

Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж»

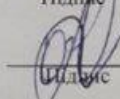
КвРКІ. 2303202.23.03.61 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2М-23-3

  
Підпис

Михайло КРАВЧУК  
Ім'я, прізвище

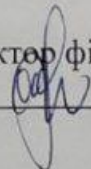
Керівник д., ф. доцент  
Науковий ступінь, вчене звання

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

Ольга ПАВЛОВА 

19 05 2025 р.

Хмельницький, 2025

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 01 ” 09 2024 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Михайло КРАВЧУК

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж

Керівник проекту (роботи) Ольга ПАВЛОВА, д.ф.

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) \_\_\_\_\_

Аналіз відомих методів програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж

Структура зондування широкосмугового спектру для CR з використанням спільного енергетично-циклостационарного методу детектування

Методи та програмно-технічний засіб для виявлення, аналізу та навчання когнітивного радіо

Реалізація методу навчання та аналізу радіомереж

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_

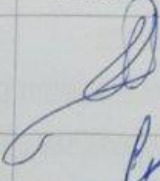

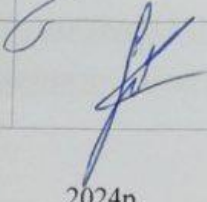

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання ДРМ
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КІС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

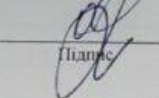
№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Прим
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	викон
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	викон
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	01.11.2024	викон
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2024	викон
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	викон
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	викон
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2025	викон
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	викон
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2025	викон
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

Студент

  
Підпис

Михайло КРАВЧУК  
Ім'я, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ім'я, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж»

Автор роботи: Кравчук Михайло Володимирович

Керівник роботи: Павлова О.О.

Пояснювальна записка: 78 с., 20 рис., 1 табл., 3 дод., 80 джерел.

РАДІОМЕРЕЖІ, КОГНІТИВНЕ РАДІО, ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ, НАВЧАННЯ, МОДЕЛЮВАННЯ, АНАЛІЗ.

Об'єктом дослідження є процеси виявлення, моніторингу та аналізу радіомереж в умовах змінного радіочастотного середовища.

Предметом дослідження є методи та алгоритми виявлення й аналізу радіомереж, а також розробка програмно-технічного засобу для їх моніторингу та оптимізації роботи в умовах змінного радіочастотного середовища.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методу та програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи та програмно-технічні засоби для виявлення та аналізу радіомереж.

Наукова новизна отриманих результатів:

- розроблено новий алгоритм обробки сигналів для підвищення точності визначення параметрів мереж.

На основі проведених досліджень розроблено новий метод обробки сигналів для аналізу радіомереж із використанням гібридних алгоритмів навчання.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованого програмно-технічного засобу для вирішення завдань моніторингу та аналізу спектру у бездротових мережах різного типу, включаючи когнітивні радіосистеми та системи радіомоніторингу.

У вступі подано об'єкт та предмет дослідження, мету, наукову новизну та практичну цінність роботи, а також характеристику структури роботи.

У першому розділі було розглянуто концепцію радіомереж та ключові методи,

що забезпечують їх функціонування.

У другому розділі представлено нову архітектуру для когнітивного радіо, що отримала назву Radiobot.

У третьому розділі було розглянуто ключові проблеми, з якими стикаються когнітивні радіомережі (CR), і підкреслено важливість машинного навчання для їх розвитку. Також розглянуто програмно-технічні засоби для виявлення, аналізу та навчання когнітивного радіо, які є критично важливими для розвитку адаптивних бездротових мереж.

У четвертому розділі представлено протоколи зондування каналів і доступу для вторинних користувачів у децентралізованих когнітивних мережах.

У висновках підведено підсумки досягнення результатів з розв'язання завдань дослідження.

## ЗМІСТ

<b>СКРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ</b> .....	5
<b>ВСТУП</b> .....	6
<b>1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНОГО ЗАСОБУ ДЛЯ ВІЯВЛЕННЯ ТА АНАЛІЗУ РАДІОМЕРЕЖ</b> .....	8
1.1 Огляд основних понять та засобів даного методу.....	8
1.2 Методи класифікації сигналів .....	16
1.3 Постановка задачі.....	22
1.4 Висновки до першого розділу .....	22
<b>2 СТРУКТУРА ЗОНДУВАННЯ ШИРОКОСМУГОВОГО СПЕКТРУ ДЛЯ CR З ВИКОРИСТАННЯМ СПІЛЬНОГО ЕНЕРГЕТИЧНО-ЦИКЛОСТАЦІОНАРНОГО МЕТОДУ ДЕТЕКТУВАННЯ</b> .....	24
2.1 Модель системи.....	24
2.2 Виявлення діяльності радіочастотних сигналів .....	31
2.3 Самостійна реконфігурація модуля визначення спектру.....	36
2.4 Висновки до другого розділу.....	41
<b>3 МЕТОДИ ТА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ ДЛЯ ВІЯВЛЕННЯ, АНАЛІЗУ ТА НАВЧАННЯ КОГНІТИВНОГО РАДІО</b> .....	42
3.1 Програмно-технічні засоби для виявлення, аналізу та навчання когнітивного радіо .....	42
3.2 Потреба в навчанні когнітивного радіо, визначення проблеми.....	45
3.3 Керовані методи класифікації в CR .....	60
3.4 Висновки до третього розділу .....	66
<b>4 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ НАВЧАННЯ ТА АНАЛІЗУ РАДІОМЕРЕЖ</b> .....	67
4.1 Децентралізовані когнітивні мережі: навчання, зондування та управління колізіями.....	67
4.2 Дослідження бездротової радіомережі .....	70
4.3 Результати дослідження.....	76
4.4 Висновки до четвертого розділу .....	82
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ</b> .....	84
<b>ДОДАТОК А Презентація роботи</b> .....	93

