

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Модель виявлення та класифікації
радіочастотних сигналів

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання,
групи СПМ-23-5

Ігор СЕВЕРІН

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність

123 «Комп'ютерна інженерія»

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма

Системне програмування

(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Віталій МАРТОВИЦЬКИЙ

(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ЕОМ

(підпис)

Андрій КОВАЛЕНКО

(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 123 «Комп'ютерна інженерія» _____
(код і повна назва)

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

Освітня програма _____ Системне програмування _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Северіну Ігорю Сергійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Модель виявлення та класифікації радіочастотних сигналів

затверджена наказом по університету від “ 21 ” квітня 2025 р. № 296 Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 16 червня 2025 р.

3. Вхідні дані до роботи Sdr-приймач та дрони фірми dji

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

Аналіз сучасних загроз, пов'язаних із використанням БПЛА та радіокерованих моделей

Огляд методів виявлення безпілотників, включаючи радіочастотні, оптичні, акустичні та

комбіновані підходи

Побудова моделі виявлення та класифікації сигналів з використанням машинного

навчання

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій 14 слайдів

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Огляд методів виявлення безпілотних літальних апаратів	22.04.25-29.04.25	
2	Вибір та обґрунтування методики дослідження	30.04.25-05.05.25	
3	Вибір інструментальних засобів	06.05.25-09.05.25	
4	Розробка моделі	10.05.25-20.05.25	
5	Проведення експериментів	21.05.25-02.06.25	
6	Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи	03.06.25-05.06.25	
7	Подання кваліфікаційної роботи керівникові та її попередній захист	06.06.25-09.06.25	
8	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	10.06.25-12.06.25	

Дата видачі завдання “ 21 ” квітня 2025 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Віталій МАРТОВИЦЬКИЙ
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 52 с., 6 рис., 5 табл., 1 дод., 11 джерел.

РАДІОЧАСТОТНІ СИГНАЛИ, КЛАСИФІКАЦІЯ СИГНАЛІВ, ВИЯВЛЕННЯ СИГНАЛІВ, ПРОГРАМНО-ВИЗНАЧЕНЕ РАДІО (SDR), GNU RADIO, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, СПЕКТРАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, ЕНЕРГЕТИЧНЕ ДЕТЕКТУВАННЯ, HACKRF ONE, ОБРОБКА СИГНАЛІВ.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка та дослідження моделі для виявлення та класифікації радіочастотних (РЧ) сигналів із використанням сучасних методів обробки сигналів і машинного навчання. Актуальність теми обумовлена зростанням використання бездротових пристроїв і необхідністю забезпечення ефективного моніторингу спектра з метою виявлення потенційних загроз, порушень або несанкціонованої активності в ефірі.

У ході виконання кваліфікаційної роботи було проаналізовано основні методи виявлення РЧ сигналів, серед яких енергетичне детектування, спектральний аналіз та підхід на основі статистичних ознак. Здійснено побудову експериментального середовища з використанням програмно-визначеного радіо (SDR) на основі GNU Radio та HackRF One. Для задачі класифікації реалізовано алгоритм машинного навчання з використанням бібліотеки Scikit-learn, а також розроблено спеціалізований блок в GNU Radio для обробки вхідного сигналу в реальному часі. Експериментальна частина включала тестування моделі на сигналах з різних типів передавачів, зокрема дронів. Отримані результати підтверджують ефективність обраного підходу для виявлення та класифікації РЧ сигналів у реальних умовах.

ABSTRACT

Master's thesis: 52 pages, 6 figures, 5 tables, 1 appendices, 11 sources.

RADIO FREQUENCY SIGNALS, SIGNAL CLASSIFICATION, SIGNAL DETECTION, SOFTWARE-DEFINED RADIO (SDR), GNU RADIO, MACHINE LEARNING, SPECTRAL ANALYSIS, ENERGY DETECTION, HACKRF ONE, SIGNAL PROCESSING.

The major goal of this thesis is to develop and investigate a model for the detection and classification of radio frequency (RF) signals using modern signal processing techniques and machine learning methods. The relevance of the topic is driven by the rapid growth in the use of wireless devices and the need for effective spectrum monitoring to detect potential threats, violations, or unauthorized activity in the air.

During the course of the work, the main RF signal detection methods were analyzed, including energy detection, spectral analysis, and statistical feature-based approaches. An experimental environment was built using software-defined radio (SDR) based on GNU Radio and HackRF One. For the classification task, a machine learning algorithm was implemented using the Scikit-learn library, and a custom GNU Radio block was developed to perform real-time signal processing. The experimental part included testing the model on signals from different types of transmitters, including drones. The obtained results confirm the effectiveness of the proposed approach for real-world RF signal detection and classification.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	7
ВСТУП	8
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	9
1.1 Безпілотний літальний апарат.....	9
1.2 Методи виявлення безпілотників	10
1.3 Загальні принципи функціонування дрона	12
2 ЗАСОБИ МОНІТОРЕНГУ РАДІОЧАСТОТНОГО СИГНАЛУ	15
2.1 Огляд програмно-визначеного радіо.....	15
2.2 Архітектура програмно-визначеного радіо	16
2.3 Виявлення сигналу безпілота	20
3 МОДЕЛЬ ВИЯВЛЕННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ РАДІОЧАСТОТНИХ СИГНАЛІВ.....	23
3.1 Метод виявлення радіо сигналів	23
3.2 Реалізація оцінки параметрів OFDM та їх класифікації у GNU Radio	28
ВИСНОВКИ.....	42
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	43
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	45

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

РЧ – радіочастотний

FFT – швидке перетворення Фур'є (англ., Fast Fourier Transform)

GUI – графічний інтерфейс користувача (англ., Graphical User Interface)

GNU Radio – програмна платформа для побудови SDR-систем

LPD – низька ймовірність виявлення (англ., Low Probability of Detection)

ML – машинне навчання (англ., Machine Learning)

OOT – модуль поза деревом проєкту (англ., Out Of Tree Module)

PSD – спектральна щільність потужності (англ., Power Spectral Density)

RF – радіочастота (англ., Radio Frequency)

SDR – програмно-визначене радіо (англ., Software-Defined Radio)

SNR – співвідношення сигнал/шум (англ., Signal-to-Noise Ratio)

ВСТУП

У сучасну епоху стрімкого розвитку бездротових технологій ефективно управління радіочастотним спектром набуває ключового значення. Зростання кількості пристроїв, що використовують радіочастоти для передачі інформації – від побутових гаджетів до складних систем зв'язку у військовій, аерокосмічній та промисловій галузях – зумовлює потребу у високоточному моніторингу та аналізі сигналів. Одним із важливих завдань у цій сфері є виявлення та класифікація радіочастотних сигналів.

Автоматизоване розпізнавання типу сигналу дозволяє ідентифікувати джерело передачі, визначити його призначення, інтенсивність, ширину смуги та інші характеристики. Це, у свою чергу, дає змогу ефективніше використовувати спектр, виявляти несанкціоновані передачі або перешкоди, а також оптимізувати роботу систем зв'язку в реальному часі.

Останнім часом широкого поширення набули методи машинного навчання для обробки радіочастотних сигналів, які значно перевершують класичні алгоритми за точністю та адаптивністю. Зокрема, штучні нейронні мережі показали високу ефективність у розпізнаванні складних закономірностей у даних.

Метою цієї кваліфікаційної роботи є розробка та дослідження моделі для виявлення та класифікації радіочастотних сигналів із використанням сучасних алгоритмів машинного навчання. У рамках роботи буде розглянута побудова архітектури моделі, її навчання на симульованих та/або реальних даних, а також оцінювання точності класифікації для різних типів сигналів.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Безпілотний літальний апарат

Перше запитання, яке поставить людина, незнайома з цим терміном, буде: Що таке БпЛА? У літературі та загальному вжитку терміном безпілотна авіаційна система (БАС) описується все експлуатаційне обладнання, яке складається з літального апарата, контрольної станції та бездротового зв'язку між літальним апаратом і системою управління.

Термін безпілотний літальний апарат (БпЛА) найчастіше використовується для позначення літальних об'єктів, що застосовуються у різних сферах – від розважальних і цивільних до професійних. Термінологія БАС і БпЛА в цій роботі може використовуватись взаємозамінно, оскільки фактично вони означають одне й те саме.

Слово дрон є більш поширеним серед аматорів і позначає безпілотний або автономний літальний апарат. Часто воно вживається в контексті військового застосування, хоча в повсякденному мовленні цим терміном позначають будь-який з численних типів безпілотних літальних апаратів.

Останніми роками спостерігається значний інтерес і активні дослідження в галузі безпілотних літальних апаратів (БпЛА), що пов'язано з їх стрімким поширенням у сучасному світі. Постійний розвиток недорогих вбудованих сенсорів сприяв швидкому зростанню цивільного використання БпЛА або дронів. У роботі [1] було підкреслено різноманітні сфери застосування дронів у суспільстві – від освітніх до комерційних цілей.

Сьогодні дрони стають доступнішими для звичайних користувачів через зниження їх вартості. Як відомо, дрони мають безліч важливих застосувань, але також можуть використовуватись і з негативною метою. Виявлення сигналів дронів є цікавим викликом як для дослідників, так і для ентузіастів загалом.

