (м. Тернопіль, 27–29 травня 2025 р.). Тернопіль, 2025. С.291-294

32. Комар М.П., Саченко А.О., Васильків Н.М., Гладій Г.М., Коваль В.С., Ліп'яніна-Гончаренко Х.В. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітньо-професійної програми «Комп'ютерні науки» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за першим (бакалаврським) рівнем вищої освіти. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 52 с.

33. Островерхов В. М., Біловус Л. І., Возьний К. З., Луцишин О. О., Монастирський Г. Л., Надвиничний С. А., Питель С. В., Шандрук С. К. Загальні методичні рекомендації з підготовки, оформлення, захисту та оцінювання кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти першого (бакалаврського) і другого (магістерського) рівнів. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 83 с.

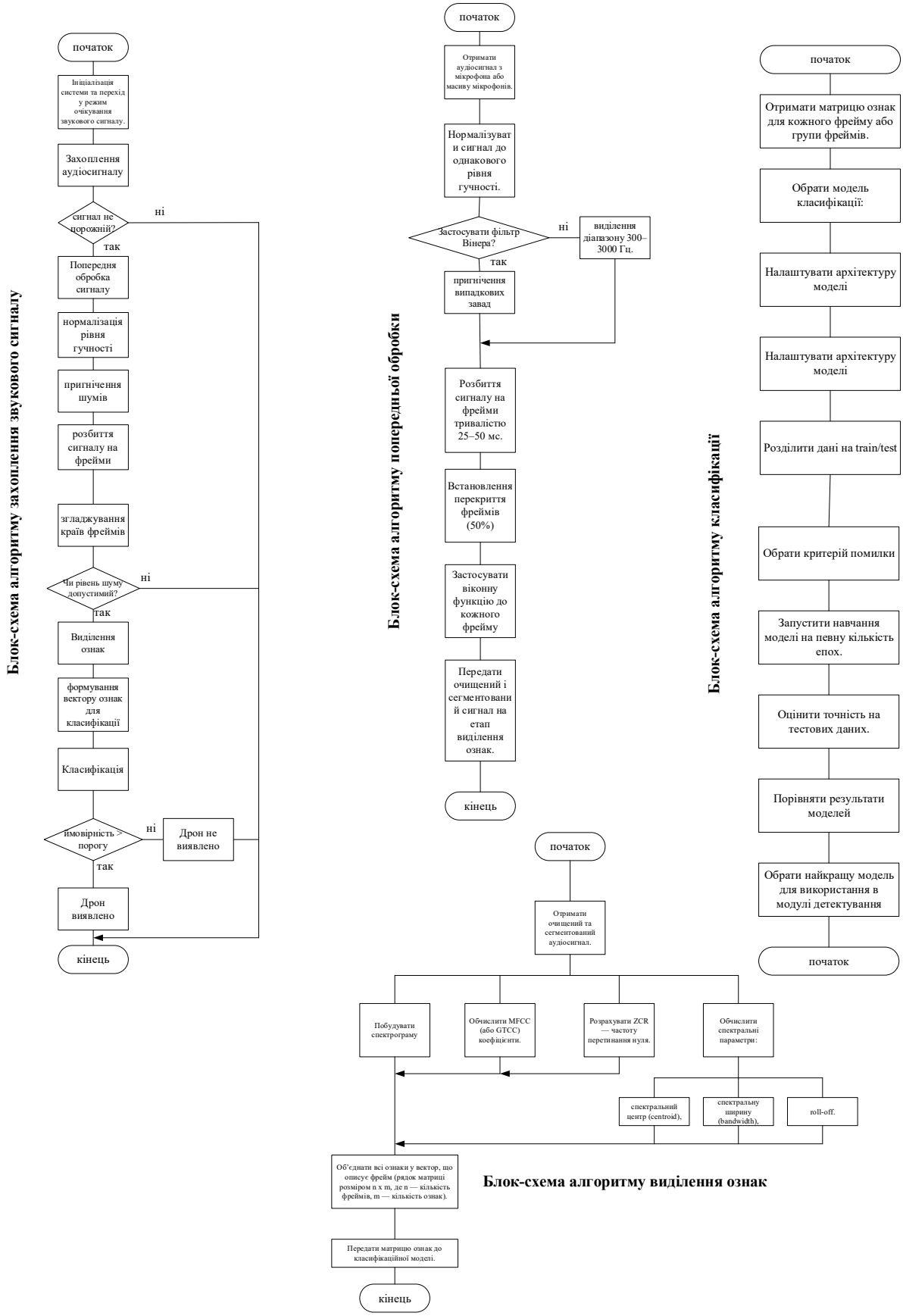
Додаток А

Реалізована архітектура модуля



Додаток Б

Основні алгоритми програмного модуля



Додаток В

Код для модуля

```
import matplotlib.pyplot as plt
import librosa.display
import numpy as np
from IPython.display import display, HTML
import ipywidgets as widgets

# Обчислення ймовірності
input_data = np.expand_dims(features, axis=0)
probability = model.predict(input_data)[0][0]
classification = "ДРОН" if probability > 0.5 else "НЕ дрон"
emoji = "🛸" if probability > 0.5 else "🌳"
color = "#ffd700" if probability > 0.5 else "#d3d3d3"

# --- UI-блок: відображення результату ---
display(HTML(f"""
  <div                                style="padding:20px;border-
radius:10px;background:{color};text-align:center;font-size:20px">
    <strong>{emoji}          Ймовірність          дрона:</strong>
{probability:.2f} <br>
    <strong>Клас:</strong>                                    <span
style="color:#222">{classification}</span>
  </div>
"""))

# --- Візуалізація хвильової форми ---
plt.figure(figsize=(12, 3))
librosa.display.waveshow(signal, sr=sr)