<b>ДОДАТОК Б Наукова праця здобувача.....</b>	<b>101</b>
-----------------------------------------------	------------

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

CR – Когнітивне радіо

CRN – Пізнавальна радіомережа

DPMM – Модель технологічної суміші Діріхле

DSL – Лізинг динамічного спектру

DSS – Динамічне спільне використання спектру

FD – Кінцева різниця

FM – Частотна модуляція

IF – Проміжна частота

MCMC – Ланцюг Маркова Монте-Карло

MDP – Процес прийняття рішення Марковим

MLP – Багатошаровий перцептрон

MSE – Похибка в середньому квадраті

## ВСТУП

Розвиток бездротових технологій та зростаюча кількість радіомереж створюють нові виклики у сфері їх виявлення, моніторингу та аналізу. Особливо це актуально в умовах когнітивних радіомереж (CR), де ефективне управління спектром потребує швидкої та точної ідентифікації активних частотних ресурсів. Традиційні методи виявлення радіомереж часто мають обмеження, пов'язані з високим рівнем шуму, впливом перешкод та необхідністю використання значних обчислювальних ресурсів. Саме тому розробка нових методів та програмно-технічних засобів для ефективного виявлення та аналізу радіомереж є важливим завданням.

У роботі розглядається новий метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж. Основна увага приділяється адаптивним алгоритмам обробки сигналів, які дозволяють підвищити точність і швидкість визначення параметрів мереж навіть в умовах змінних характеристик радіочастотного середовища. Також досліджуються підходи до навчання порогів для оптимізації параметрів когнітивних радіомереж, що дозволяє покращити їхню адаптацію до динамічних умов роботи.

Метою данної роботи є розробка ефективного методу та програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж, що забезпечують підвищену точність, надійність і швидкодію процесу ідентифікації та моніторингу бездротового спектру. Для досягнення цієї мети досліджуються сучасні алгоритми цифрової обробки сигналів, машинного навчання та когнітивних технологій.

Основний внесок роботи полягає у створенні адаптивного підходу до обробки сигналів, який враховує змінні умови радіочастотного середовища та дозволяє ефективно аналізувати активність у спектрі. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованого програмно-технічного засобу для вирішення завдань моніторингу та аналізу спектру у бездротових мережах різного типу, включаючи когнітивні радіосистеми та системи радіомоніторингу.

Таким чином, запропонований метод та програмно-технічний засіб дозволяють

підвищити ефективність процесу виявлення та аналізу радіомереж, що є актуальним як у науковій сфері, так і в практичному застосуванні у сфері бездротових комунікацій.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методу та програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- розробка адаптивного алгоритму обробки сигналів для підвищення точності визначення параметрів мереж;
- оптимізація порогових значень для ефективного функціонування когнітивних радіомереж;
- реалізація програмно-технічного засобу для автоматизованого аналізу спектру;
- експериментальна перевірка ефективності розробленого методу та засобу.

Об'єктом дослідження є процеси виявлення, моніторингу та аналізу радіомереж в умовах змінного радіочастотного середовища.

Предметом дослідження є методи та алгоритми виявлення й аналізу радіомереж, а також розробка програмно-технічного засобу для їх моніторингу та оптимізації роботи в умовах змінного радіочастотного середовища.

Наукова новизна отриманих результатів:

- розробка нового методу обробки сигналів для аналізу радіомереж із використанням гібридних алгоритмів навчання, що дозволяють ефективно визначати активність у спектрі та мінімізувати вплив перешкод.

На основі проведених досліджень розроблено метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованого програмно-технічного засобу для вирішення завдань моніторингу та аналізу спектру у бездротових мережах різного типу, включаючи когнітивні радіосистеми та системи радіомоніторингу.

# 1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНОГО ЗАСОБУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ТА АНАЛІЗУ РАДІОМЕРЕЖ

## 1.1 Огляд основних понять та засобів даного методу

Сучасні бездротові радіомережі є ключовими компонентами телекомунікаційних систем. Вони використовуються у мобільному зв'язку, Інтернеті речей (IoT), військових та промислових системах. Одним із важливих завдань є виявлення та аналіз параметрів радіомереж для забезпечення ефективної роботи та запобігання несанкціонованому доступу. Дана доповідь розглядає методи та програмно-технічні засоби для аналізу радіомереж.