Деякі з викликів, пов'язаних із виявленням та моніторингом дронів, включають:

- дрони можуть з'являтися та працювати в будь-якому напрямку, тому обладнання для виявлення та моніторингу повинно мати здатність одночасно контролювати кілька напрямків;
- складно ефективно відрізнити дрон від інших літальних об'єктів, таких як повітряні змії, птахи тощо, особливо у випадках, коли дрон перебуває на значній відстані від модуля виявлення;
- оскільки дрон є електронним пристроєм, який залежить від джерела живлення, він має обмеження у тривалості автономної роботи та в можливостях зв'язку. Унаслідок цього споживчі моделі дронів зазвичай працюють на дуже малій висоті. Також об'єкти навколишнього середовища можуть створювати перешкоди для його використання.

1.2 Методи виявлення безпілотників

У науковій літературі існують різні методи виявлення дронів. До найбільш відомих відносяться акустичне, візуальне (відео), тепловізійне, радарне та радіочастотне виявлення.

Акустичний підхід до виявлення дронів передбачає використання масиву мікрофонів, розміщених у різних напрямках, для захоплення навколишніх звуків, які створюються дронами. Більшість мікрофонів, що використовуються для такого виявлення, здатні вловлювати звук на відстані від 7,5 до 9 метрів. Після запису звукових хвиль сигнали обробляються, фільтруються та аналізуються цільова частота.

Відомо, що багато класів дронів оснащено безщітковими двигунами постійного струму, які створюють характерний високочастотний шум – приблизно 40 кГц, що є унікальним для більшості моделей дронів. Завдяки використанню методів цифрової обробки сигналів можна виявити цю специфічну частоту та визначити наявність дрона поблизу.

Перевагою цього методу є його ефективність у тихому середовищі, однак у міських або шумних умовах, де співвідношення сигнал/шум є низьким, його ефективність значно знижується.

Відеодетекція сигналів дронів здійснюється за допомогою камер, які здатні виявляти об'єкти на відстані до близько 107 метрів з прийнятною роздільною здатністю, що робить цей метод досить економічно вигідним. Основною проблемою цього підходу є складність у точному розрізненні дронів і птахів. На жаль, як показує практика, цей метод малоефективний у випадках, коли птахи планерують у повітрі, що візуально схоже на рух дронів.

Тепловізійна детекція базується на властивості всіх об'єктів, температура яких вища за абсолютний нуль, випромінювати інфрачервоне випромінювання, яке може бути зафіксоване тепловізійними системами. Цей підхід ефективно працює у випадках дронів із двигунами, особливо у дронів з нерухомим крилом, і може забезпечувати хороші результати на відстані до 107 метрів.

Двигуни тяги, такі як турбореактивні або турбовентиляторні, виділяють гарячі гази через сопла, що робить їх легко виявлюваними в тепловому діапазоні. Проте ефективність цього методу знижується, коли корпус дрона виготовлений з пластика або випромінює мало тепла, як у випадку з більшістю пластикових квадрокоптерів з електродвигунами. У таких ситуаціях система з більшою ймовірністю може прийняти птаха або інший тепловий об'єкт за дрон.

Через низьку надійність цього методу в окремих випадках, його доцільно використовувати у поєднанні з іншими методами виявлення, а не як самостійну систему.

Радар є дуже корисним для виявлення великих літальних апаратів, проте значно менш ефективний, коли йдеться про невеликі об'єкти, наприклад, квадрокоптери. Радарам важко виявляти малі пластикові дрони з електричним приводом, які сьогодні активно використовуються в

суспільстві, оскільки вони спочатку не були призначені для таких завдань. У [2] було реалізовано підхід до виявлення сигналу дрона методом пасивної радарної техніки.

Виявлення дронів за допомогою їх радіочастотного (RF) сигнатури є одним з ефективних способів дальнього виявлення. Протокол зв'язку дрона влаштований таким чином, що літальний апарат встановлює зв'язок із наземною станцією управління (пультом дистанційного керування) і передає відеосигнал у реальному часі.

Через характеристики бездротових сигналів такі радіочастотні сигнали можуть бути виявлені на великій відстані. Створити дрон, який повністю уникатиме RF-детекції, дуже складно. Хоча деякі БПЛА з нерухомим крилом і реактивними двигунами можуть літати на дуже великій висоті та, таким чином, уникати виявлення за допомогою цього методу, успішність виявлення загалом сильно залежить від потужності передавача дрона і чутливості приймача.

1.3 Загальні принципи функціонування дрона

Дрон складається з двох основних частин – пульта дистанційного керування та літального апарату. Обидва зв'язуються між собою за допомогою радіочастотного каналу зв'язку. На малюнку нижче представлено архітектуру, конструкцію та компоненти більшості дронів.

У радіочастотній класифікації основна увага приділяється зв'язку між наземною станцією (пультом дистанційного керування) та повітряним апаратом (дроном). Пульт дистанційного керування здійснює управління дроном шляхом передачі керуючих сигналів, даних і відео, забезпечуючи двосторонній обмін інформацією.

Більшість контролерів використовують частотний діапазон 2.4 ГГц з пропрієтарною технологією розширення спектру з перестрибуванням частот (FHSS – Frequency Hopping Spread Spectrum) [3]. Застосування FHSS

забезпечує високу надійність зв'язку та збільшену дистанцію управління. Такий тип модуляції використовується як у військових цілях, так і в деяких споживчих пристроях, зокрема в мобільних телефонах.

Важливою характеристикою є стійкість до перешкод, що досягається завдяки паруванню передавача і приймача. У військових системах ця властивість дозволяє реалізувати низьку ймовірність виявлення сигналу (LPD – Low Probability of Detection), що унеможливорює виявлення факту передавання сигналу. Однак така особливість ускладнює виявлення дронів.

Контролери з підтримкою FHSS також є ефективними проти глушіння (джамінгу), оскільки передавання інформації відбувається не на фіксованій частоті, а по всьому спектру, в межах якого дрон змінює частоти. Наземний пульт і дрон обмінюються керуючими сигналами, відео та іншими видами даних за допомогою стійкого до втручань радіозв'язку.

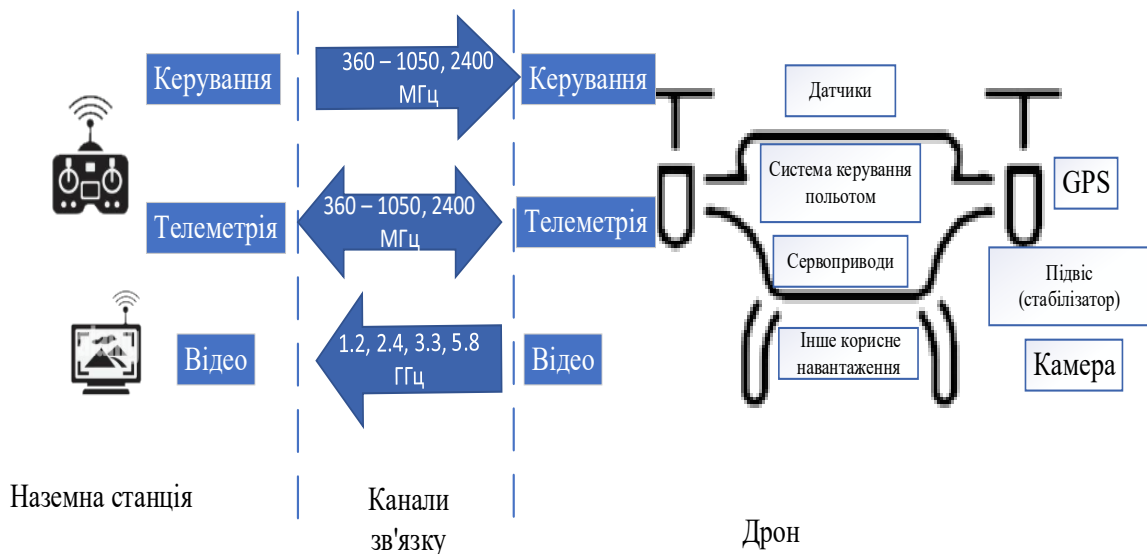


Рисунок 1.1 – Компоненти БПЛА

У таблиці 1.1 представлено перелік інформації, пов'язаної з керуючими сигналами деяких доступних моделей дронів, що використовуються аматорами, студентами та дослідниками.

Таблиця 1.1 – Популярні системи керування дронами, частоти їх роботи, а також використовувані методи модуляції та технології

Бренд	Частота	Модуляція	Технологія
DJI Phantom	2.4 ГГц / 5.8 ГГц	FHSS/DSSS	FASST/Lightbridge
Futaba	2.4 ГГц	FHSS/DSSS	FASST
Spektrum	2.4 ГГц	FHSS/DSSS	DSMX
JR	2.4 ГГц	FHSS/DSSS	DMSS
Hitec	2.4 ГГц	FHSS/DSSS	AFHSS
Graupner	2.4 ГГц	FHSS/DSSS	HOTT
Yuneec	2.4 ГГц	DSSS	ZigBee
Parrot AR2	2.4 ГГц	OFDM	Wi-Fi
Кастомні FPV	360 – 1050 МГц 1.2 ГГц, 2.4 ГГц, 3.3 ГГц, 5.8 ГГц	FHSS	Lora

У таблиці 1.2 наведено інформацію, пов'язану із сигналом зв'язку для передавання відео між пультом дистанційного керування та літальним апаратом.