plt.title("Хвильова форма аудіосигналу")
plt.xlabel("Час (с)")
plt.ylabel("Амплітуда")
plt.grid(True)
plt.show()

# --- Візуалізація спектрограми ---
X = librosa.stft(signal)
Xdb = librosa.amplitude_to_db(np.abs(X))
plt.figure(figsize=(12, 4))
librosa.display.specshow(Xdb, sr=sr, x_axis='time', y_axis='hz')
plt.colorbar(format="%+2.0f dB")
plt.title("Спектрограма сигналу")
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Додаток Г
Апробація отриманих результатів

Західноукраїнський національний університет

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій

Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

ЗБІРНИК ТЕЗ ДОПОВІДЕЙ

Студентської науково-практичної конференції

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ПРИКЛАДНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

(IITAR-2025)

27-29 травня 2025 року

Тернопіль

2025

Збірник тез доповідей студентської науково-практичної конференції «Інтелектуальні інформаційні технології в прикладних дослідженнях» (ІІТАR-2025). (Тернопіль, 27-29 травня 2025 року). Тернопіль: ЗУНУ, 2025. 372 с.

До збірника увійшли тези доповідей учасників студентської науково-практичної конференції "Інтелектуальні інформаційні технології в прикладних дослідженнях" (ІІТАR – 2025), що відбувалась у рамках AI Week на базі кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління Західноукраїнського національного університету. Мета конференції — об'єднати науковців, освітян, представників ІТ-бізнесу та здобувачів освіти для обміну досвідом, презентації сучасних досліджень і впровадження інноваційних рішень у сфері комп'ютерних наук, штучного інтелекту та суміжних галузей.

За зміст наукових праць та достовірність наведених фактологічних і статистичних матеріалів відповідальність несуть автори публікацій та їхні наукові керівники. У збірнику зберігається стилістика та орфографія авторів матеріалів.