Таблиця 1.2 – Популярні системи передавання відео, що використовуються дронами, частоти їх роботи, а також застосовувані методи модуляції та технології

Бренд	Частота	Модуляція	Технологія
DJI Phantom	2.4ГГц	OFDM	Lightbridge/Wi-Fi
Immersion	2.4ГГц	FM	-
Yuneec	5.8ГГц	OFDM	Wi-Fi
Connex	5.8ГГц	OFDM	-
Immersion	5.8ГГц	FM	-
Boscam	5.8ГГц	FM	-

2 ЗАСОБИ МОНІТОРЕНГУ РАДІОЧАСТОТНОГО СИГНАЛУ

2.1 Огляд програмно-визначеного радіо

Програмно-визначене радіо (ПВР, англ. Software-Defined Radio, SDR) – це тип радіосистеми, в якій більшість функціональних компонентів, таких як модуляція, демодуляція, фільтрація, виявлення та інші сигнальні обробки, реалізуються програмно, а не апаратно. Завдяки цьому ПВР забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість швидкого оновлення функціоналу без потреби в зміні фізичного обладнання.

Традиційні радіосистеми використовують спеціалізовану електроніку для кожного виду модуляції чи частотного діапазону, що обмежує їхню адаптивність. Натомість SDR-платформи дозволяють користувачу змінювати параметри прийому та передачі сигналу за допомогою програмного забезпечення, що виконується на ПК, вбудованій системі або ПЛІС/ПЗП (FPGA/DSP).

Основні компоненти SDR включають:

- аналоговий фронтенд: антена, підсилювачі, АЦП/ЦАП;
- програмна частина: обробка сигналу, модуляція/демодуляція, протоколи зв'язку;
- інтерфейс користувача: для конфігурації та візуалізації сигналів.

Серед найпоширеніших SDR-платформ – USRP (Universal Software Radio Peripheral), HackRF, RTL-SDR та BladeRF. Ці пристрої активно використовуються в наукових дослідженнях, радіоаматорстві, військових системах та комерційних проєктах, включаючи виявлення дронів, моніторинг спектру, прототипування бездротових протоколів та цифрову обробку сигналів.

SDR також є ключовою технологією у задачах радіочастотного моніторингу та виявлення дронів, оскільки дає змогу захоплювати,

аналізувати та класифікувати сигнали у широкому діапазоні частот із високою точністю та адаптивністю.

2.2 Архітектура програмно-визначеного радіо

Архітектура програмно-визначених радіосистем (ПВР) умовно поділяється на три основні секції: RF-секція (високочастотна частина), IF-секція (проміжна частота) та базова смуга (Baseband).

Радіочастотні (RF) сигнали приймаються за допомогою антен і перетворюються в сигнали проміжної частоти (IF). Далі сигнали IF перетворюються у сигнали базової смуги, після чого здійснюється цифрова обробка сигналу у програмному забезпеченні [4].

Перетворення з RF у IF дозволяє враховувати обмеження по швидкодії апаратного та програмного забезпечення, зокрема при використанні серійних (комерційно доступних) компонентів (COTS – Commercial Off-The-Shelf).

Оцифрування сигналу за допомогою АЦП (аналогово-цифрового перетворювача) готує його до подальшої цифрової обробки, що виконується програмними методами.



Рисунок 2.1 – Архітектура програмно-визначеного радіо

GNU Radio – це відкрита програмна платформа, яка є однією з основних середовищ для розробки програмно-визначених радіосистем. Головними перевагами GNU Radio вважаються активна спільнота, велика бібліотека інструментів для обробки сигналів і висока універсальність, що приваблює академічних дослідників, комерційні компанії та студентів [5].

Платформа працює з усіма основними операційними системами ПК (Ubuntu/Linux, Windows, macOS), хоча продуктивність може різнитися залежно від середовища. Ubuntu зазвичай демонструє кращі результати, оскільки надає більш гнучкий доступ до сумісних фреймворків. GNU Radio сумісна з USRP, HackRF, Raspberry Pi та іншими апаратними компонентами для розробки SDR-рішень [6].

C++ використовується для написання високопродуктивних блоків обробки сигналів.

Python застосовується переважно для скриптів, що з'єднують ці блоки у єдині потоки (flowgraphs), а також для створення користувацьких блоків, хоча за швидкодією такі блоки поступаються C++-реалізаціям.

Модулі C++ і Python інтегруються за допомогою SWIG (Simplified Wrapper and Interface Generator).

У бібліотеці GNU Radio вже наявна значна кількість готових блоків, однак завдяки механізму Out-of-Tree (OOT) модулів користувачі можуть створювати власні блоки для отримання необхідної функціональності. Останні оновлення додали підтримку багатоядерних процесорів, що дає змогу розподіляти обчислення між ядрами і підвищувати продуктивність.

GNU Radio містить модулі для ШПФ (FFT), кодування й декодування, модуляції, демодуляції, еквалайзингу та фільтрації сигналів. Ці модулі об'єднуються у flowgraph, який відображає напрямок руху даних та логіку обробки.

GNU Radio Companion (GRC) – це графічний інструмент, що використовується для створення графу потоку сигналу (flow graph) та автоматичної генерації вихідного коду для нього. Завдяки великій спільноті

розробників, які активно працюють над удосконаленням проєкту, GRC є інтуїтивно зрозумілою та потужною платформою.

Користувачі можуть створювати графічне представлення потоку сигналів, з'єднуючи блоки з бібліотеки GNU Radio. Усі блоки GRC можна умовно поділити на три основні категорії:

Блоки-джерела (Source Block) – це блоки, які мають лише вихідні порти й слугують для введення даних у граф потоку. Прикладом є блок `random source`, що генерує випадкові значення.

Блоки введення/виведення (Input or Output Block) – ці блоки приймають потік даних через вхідний порт, обробляють його та передають далі через вихідний порт. Прикладом є блок `throttle`, який регулює швидкість потоку сигналів.

Блоки-приймачі (Sink Block) – мають лише вхідні порти і призначені для отримання потоку даних або сигналів. Прикладами є `null sink`, який зберігає отримані дані у файл, або графічний аналізатор, що відображає сигнал у візуальному вигляді.

Рисунок 2.2 демонструє приклад простого графа потоку, який складається з джерела, проміжного блока (введення/виведення) та приймача, побудованих у середовищі GNU Radio Companion.

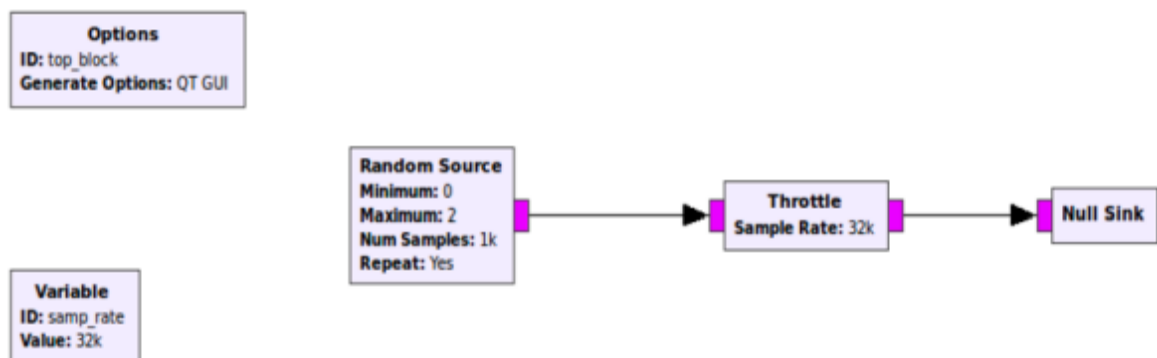


Рисунок 2.2 – Загальна блок-схема GRC

Модулі GNU Radio містять такі підкаталоги: `apps`, `smake`, `docs`, `lib`, `swig`, `python`, `include` та `grc` таблиця 2.1.

Таблиця 2.1 – Опис структури модуля GNU Radio

Підкаталоги	Опис
apps	Містить повні застосунки, встановлені в систему, а також GRC-блоки.
Cmake	Файли інструкцій для autotools, команда cmake використовується для знаходження бібліотек GNU Radio.
docs	Містить інструкції для створення документації з файлів C++ та Python.
lib	Сховище для вихідних файлів (.cc та .h). Призначене для всіх мов, окрім Python.
Swig	Інструкції SWIG для створення інтерфейсів Python, які використовують класи C++.
Python	Використовується для зберігання всіх Python-файлів.
Include	Файли заголовків C++ зберігаються в каталозі include/ для експорту.

Ці підкаталоги включають необхідні інструменти, такі як autoconf, libtool та automake, що дозволяють компілювати кожен модуль незалежно один від одного.

Вибір платформи GNU Radio залежить від контексту завдання, яке необхідно вирішити. У даному випадку об'єктом виявлення є дрон, що працює з характеристиками, притаманними радіосистемам. GNU Radio повністю відповідає підходу радіосистемної передачі сигналів, оскільки є програмною платформою, яка реалізує функції радіосистеми без потреби у спеціалізованому апаратному забезпеченні.

Крім того, GNU Radio є економічно вигідним рішенням, адже має відкритий вихідний код, а такі сумісні апаратні засоби, як USRP, HackRF та інші, є доступними за ціною і легко придбанними.

Хоча іноді GNU Radio сприймається як менш ефективне рішення порівняно з іншими тестовими середовищами, його продуктивність значною

мірою залежить від апаратної частини (хост-комп'ютера), тому пряме порівняння з іншими тестовими платформами є складним.

Проста архітектура GNU Radio сприяє його легкому використанню, зокрема завдяки функціональному графічному інтерфейсу, а також активній спільноті користувачів і розробників в Інтернеті.

GNU Radio – високофункціональна та універсальна система, що використовується в багатьох сферах, тому його актуальність і придатність до застосування залишаються гарантованими в майбутньому.

HackRF One від Great Scott Gadgets – це SDR-пристрій, що підтримує прийом і передачу сигналів, оснащений 8-бітним АЦП, має діапазон роботи від 10 МГц до 6 ГГц та забезпечує ширину смуги до 20 МГц.

Максимальна частота дискретизації становить 20 мільйонів відліків на секунду, що обмежує постійне спостереження спектра в середовищі GNU Radio до 20 МГц.

Однак існує певне обмеження: діапазон 2.4–2.5 ГГц, який активно використовується дронами, має ширину приблизно 100 МГц, тому HackRF One не може постійно охоплювати весь цей спектр одночасно. Втім, пристрій може швидко сканувати спектр, якщо попередньо звузити набір каналів.

Для використання HackRF One в GNU Radio Companion необхідно встановити відповідні драйвери, щоб забезпечити можливість прийому та передавання сигналів.

2.3 Виявлення сигналу безпілота

У літературі та наукових статтях існує кілька різних методів виявлення сигналу безпілота. Серед існуючих методів виявлення, які були впроваджені до цього часу, не всі з них є незалежними від цих факторів, тому вони не можуть бути ефективними. Деякі з факторів, які можуть вплинути на виявлення, є наступними:

- типове низьке відношення сигнал/шум (SNR) при передачі;
- багатопроменевість і завмирання в бездротовому зв'язку;
- нестабільний рівень шуму в каналі;
- потреба в малому часі зондування.

Нижче представлено деякі з найважливіших методів виявлення, а також пояснено, які чинники обмежують їхню ефективність.

Встановлено, що найкращим способом виявлення сигналів з максимальним відношенням сигнал/шум (SNR) є використання детектора зі спряженим фільтром (matched filter receiver). Його основною перевагою є низький час виконання, проте для роботи цього методу необхідно заздалегідь знати характеристики сигналу, який підлягає виявленню.

Метод включає демодуляцію сигналу, що означає: приймач повинен бути узгоджений з джерелом, оцінювати умови каналу та знати тип сигналу. Цей підхід переважно застосовується у спеціалізованих приймачах, наприклад, у телетрансляції.

Найбільш базовим і поширеним підходом до спектрального моніторингу та виявлення є енергетичне детектування (energy detection), що пояснюється низькою обчислювальною складністю та швидкістю реалізації. На відміну від matched filter, енергетичний детектор не потребує попередніх знань про переданий сигнал первинного користувача (PU).

Цей метод визначає порогове значення згідно з рівнем шуму та порівнює його з енергією вхідного потоку даних. Для цифрової реалізації часто використовується швидке перетворення Фур'є (FFT) — абсолютні значення відліків сигналу підносяться до квадрату й інтегруються в межах діапазону спостереження. Для такого методу достатньо лише мінімальної інформації, такої як ширина смуги сигналу та несуча частота.

Більшість сигналів мають статистичні властивості, які змінюються періодично в часі, що називається циклостаціонарністю. Відповідно, точніше виявлення можна досягти, використовуючи періодичність автокореляційної функції сигналів. Модульовані сигнали мають циклостаціонарну функцію

(SCF) зі специфічними та унікальними характеристиками, тому їх можна порівнювати з базою даних типових ознак для визначення наявності сигналу.

Недоліком цього підходу є висока обчислювальна складність, а також необхідність попередніх знань про деякі параметри сигналу, наприклад, несучу частоту.

Ще одним методом є виявлення на основі власних значень (eigenvalue-based detection), де основна характеристика — це співвідношення власних значень матриці коваріації отриманого сигналу. Існує два варіанти цього методу:

- максимально-мінімальний детектор, який порівнює співвідношення найбільшого та найменшого власного значення з порогом;
- детектор енергії та мінімального власного значення, який порівнює середню енергію із найменшим власним значенням.

Перший метод не потребує знань про SNR, на відміну від другого, для якого така інформація є необхідною. Ідеально, максимально-мінімальний підхід може компенсувати невизначеність шуму, зберігаючи при цьому переваги енергетичного методу. Завдяки цьому можливо виявляти сигнали з невідомим джерелом, каналом і рівнем шуму.

Разом із тим, метод на основі власних значень має високу складність реалізації.

3 МОДЕЛЬ ВИЯВЛЕННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ РАДІОЧАСТОТНИХ СИГНАЛІВ

3.1 Метод виявлення радіо сигналів

Енергетичне виявлення буде реалізовано та продемонстровано за допомогою програмно-визначеного радіо. Для цього буде використано два комп'ютери з встановленим програмним забезпеченням GNU Radio Companion, а також два апаратні пристрої HackRF – один для передавання, інший для приймання сигналів.

На рисунку 3.1 показано блок-схему приймача, в якому відбувається детектування енергії переданого сигналу.

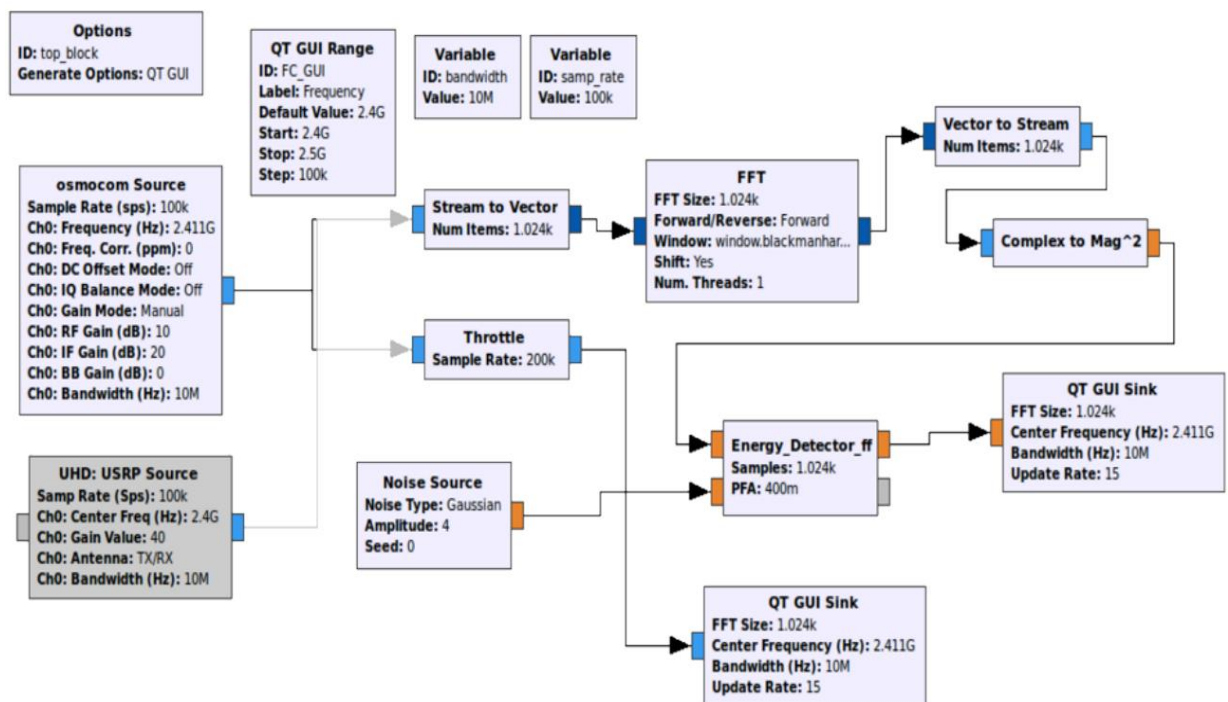


Рисунок 3.1 – Блок-схема детектора енергії на GNU Radio

Як джерело сигналу використовується блок Osmocom, що відповідає пристрою HackRF, де задаються параметри, такі як частота дискретизації, робоча частота та ширина

Прийняті сигнали обробляються на комп'ютері з встановленим GNU Radio. Для обмеження навантаження на процесор використовується блок `throttle`. Отриманий сигнал перетворюється у вектор із 1024 точок за допомогою блоку `Stream to Vector`.

Паралельно вихід подається до блоку візуалізації `QT GUI Sink`, який використовується для наочного представлення сигналу. У цьому блоці реалізовано відображення спектральної щільності потужності (PSD), спектрограми (Waterfall), сигналу в часовій області та сузір'я модуляції (Constellation).