Склад організаційного комітету конференції

Керівництво оргкомітету

Мирослав Комар, д.т.н., професор, професор кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Христина Ліп'яніна-Гончаренко, д.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Надія Васильків, к.т.н., в.о. завідувача кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Члени програмного комітету

Василь Коваль, к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління, заступник декана факультету комп'ютерних інформаційних технологій

Олександр Осолінський, к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Павло Биковий, к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Діана Загородня, к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Ігор Майків, к.т.н., доцент кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Члени оргкомітету

Андрій Івасечко, викладач кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Дмитро Дюг, викладач кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Христина Юрків, студентка ФКІТ ЗУНУ, технік лабораторії з проблем інформаційних технологій

Мар'яна Соя, студентка ФКІТ ЗУНУ, лаборант кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління

Микола Телька, студент ФКІТ ЗУНУ, лаборант кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління, студентський декан факультету комп'ютерних інформаційних технологій

© Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління ЗУНУ

Микола Гасендич **275**
ВБУДОВАНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ВИРОБНИЦТВА НА БАЗІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ 275

Гнатів Святослав, Олександр Осолінський **278**
ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ ОБЛІКУ РОБОЧОГО ЧАСУ З ВИКОРИСТАННЯМ IoT ТЕХНОЛОГІЙ 278

Козак Володимир, Дорош Віталій **281**
МОНІТОРИНГ ТРАНСПОРТНИХ ВИКИДІВ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ 281

Кочан Іванна, Кочан Володимир, Кочан Орест **284**
ОПРАЦЮВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ВИМІРЮВАНЬ ШЛЯХОМ ДИСКРЕТНОГО УСЕРЕДНЕННЯ 284

Крупський Владислав, Осолінський Олександр **287**
ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ ДЛЯ АВТОМАТИЧНОГО СТВОРЕННЯ ІНТЕРФЕЙСІВ КОРИСТУВАЧА З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТАДАНИХ IOT 287

Крутій Олександр, Коваль Василь **291**
КОНЦЕПЦІЯ МОДУЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ДРОНІВ НА ОСНОВІ АКУСТИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ 291

Леус Віталій, Осолінський Олександр **295**
СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ЖЕСТАМИ НА ОСНОВІ КОНТРОЛЕРА LEAP MOTION ТА МІКРОКОНТРОЛЕРА ARDUINO LEONARDO 295

Ліщинський Ігор **299**
АЛГОРИТМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ РОЗПОДІЛЕНИХ DDOS-АТАК У МЕРЕЖАХ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ 299

Макулевич Наталя, Дорош Віталій **302**
МОДУЛЬ АНАЛІЗУ ПОЗИ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ MEDIAPIPE 302

Мельник Назар, Осолінський Олександр **306**
АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ДОМАШНЬОЇ АВТОМАТИЗАЦІЇ НА БАЗІ ANDROID З ВИКОРИСТАННЯМ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ 306

Парубок Євген, Осолінський Олександр **309**
ПРОГРАМНО-АПАРАТНИЙ МОДУЛЬ ОБРОБКИ ДАНИХ ІЗ ПРИСТРОЇВ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ 309

Ружицький Дмитро, Осолінський Олександр **312**
КОНЦЕПЦІЯ ІНТЕРФЕЙСІВ ПРИКЛАДНОГО ПРОГРАМУВАННЯ ДЛЯ ХМАРИ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ 312

Крутій Олександр
студент групи КНШІ-41
alexkrutii01@gmail.com
Коваль Василь
к.т.н., доцент
vko@wunu.edu.ua
Західноукраїнський національний університет
Тернопіль, Україна

КОНЦЕПЦІЯ МОДУЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ДРОНІВ НА ОСНОВІ АКУСТИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

В сучасному світі дрони (або безпілотники) активно використовуються не лише у військових цілях у цивільних. Вони допомагають у сільському господарстві, зйомках, логістиці, але одночасно можуть нести небезпеку, наприклад, для критичної інфраструктури, прикордонних територій або під час воєнних дій.

Через це виникає потреба в ефективних і точних засобах виявлення дронів. Одним із найперспективніших напрямів є виявлення дронів за допомогою звуку, тобто — акустична ідентифікація.