Після перетворення сигналу у вектор із 1024 точок відбувається обробка у блоці FFT, де виконується швидке перетворення Фур'є над вхідним потоком даних. Для зменшення крайових ефектів та уникнення спектрального витікання у спектрі FFT застосовується віконна функція Blackman-Harris.

Після цього здійснюється усунення масштабування, яке вводиться блоком FFT, а далі за допомогою блоку `Complex to Mag2` виконується обчислення квадрату модуля комплексного сигналу (тобто $a + jb \rightarrow a^2 + b^2$).

Вихід цього блоку передається до кастомного блоку `Energy-detection-ff`, у якому реалізовано алгоритм виявлення. У цьому блоці користувач має можливість встановити кількість вибірок та ймовірність хибного спрацювання, яка буде врахована у розрахунках.

На основі вхідних даних блок обчислює середнє значення (mean), дисперсію та стандартне відхилення сигналу. Ці параметри використовуються для динамічного розрахунку порогового значення виявлення. Також обчислюється логарифмічне значення середньої енергії сигналу та порогу.

Після цього середнє значення енергії сигналу порівнюється з порогом. Якщо енергія сигналу перевищує порогове значення — сигнал вважається присутнім, і його енергетичне значення передається на вихід. `QT GUI Sink`

використовується також для візуалізації потужності прийнятих сигналів у частотній області.

Для реалізації усереднення в блоці детектора застосовується формула [7]:

$$Y = \sum_{n=1}^N \frac{1}{N} X(n)^2, \quad (3.1)$$

де $X(n)$ відповідає прийнятим значенням в частотній області.

Щоб прийняти рішення про наявність чи відсутність сигналу, потрібно визначити поріг:

$$T = \mu + Q^{-1}(pfa)\sigma, \quad (3.2)$$

де μ і σ є середнім і стандартним відхиленням усереднених за часом точок БПФ відповідно, Q представляє обернену Q -функцію, а pfa є ймовірністю того, що модуль виявлення вибере H_1 , тоді як правильним рішенням є H_0 . Правило рішення можна визначити як Рішення про виявлення $Y > T \rightarrow H_1$ (сигнал присутній) і $Y \leq T \rightarrow H_0$ (сигнал відсутній).

Оскільки в роботі пропонується використовувати ортогональне мультиплексування з частотним розділенням каналів, то коротко розглянемо принцип його роботи.

Ортогональне частотне мультиплексування (OFDM) є базовим елементом для багатьох поточних схем модуляції, включаючи; 802.11 WLAN, 802.16 WiMAX і 3GPP LTE [8]. Ортогональне частотне мультиплексування — це цифрова схема модуляції з кількома несучими, яка використовує кілька піднесучих в одному каналі. Він використовує велику кількість близько розташованих ортогональних піднесучих, які передаються паралельно. Кожну піднесучу можна модулювати за допомогою однієї зі звичайних схем цифрової модуляції (таких як QPSK, 16QAM тощо) з

низькою швидкістю символу. Однак поєднання більш ніж однієї піднесучої забезпечує швидкість передачі даних, подібну до звичайних схем модуляції з однією несучою в еквівалентних смугах пропускання [8].

Класичний підхід до класифікації OFDM-сигналів здійснюється на основі параметрів центральної частоти, тривалості OFDM-символу, довжини циклічного префікса та кількості піднесучих. Також є підхід до класифікації OFDM сигналів на основі циклостаціонарних ознак [9], де розглядають циклостаціонарну ознаку преамбули кадру та піднесучої.

Також для класифікації використовують такі параметри OFDM-сигналів як: несуча частота, загальна ширина смуги пропускання, кількість піднесучих, відстань між піднесучими, довжина циклічного префікса, період дискретизації та тривалість OFDM-кадру. Для класифікації OFDM-сигналів можна також розглянути наступні параметри: швидкість передачі некодованих даних = 390 млн. біт/с, тривалість вихідного символу $T_D = 15,385$ нс, тривалість символу передачі $T_S = 12,5$ нс, загальна тривалість символу OFDM $T_{TS} = 3,60$ мс, захисний час $T_G = 0,4$ мс, інтервал між піднесучими $F_S = 0,3125$ МГц, ширина смуги Найквіста $B_N = 76,5625$ МГц

В літературі існують різні доступні параметри, які дослідники використовують як ознаки для класифікації OFDM-сигналу від не OFDM сигналу. В таблиці 3.12 наведено приклад того, як виглядають деякі з цих параметрів.

У проведеному експерименті використовується чотири параметри. Блок оцінки параметрів OFDM, який оцінює ці параметри, був включений у блок виявлення енергії сигналу, а результат двох блоків об'єднано разом, щоб сформувати один блок оцінки параметрів сигналу. Нижче наведено короткий опис контролюючих параметрів.

Розглянемо визначення довжини циклічного префікса. Корисна довжина символу (T_u) – це величина, обернена до інтервалу між піднесучими. Тоді, довжина CP дорівнює ($T_g = G * T_u$), де G – це відношення часу CP до корисного часу.

Таблиця 3.1 – Параметри, які дослідники використовують як ознаки для класифікації OFDM сигналу

Параметр	Значення
Кількість піднесучих даних	48
Кількість пілотних піднесучих	4
Інтервал між піднесучими	156.2 кГц
Займана смуга частот	8.28125 МГц
Тривалість короткої тренувальної	16 мкс
Тривалість довгої тренувальної послідовності	16 мкс
Захисний інтервал тренувальної послідовності	3.2 мкс
Тривалість преамбули PLCP	32 мкс
Тривалість захисного інтервалу	1.6 мкс
Тривалість символу POOFDM	8 мкс

Вибір G здійснюється відповідно до параметрів каналу. Загальна довжина символу OFDM складається з корисної довжини символу і довжини CP. Кількість піднесучих складається як з пілотного сигналу, так і з сигналів носіїв даних. Розмір FFT може варіюватися від 64, 128, 256, 512 та інші варіації. Тривалість символу OFDM-сигналу - це зворотний інтервал між піднесучими. Інтервал між піднесучими: $\text{spr} = 1/T_s$, T_s – час символу [9].

У блоці оцінювання параметрів OFDM у GNUradio було використано деякі алгоритми для реалізації оцінювання деяких параметрів OFDM. Далі наведено необхідні етапи, які було зроблено для реалізації цих алгоритмів.

1. Обчислення автокореляційної функції вхідного вектора для оцінки довжини піднесучих (FFT) за допомогою дискретної автокореляційної функції.

2. Обчислення ЦАФ (циклічної автокореляційної функції). Найпростіший спосіб обчислити ЦАФ полягає в тому, що вона є

коефіцієнтом у розкладенні в ряд Фур'є автокореляції, що змінюється в часі, циклостационарного випадкового процесу (циклостационарного сигналу). Обчислення функції циклічної кореляції, що змінюється в часі, для знаходження довжини циклічного префікса.

3. Визначення інтервалу між піднесучими обчислюється наступним чином: $\text{sub-spс} = (\text{samplerate}/\text{FFTlength})$ та символний час $\text{symtime} = (1/\text{subspс})$.

3.2 Реалізація оцінки параметрів OFDM та їх класифікації у GNU Radio

Для оцінки параметрів сигналу було використано модуль GNU Radio під назвою Gr-inspector.

У Gr-inspector було додано модуль, який реалізує оцінку параметрів у GNU Radio Companion. Цей модуль GNU Radio розроблено спеціально для того, щоб реалізувати можливості аналізу сигналів у типовій блоковій структурі. Модуль здатний виконувати наступні функції:

- енергетичне детектування неперервних сигналів;
- фільтрація виявлених сигналів;
- оцінка параметрів OFDM (інтервал між несучими, час символу);
- сліпа OFDM синхронізація;
- передискретизація сигналів до постійної частоти;
- 3D візуалізація даних FAM, з gr-specest
- використання моделей TensorFlow для АМС [10].

Для вирішення поставленої задачі одним із головних елементів є блок оцінки параметрів OFDM, який виконує оцінку чотирьох параметрів OFDM і виводить їх у вигляді повідомлень (інтервал між несучими, час символу, розмір FFT, тривалість символу). Об'єднавши цей блок з реалізацією енергетичного детектора і використавши вихідні дані обох блоків, отримуємо набір ознак для виявлення та класифікації БПЛА.

Далі за допомогою отриманого набору ознак направивши їх на блок машинного навчання представленого на рисунку 3.2 буде здійснюватися навчання різних моделей та подальша класифікація сигналу.

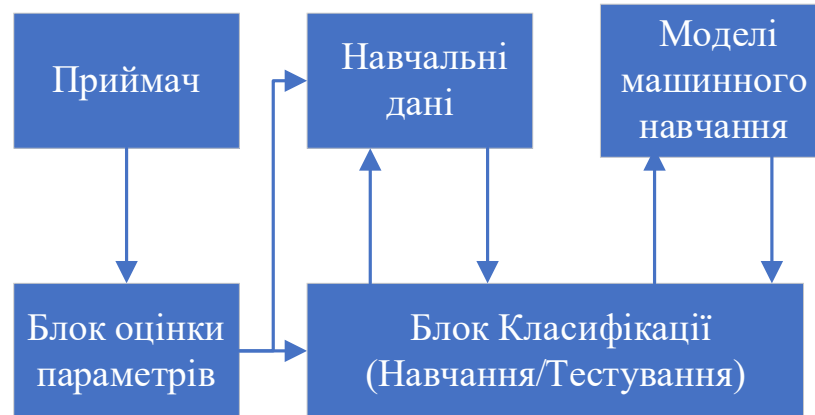


Рисунок 3.2 – Блок-схема детектора енергії на GNU Radio

Оцінені параметри спочатку використовуються для побудови навчальних даних і зберігаються в бібліотеці даних для подальшої обробки. Класифікатор в режимі навчання створює моделі на основі обраного алгоритму класифікації машинного навчання. Потім проводиться тестування нового сигналу за допомогою обраної моделі з бібліотеки даних.

Для експерименту було розроблено налаштований тестовий блок машинного навчання, виявлення енергії та блок оцінки параметрів для виявлення та класифікації сигналів дронів за допомогою GNU Radio та обладнання HackRF. Необроблені дані радіочастотного сигналу будуть зібрані після реалізації та підключення всіх блоків. Для того, щоб провести експеримент і зібрати дані з модуля виявлення, необхідно вміти визначити і точно знати частоту передачі дрона. Таким чином можливо контролювати спектр і збирати дані для навчання, а потім тестувати класифікацію за допомогою спеціального блоку тестування машинного навчання. Для експерименту було зібрано дані для різних сценаріїв, які будуть використані як основа класифікації.

Під час проведення експериментальних досліджень з вивчення характеристик і поведінки радіочастотних сигналів в умовах реального середовища було застосовано дві популярні моделі безпілотних літальних апаратів (БПЛА), розроблених компанією DJI – DJI Phantom та DJI Mavic. Ці дрони є одними з найпоширеніших і найтехнологічніших у своїй категорії, що зумовило їх вибір як основного засобу для здійснення збору сигналів та проведення замірів у різних умовах радіоелектронного середовища.

Використання дронів у сфері радіочастотного моніторингу відкриває нові можливості для дослідників, оскільки дозволяє збирати сигнали в недоступних або важкодоступних місцях, а також забезпечує мобільність і гнучкість під час налаштування експериментальних сценаріїв. DJI Phantom та DJI Mavic були оснащені додатковими модулями для фіксації радіочастотних даних, включаючи приймачі сигналів, антени, системи обробки та зберігання даних. Завдяки високому ступеню стабілізації, точному позиціонуванню через GPS, а також відносно тривалому часу польоту, ці дрони змогли забезпечити стабільне та якісне збирання інформації, що особливо важливо при вивченні спектральних характеристик сигналів.

Модель DJI Phantom, яку було використано під час досліджень, працює на частоті 2.4 GHz з модуляцією OFDM і підтримкою технологій Lightbridge або Wi-Fi для передавання відео та телеметричних даних. Така конфігурація дозволила зручно ідентифікувати джерело сигналу та здійснювати вимірювання спектра в реальному часі. Важливим фактором стала також стабільність польоту цієї моделі, що дозволило мінімізувати втрати даних через коливання або нестабільне позиціонування дрона. Завдяки відкритому протоколу обміну даними та широкому колу доступного програмного забезпечення, DJI Phantom виявився зручним інструментом для інтеграції з різними сенсорами та аналітичними платформами.

DJI Mavic, як компактніша й більш портативна модель, забезпечив гнучкість у розгортанні експериментів у складних ландшафтних або урбанізованих умовах. Цей дрон також функціонує на частотах 2.4 GHz або

5.8 GHz, з використанням схожих типів модуляції, що дозволило зіставити результати сигналів обох моделей в різних частотних діапазонах. Під час випробувань Mavic проявив себе як надійна та маневрена платформа, зручна для оперативного реагування на зміну умов середовища. Компактність пристрою дозволила використовувати його у важкодоступних місцях, де більші моделі, як-от Phantom, мали б певні обмеження.

Окрім технічних характеристик, обидва дрони мали важливу роль у забезпеченні просторової варіативності дослідження. За допомогою GPS-координат було точно визначено місця збору сигналів, що дозволило створити карту електромагнітної активності у визначених регіонах. У процесі обробки зібраних даних застосовувались методи спектрального аналізу з використанням перетворення Фур'є (FFT), розрахунку енергетичних характеристик сигналів ($|x|^2$), а також подальшої нормалізації та порівняння зі встановленими порогоми.

Завдяки високій якості відеотрансляції в реальному часі, яка реалізується через цифрові технології зв'язку, дрони дозволили синхронізувати польоти з моментами пікової активності в радіоефірі. Це значно підвищило ефективність збору інформації, зменшивши кількість зайвих або повторних польотів. Сумісність із мобільними додатками також дозволила дистанційно контролювати параметри польоту, вносити коригування на ходу та миттєво отримувати зворотний зв'язок щодо стану системи.

Під час досліджень було приділено особливу увагу питанням інтерференції та перешкод від інших радіочастотних пристроїв, особливо в умовах міської забудови або поблизу промислових зон. У таких випадках дрони дозволяли проводити повторні вимірювання на різних висотах і відстанях від джерел перешкод, що допомогло побудувати більш точну модель розподілу електромагнітного поля. Дані, зібрані за допомогою DJI Phantom та Mavic, стали основою для статистичного аналізу та оцінки рівнів сигналу/шуму, що є критично важливим для задач спектрального

моніторингу, виявлення несанкціонованих передач або оптимізації використання частотного ресурсу.

Таким чином, використання дронів DJI у рамках експериментального дослідження дозволило поєднати високу мобільність, точність позиціонування, стабільність збору сигналів та широкі можливості для інтеграції з аналітичним програмним забезпеченням. Це сприяло створенню ефективної платформи для радіочастотного аналізу, яка може бути масштабована та адаптована для вирішення різноманітних завдань у сфері телекомунікацій, безпеки, моніторингу спектра та наукових досліджень. Практичне застосування таких платформ відкриває нові горизонти для побудови розподілених систем моніторингу, особливо у поєднанні з технологіями штучного інтелекту та машинного навчання для автоматизованої обробки й класифікації радіосигналів.

Перший випадок – це коли єдиним сигналом, що передається є сигнал від DJI phantom; другий випадок – це коли єдиним сигналом, що передається є сигнал від Mavic. У налаштуваннях дрона режим передачі DJI phantom і Mavic RF було змінено з Auto на Custom. Спеціальне налаштування дозволяє користувачеві вибрати конкретну частоту, на якій буде передавати дрон. Це спрощує налаштування та моніторинг частотного спектру GNU Radio під час тестування. Щоб збирати дані з блоку виявлення, повинні мати можливість передавати на певній частоті, контролювати та збирати дані для навчання, а потім тестувати класифікацію за допомогою спеціального блоку тестування машинного навчання представленого на рисунку 3.2. Для цього експерименту дрон передає на каналі 13, а модуль приймача на GNU Radio центрується на частоті 2,411 ГГц, щоб виявити наявність активності на каналі.

Для класифікації сигналів використовувались методи машинного навчання.

Загалом, алгоритми машинного навчання зазвичай класифікуються за типом очікуваного результату. Нижче наведено деякі з поширених типів алгоритмів:

- навчання без учителя (Unsupervised learning): у цьому випадку алгоритм моделює набір вхідних даних на основі певних характеристик, без наявності міток класів. Тобто приклади даних не містять інформації про очікуваний результат;

- навчання з учителем (Supervised learning): алгоритм створює функцію, яка відображає вхідні дані у відповідні вихідні значення. У цьому випадку навчальна система повинна навчитися наближено відтворювати поведінку функції, яка класифікує вхідні вектори у певні класи, аналізуючи приклади "вхід–вихід". Наш експеримент базується саме на цьому типі алгоритму;

- напівконтрольоване навчання (Semi-supervised learning): поєднує приклади навчання з учителем та без учителя, що дозволяє створити ефективніший класифікатор навіть при обмеженій кількості розмічених даних;

- навчання з підкріпленням (Reinforcement learning): алгоритм вивчає стратегію дій (policy) на основі спостережень за середовищем. Рішення приймаються з урахуванням нагород або штрафів, що дозволяє моделювати поведінку агента;

- навчання до навчання (Learning to learn): алгоритм формує власне індуктивне упередження, базуючись на попередньому досвіді, і використовує його для покращення подальшого навчання.

Дерево рішень має структуру, подібну до блок-схеми, в якій кожен внутрішній вузол представляє перевірку атрибута, наприклад, у випадку підкидання монети – чи випаде орел чи решка. Кожна гілка представляє результат перевірки, а кожен листовий вузол – клас або рішення, прийняте після обробки всіх атрибутів. Шляхи від кореня до листків представляють

правила класифікації. Зазвичай алгоритм дерева рішень складається з трьох типів вузлів:

1. Вузли рішень – зазвичай позначаються квадратами;
2. Вузли ймовірності – зазвичай позначаються колами;
3. Кінцеві вузли – зазвичай позначаються трикутниками.