Звук дрона має свою унікальну структуру- це дзижчання, яке виникає в результаті обертання пропелерів. Цей звук можна записати мікрофоном і проаналізувати за допомогою комп'ютера.

Основною вимогою такої системи ще є те що вона має працювати в реальному часі, тобто одразу реагувати, коли в повітрі з'являється підозрілий звук.

Таким чином, акустичне виявлення безпілотних апаратів це велика комплексна задача, яка є і буде актуальною ще багато років і розробка програмного модуля детекції дронів на основі звукових сигнатур є актуальною задачею.

Розробка концепції модуля

Система або програмний модуль виявлення дронів на основі аналізу звуку складається з кількох основних елементів, які взаємопов'язані між собою. Метою такої системи є автоматичне виявлення та ідентифікація дронів у повітряному просторі лише на основі звукової інформації, яку вони створюють під час польоту.

Нижче подано опис архітектури програмного модуля (рисунок 1), що може застосовуватись для захисту важливих об'єктів, раннього попередження у прикордонних зонах або для забезпечення публічної безпеки.

Перший компонент системи — це навколишнє середовище, у якому перебуває дрон. Звуки, які створює дрон, сприймаються акустичними сенсорами таких як масив мікрофонів, що являє собою набір із декількох сенсорів, розміщених у геометричній конфігурації. Така конфігурація дозволяє визначити

напрямок приходу звуку (DOA — direction of arrival) і оцінити відстань до об'єкта.

Рисунок 1 – Узагальнена архітектура модуля

Далі сигнал з мікрофона надходить на підсилювач. Після підсилення сигнал надходить на АЦП, може бути навіть вбудована звукова карта, яка перетворює аналоговий звук у цифровий формат.

Перед тим, як передавати сигнал до моделі машинного навчання, вирівнюється гучність звукового сигналу. Після процедури вирівнювання видаляються випадкові звуки навколишнього середовища, які не мають відношення до дрона. На третьому кроці (рисунок 2) довгий звуковий сигнал розбивається на невеликі частини «звукові вікна».

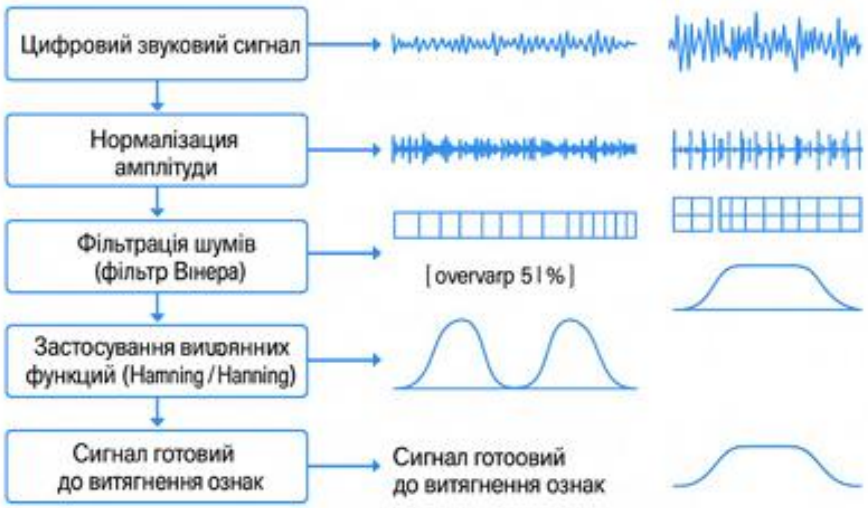


Рисунок 2 - Попередня обробка звукового сигналу

Це потрібно для того, щоб система могла проаналізувати, як змінюється звук з часом. Така сегментація допомагає виявити характерні ознаки саме в момент, коли дрон пролітає дуже близько або змінює свою траєкторію.