Метод опорних векторів (SVM) є класифікатором, який розділяє різні класи даних за допомогою гіперплощини. SVM моделюється на основі тренувальних даних і будує гіперплощину для тестових даних. Модель SVM працює, намагаючись знайти простір у матриці даних, де різні класи можна чітко відокремити, і проводить гіперплощину.

Алгоритм машинного навчання Random Forest є класифікатором, який складається з набору різних дерев рішень, де кожне дерево будується шляхом застосування алгоритму A до навчального набору S і додаткового випадкового вектора V , який є вибіркою (i.i.d.) з певного розподілу. Прогноз у Random Forest отримується шляхом голосування більшості за прогнозами окремих дерев. Зазвичай алгоритм Random Forest працює в такий спосіб:

- випадково вибирає K точок із навчальних даних;
- будує дерево рішень для цих K точок;
- обирає підмножину N_{tree} з дерев і повторює кроки 1 і 2;
- визначає категорію або результат на основі більшості голосів.

Алгоритм навчання для Random Forest застосовує загальний підхід бутстреп-агрегації або bagging для деревних моделей. Нехай маємо тренувальний набір $X = x_1, \dots, x_n$ з відповідями $Y = y_1, \dots, y_n$. Bagging багаторазово (B разів) вибирає випадкову вибірку з поверненням із навчального набору та будує дерева на цих вибірках: Для $b = 1, \dots, B$;

- вибирається з поверненням n тренувальних прикладів з X, Y ; позначимо їх X^b, Y^b ;
- навчається дерево класифікації або регресії f_b на X^b, Y^b .

Для цього класифікатора, у випадку класифікації з мультиноміальним імовірнісним розподілом, вибірки (вектор ознак) представляють собою

частоти, з якими певні події були згенеровані багаточленним розподілом $(p-1, \dots, p-n)$, де $p-i$ – це ймовірність появи події i (або K таких розподілів у випадку багатокласової класифікації). Вектор ознак $x = (x-1, \dots, x-n)$ є гістограмою, де $x-i$ – кількість разів, коли подія i була зафіксована у конкретному випадку.

Алгоритм K -ближчих сусідів (K -nearest Neighbor) є одним із найпростіших алгоритмів машинного навчання. Ідея полягає в тому, щоб запам'ятати навчальний набір, а потім передбачити мітку нової вибірки на основі міток найближчих сусідів у навчальному наборі. Такий підхід базується на припущенні, що ознаки, які використовуються для опису точок простору, мають відношення до мітки класу, тобто близькі точки, ймовірно, належать до одного класу. Крім того, у деяких випадках, навіть за наявності великого обсягу навчальних даних, пошук найближчого сусіда може виконуватись дуже швидко. Значення K у KNN вказує на кількість найближчих сусідів, які враховуються при класифікації. Наприклад, якщо $K = 2$, алгоритм обере два найближчі приклади, або якщо $K = 5$ – п'ять найближчих сусідів, і на основі їх міток класифікує новий приклад.

Класифікатор логістичної регресії. Найкраще пояснити логістичну регресію, починаючи з пояснення стандартної логістичної функції. Логістична функція – це сигмоїда, яка приймає будь-яке дійсне значення t ($t \in \mathbb{R}$) і видає значення в діапазоні від 0 до 1; для логіта це інтерпретується як перетворення логарифму відношення шансів у ймовірність.

На даний момент у GNU Radio відсутні готові блоки, які дозволяють виконувати класифікацію за допомогою методів машинного навчання. Проте, як відомо, машинне навчання легко реалізується за допомогою Python, а GNU Radio добре інтегрується з мовою програмування Python.

Було розроблено власний OOT-модуль (Out-of-Tree) у середовищі GNU Radio, який використовується для реального тестування вхідного сигналу на модулі класифікації. Незважаючи на те, що тестування здійснюється в

реальному часі на платформі GNU Radio, етап навчання моделі наразі виконується поза межами GNU Radio.

У процесі реалізації моделей машинного навчання важливо обирати ефективні, гнучкі та доступні інструменти. Одним із головних принципів при створенні проєкту з класифікації радіочастотних сигналів є використання відкритого програмного забезпечення, що не лише знижує вартість, а й забезпечує широку підтримку спільноти та можливість кастомізації. У цьому контексті важливими стали такі інструменти, як Python та його супутні бібліотеки для наукових обчислень і машинного навчання. Нижче розглянемо ключові компоненти, які були використані в проєкті, з поглибленим описом їх функціоналу та ролі в системі.

Python – це мова програмування високого рівня, яка відома своєю простотою синтаксису, гнучкістю та широким спектром бібліотек. Версія 3.5, яка використовувалась у цьому проєкті, є стабільною, підтримує більшість сучасних бібліотек та ідеально підходить для завдань у сфері машинного навчання. Python дозволяє легко реалізовувати обробку сигналів, створення моделей класифікації, тестування та візуалізацію результатів.

Завдяки підтримці як об'єктно-орієнтованого, так і функціонального програмування, Python дає можливість швидко розробляти прототипи, що важливо при дослідницьких роботах. Також мова має інструменти інтеграції з такими системами, як GNU Radio, через використання Out-Of-Tree (OOT) модулів.

NumPy (Numerical Python) – одна з основоположних бібліотек для наукових обчислень у Python. Вона забезпечує високопродуктивні операції над багатовимірними масивами (ndarray), які є базовими структурами даних для подальшої обробки у машинному навчанні.

NumPy дозволяє:

- виконувати векторизовані операції (без використання циклів);
- працювати з лінійною алгеброю (матриці, власні значення, обернені матриці);

- ефективно реалізовувати перетворення сигналів (наприклад, Фур'є);
- інтегруватися з іншими бібліотеками, як Scikit-learn та SciPy.

Використання NumPy є критично важливим при підготовці набору даних, обробці вхідних сигналів та побудові навчальних і тестових матриць ознак.

Matplotlib – бібліотека для створення візуалізацій у вигляді графіків, гістограм, спектрограм, теплових карт тощо. У проєкті вона використовується для:

- побудови графіків часових сигналів;
- аналізу розподілу енергії;
- побудови спектрів сигналів та графічних результатів класифікації.

Версія 1.5.3 забезпечує стабільну роботу з NumPy і має зручний API для створення як простих, так і складних графічних побудов. Matplotlib дозволяє експортувати графіки у різні формати (PDF, PNG, SVG), що важливо для підготовки наукових звітів та презентацій.

Pandas є інструментом для роботи зі структурованими даними. Основною структурою є DataFrame – таблиця, подібна до електронної таблиці або SQL-таблиці. У задачах машинного навчання Pandas використовується для:

- попередньої обробки даних (очищення, нормалізація);
- зручного імпорту та експорту CSV/Excel-файлів;
- агрегації, фільтрації та трансформації даних;
- статистичного аналізу.

Завдяки зручному API, Pandas дозволяє швидко підготувати датасет для навчання моделі, обчислювати узагальнені показники ефективності класифікатора (accuracy, precision, recall) та зберігати результати у зручному форматі.

SciPy – це наукова бібліотека Python, яка будується на основі NumPy і включає модулі для інтегрування, диференціювання, оптимізації, обробки сигналів та статистики. У проєкті вона використовується для обробки

сигналів, зокрема фільтрації, згладжування та виявлення піків у часовому ряді.

Scikit-learn – одна з найпопулярніших бібліотек машинного навчання. Версія 0.18.1 підтримує численні алгоритми класифікації, регресії, кластеризації та зниження розмірності, включаючи:

- дерева рішень;
- метод опорних векторів (SVM);
- логістичну регресію;
- К-ближчих сусідів;
- випадкові ліси (Random Forest).

Scikit-learn має простий інтерфейс "fit-predict", що дозволяє швидко протестувати кілька моделей, провести крос-валідацію, обрати кращу конфігурацію параметрів та побудувати фінальну модель. Вона також підтримує обчислення матриці неточностей, ROC-криві та інші метрики.

Використання Python 3.5 у поєднанні з бібліотеками NumPy, Matplotlib, Pandas, SciPy та Scikit-learn дає можливість ефективно реалізовувати повний цикл машинного навчання – від обробки сигналу до побудови та тестування класифікатора. Усі ці інструменти є відкритими та активно підтримуються спільнотою, що робить їх ідеальними для наукових досліджень, прототипування та навчальних цілей.

Цей набір технологій став основою для реалізації класифікації радіочастотних сигналів у середовищі GNU Radio з зовнішнім етапом тренування моделей, і довів свою ефективність як у функціональному, так і у ресурсному аспектах.

В якості класифікатора нами було обрано метод К-найближчий сусідів. Алгоритми К-найближчих сусідів є одними з найпростіших алгоритмів машинного навчання.

Ідея полягає в запам'ятовуванні навчальної множини, а потім у прогнозуванні мітки будь-якого нового екземпляра на основі міток його найближчих сусідів у навчальній множині. Обґрунтування такого методу

базується на припущенні, що ознаки, які використовуються для опису точок домену, мають відношення до їхніх міток таким чином, що сусідні точки з великою ймовірністю матимуть однакові мітки. Крім того, в деяких ситуаціях, навіть коли навчальна множина величезна, пошук найближчого сусіда може бути виконаний надзвичайно швидко. K в k -найближчому сусіді - це кількість точок даних, найближчих до нового екземпляра. Наприклад, якщо $k = 2$, то алгоритм вибере найближчі два екземпляри або якщо $k = 5$, то алгоритм вибере найближчі п'ять сусідніх екземплярів і на їх основі класифікує їх відповідним чином.

Для нашого експерименту будемо використовувати метод керованої класифікації машинного навчання для навчання моделей, які будуть використовуватися для виявлення та класифікації, а дані, що використовуються для класифікації, будуть позначені відповідним чином. Навчальні дані містять параметри, які будуть використовуватися для класифікації, і для кожного об'єкта, що підлягає класифікації, збирається однакова кількість даних. Для першого тесту керованого навчання було зібрано 200 вибірок, коли DJI phantom був увімкнений, і 200 вибірок, коли Mavic був увімкнений. Обидві вибірки були позначені, щоб створити клас для класифікації. Загальна вибірка, використана для тренувальних даних, становить 400 значень. Для початку було вирішено почати з менших навчальних вибірок, а пізніше збільшити кількість вибірок, що використовуються для навчання. Для другого тесту загальна кількість вибірок, використаних для навчання, становила 3000; 1500 для сигналів Mavic і ще 1500 для сигналів DJI phantom.

В таблиці 3.2 наведено приклад зібраних даних.

На основі даних, використаних для навчання та тестування, нижче наведено метрику ефективності класифікації в Python після того, як навчальні дані були розділені на навчальні та тестові для перевірки.

На рисунку 3.3 представлено діаграму, що складається з метрики ефективності, згенерованої в Python з використанням KNN-класифікатора для навчання вибірки даних.

Таблиця 3.2 – Параметри, які дослідники використовують як ознаки для класифікації OFDM сигналу

Subcarrier-Spacing	Symbol-time	fft-length	cp-length	Signal-Power	Detection	class
97.65625	0.01024	1024	32	463.655823	1	Mavic
390.625	0.00256	256	32	466.324219	1	Mavic
97.65625	0.01024	1024	32	462.016113	1	Mavic
195.3125	0.00512	512	32	470.765259	1	Mavic
97.65625	0.01024	1024	32	470.765259	1	Mavic
1562.5	0.00064	64	32	452.020081	1	Phantom
195.3125	0.00512	512	32	452.105621	1	Phantom
1562.5	0.00064	64	16	450.157654	1	Phantom
390.625	0.00256	256	16	450.232574	1	Phantom
390.625	0.00256	256	32	265.731476	1	Phantom

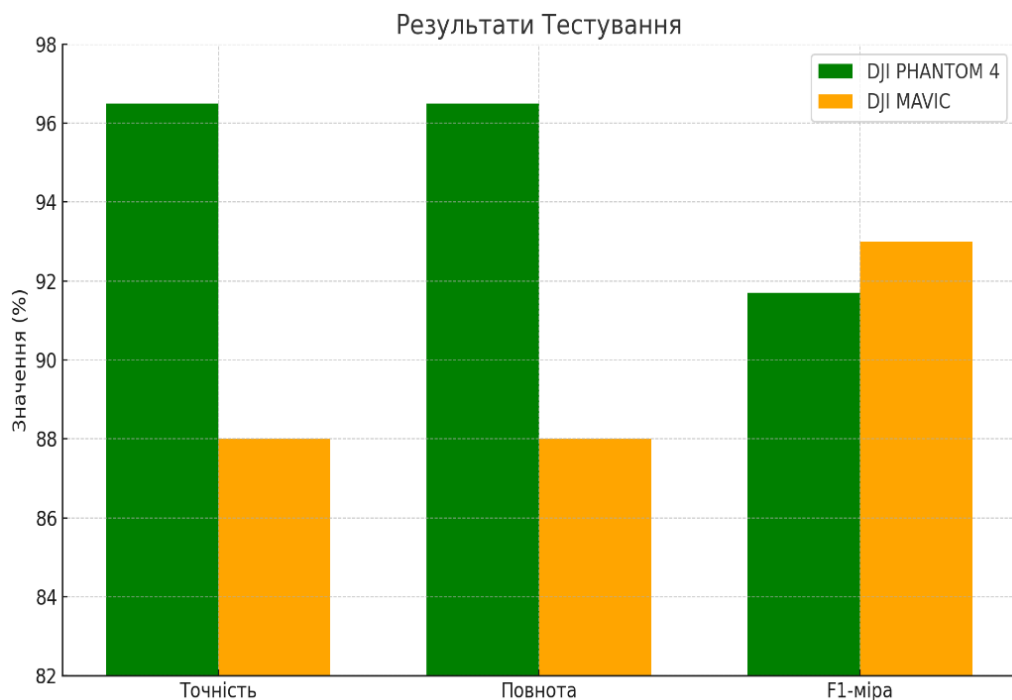


Рисунок 3.3 – Результати роботи класифікатора

Для класифікатора було використано KNN після порівняння точності різних класифікаторів, таких як дерево рішень, лінійна регресія та машина опорних векторів.

ВИСНОВКИ

На основі проведеного експерименту та отриманих результатів можна зробити висновок про ефективність застосування методів машинного навчання для класифікації сигналів, що передаються з дронів DJI Phantom та Mavic. Ретельний аналіз параметрів сигналу, таких як Subcarrier-Spacing, Symbol-time, fft-length, cp-length та Signal-Power, дозволив сформуванати інформативний набір ознак, які були використані для побудови моделей класифікації.

Серед протестованих алгоритмів машинного навчання, найкращі результати продемонстрував метод К-найближчих сусідів (KNN), який забезпечив найвищі показники точності, повноти та F1-міри для обох класів дронів. Це свідчить про те, що KNN добре справляється з розпізнаванням навіть при мінімальних відмінностях у параметрах сигналів, що є характерним для пристроїв одного виробника.

Однак, попри високу якість класифікації, залишається простір для вдосконалення. Подальші дослідження будуть спрямовані на підвищення точності моделі, зокрема шляхом виявлення нових інформативних ознак на основі тестової статистики та аналізу вхідних сигналів. Це дозволить створити більш надійну систему розпізнавання, що може бути використана в реальних умовах, зокрема в системах безпеки, моніторингу повітряного простору або при виявленні несанкціонованих БПЛА.

Загалом, проведена робота демонструє потенціал інтеграції сучасних підходів машинного навчання в задачі класифікації сигналів від дронів, що відкриває нові перспективи у сфері радіомоніторингу та безпілотних технологій.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. . McCoy, A. Rawal, D. B. Rawat and B. M. Sadler, "Ensemble Deep Learning for Sustainable Multimodal UAV Classification," in IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 24, no. 12, pp. 15425-15434, Dec. 2023, doi: 10.1109/TITS.2022.3170643
2. Mo Y, Huang J, Qian G. Deep Learning Approach to UAV Detection and Classification by Using Compressively Sensed RF Signal. Sensors. 2022; 22(8):3072. <https://doi.org/10.3390/s22083072>
3. Y. Wang, Z. Chu, I. Ku, E. C. Smith and E. T. Matson, "A Large-Scale UAV Audio Dataset and Audio-Based UAV Classification Using CNN," 2022 Sixth IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), Italy, 2022, pp. 186-189, doi: 10.1109/IRC55401.2022.00039.
4. Ezuma, Martins, et al. "Comparative analysis of radar cross section based UAV classification techniques." arXiv preprint arXiv:2112.09774 (2021). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.09774>
5. X. Chen, C. Ma, C. Zhao and Y. Luo, "UAV Classification Based on Deep Learning Fusion of Multidimensional UAV Micro-Doppler Image Features," in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 21, pp. 1-5, 2024, Art no. 3503205, doi: 10.1109/LGRS.2024.3371171
6. Shayea, I.; Dushi, P.; Banafaa, M.; Rashid, R.A.; Ali, S.; Sarijari, M.A.; Daradkeh, Y.I.; Mohamad, H. Handover Management for Drones in Future Mobile Networks–A Survey. Sensors 2022, 22, 6424. <https://doi.org/10.3390/s22176424>
7. Del Barrio, Alberto A., et al. "HackRF+ GNU Radio: A software-defined radio to teach communication theory." The International Journal of Electrical Engineering & Education 60.1 (2023): 23-40. <https://doi.org/10.1177/0020720919868144>
8. C. Liu, C. Guo, Y. Yang, W. Ni and T. Q. S. Quek, "OFDM-Based Digital Semantic Communication With Importance Awareness," in IEEE

Transactions on Communications, vol. 72, no. 10, pp. 6301-6315, Oct. 2024, doi: 10.1109/TCOMM.2024.3397862

9. Amar Al-Jzari, Kostanic Iviva, Cyclic Prefix Length Determination for Orthogonal Frequency Division Multiplexing System over Different Wireless Channel Models Based on the Maximum Excess Delay Spread, American Journal of Engineering and Applied Sciences 8 (2015), <https://doi.org/10.3844/ajeassp.2015.82.93>.

10. GNU Radio. gr-inspector / GitHub. – Режим доступу: <https://github.com/gnuradio/gr-inspector>

11. Leha O., Martovytskyi V., Severin I. Analysis of methods for detecting unmanned aerial vehicles, Системи управління, навігації та зв'язку. 2024. № 4 с.13-19