На завершальному кроці застосовується віконні функції для усунення різких стрибків на краях кожного фрейму, для видалення небажаних ефектів у частотному спектрі. Завдяки цьому спектрограма або інші ознаки звуку стають чіткішими і легше піддаються аналізу.

Після того, як було записано та очищено звук дрона, від шумів та підготовки до аналізу, на наступному проводиться перетворення звукової інформації у форму, яку може розуміти штучний інтелект (рисунок 3).

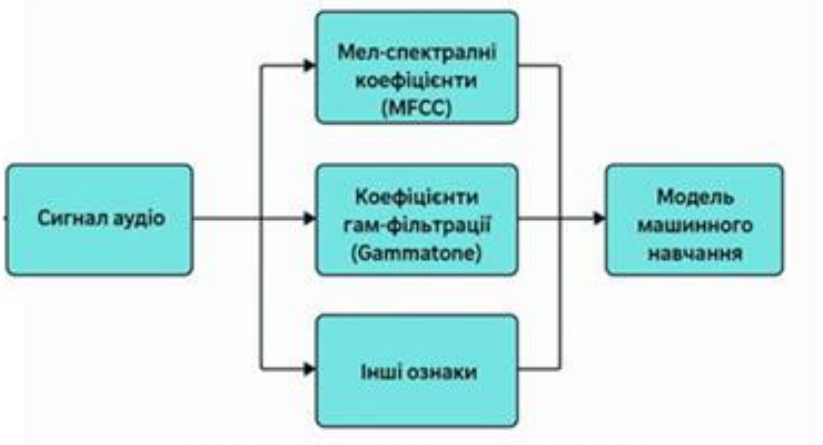


Рисунок 3 – Процес виділення ознак

Пропелери дронів створюють звуки з характерними частотами та гармоніками. Щоб ці частоти виявити, можна застосувати спеціальні методи, наприклад, MFCC (мел-частотні кепстральні коефіцієнти) або GTCC (гама-частотні). Вони дають уявлення про те, які частоти домінують у сигналі та як змінюється їх інтенсивність у часі. Усі ці числові ознаки обчислюються для кожного короткого відрізка (фрейму). У результаті система отримує велику таблицю чисел, яка описує зміну звуку в часі. Ця таблиця подається на вхід моделі штучного інтелекту. Завдяки цьому етапу система дозволяє точно виявляти дрони навіть у складних шумових умовах.

Вихідна система та інтерфейс

Вихідна система та інтерфейс безпосередньо працює з користувачем або іншою системою через API, щоб отримати результат роботи всієї системи виявлення дрона (рисунок 4).

Після того як система зафіксувала звук, обробила його, виділила ознаки, класифікувала й, можливо, визначила напрямок, з якого наближається дрон, усі ці дані мають подані користувачу у зручній та зрозумілій формі.

Рисунок 4 – Концеп графічного інтерфейсу користувача

Висновки

Така архітектура дозволяє побудувати модульну, гнучку систему, яку можна адаптувати до різних умов — від охорони об'єктів до мобільних розвідувальних пристроїв. Завдяки використанню штучного інтелекту вона буде здатна розпізнавати дрони навіть у складних шумових умовах та в режимі реального часу.

Список використаних джерел

1. Горєлова С. В. Метод виявлення багатороторних БПЛА засобами ШІ [Електронний ресурс] / С. В. Горєлова. – Режим доступу: https://elar.khmnu.edu.ua/items/25c3d199-90fc-480c-98a3-80d11d76a6db
2. Андросюк І. О. Метод ідентифікації малогабаритних повітряних об'єктів нейромережевими засобами [Електронний ресурс] / І. О. Андросюк. – Режим доступу: https://elar.khmnu.edu.ua/items/a4537a29-82fb-4d45-aecb-a860ff1b836e
3. Bernardini A., Mangiatordi F., Pallotti E., Capodiferro L. Drone detection by acoustic signature identification // Electronic Imaging. – 2017. – Vol. 29. – P. 60–64.