Існує кілька основних методів, які застосовуються для виявлення та аналізу радіомереж:

- спектральний аналіз визначає частотні характеристики сигналів, використовуючи алгоритми перетворення Фур'є (FFT, STFT, Wavelet);
- методи часової кореляції дозволяють виявляти повторювані сигнали, що використовуються у цифрових системах зв'язку;
- аналіз рівня потужності сигналу (RSSI) оцінює силу сигналу у просторі, що може бути корисним для геолокації та визначення меж покриття мережі;
- методи машинного навчання застосовуються для класифікації типів сигналів, виявлення аномалій та передбачення змін у спектрі;
- когнітивне радіо [2,3] використовує динамічне управління спектром для адаптації до змін навколишнього радіосередовища.

Сучасні програмно-апаратні комплекси включають:

- MATLAB, GNU Radio використовуються для моделювання та аналізу сигналів;
- wireshark – для аналізу трафіку у бездротових мережах;
- tensorflow/PyTorch, для реалізації алгоритмів глибокого навчання у розпізнаванні сигналів.
- приймачі SDR (Software Defined Radio) наприклад, USRP, HackRF, RTL-SDR;
- аналізатори спектру для вимірювання параметрів сигналів у реальному часі;

- мобільні пристрої з Wi-Fi та Bluetooth модулями для моніторингу бездротових мереж.

Термін когнітивне радіо (CR) вперше був запропонований Mitola у 1999 році й описує інтелектуальні радіопристрої, які можуть навчатися та адаптуватися до умов свого середовища [2, 3]. Ця концепція є розвитком ідей програмно-визначених радіостанцій (SDR), де більшість операцій з обробки сигналу виконується за допомогою процесорів загального призначення, а не спеціалізованого апаратного забезпечення. Перехід від SDR до CR можливий завдяки впровадженню елементів "пізнання" у радіо, що дозволяє пристроям аналізувати своє радіочастотне (RF) середовище [2].

У [4] Хайкін описав CR як бездротові пристрої, здатні інтелектуально оптимізувати використання електромагнітного спектра. На думку Хайкіна, CR базуються на концепції "розуміння та адаптації" і мають дві основні цілі: забезпечення стабільного зв'язку та ефективне використання спектральних ресурсів [4]. Таке трактування CR дало старт новій епосі, що зосереджена на методах динамічного доступу до спектра (DSA) для підвищення ефективності його використання [4–8].

Дослідження зосередилися на комунікаційних аспектах і обробці сигналів, необхідних для роботи мереж DSA [4, 9–23]. Серед ключових підходів до співіснування в спектрі виділяються три моделі: підкладка, накладання та переплетення. Наприклад, у моделі підкладки CR дозволено обмін даними на широкому діапазоні частот за умови, що рівень їхньої потужності залишається достатньо низьким, щоб не створювати перешкод для основних ліцензованих користувачів [7, 24].

Ця концепція може бути реалізована за допомогою методів управління потужністю, які гарантують, що перешкоди, створювані вторинними користувачами, залишаються нижче допустимого рівня для первинних приймачів [25, 26].

У випадку накладання спектра, когнітивні радіо (CR) припускають, що їм відома інформація про основне повідомлення. Це знання дозволяє зменшувати перешкоди як для первинних, так і для вторинних приймачів через застосування

складних технік. Наприклад, накладання спектра може бути реалізовано у формі асиметричної кооперативної архітектури. У цьому випадку вторинний передавач використовує частину своєї потужності для передачі власного сигналу, а решту для ретрансляції основного сигналу до його кінцевого пункту [7, 24, 27].

У свою чергу, підхід переплетення спектра передбачає, що CR здійснює зондування спектра для визначення доступних часових або частотних "вікон", де можливе передавання. Знайшовши такі "спектральні отвори", вторинні користувачі можуть використовувати незадіяні первинними користувачами канали. Цей режим дозволяє ефективно використовувати невикористані ресурси спектра, уникаючи або мінімізуючи конфлікти з первинними передачами. Такий підхід був передбачений у рамках програми DARPA Next Generation (XG) і отримав назву опортуністичний доступ до спектра (OSA) [24].

Для виконання своїх когнітивних завдань когнітивне радіо (CR) повинно мати здатність аналізувати своє радіочастотне оточення. Це включає виявлення активності у радіочастотному спектрі, що робить зондування спектру ключовим елементом роботи CR [28, 29]. За останні десять років було запропоновано безліч методів зондування спектру, таких як узгоджене фільтрування, детекція енергії, циклостаціонарний аналіз, вейвлет-виявлення та аналіз коваріації [18, 29–36].

Крім того, для підвищення точності зондування й вирішення проблем із "прихованими терміналами" у бездротових мережах розроблено підхід кооперативного зондування спектру [20, 21, 30, 32, 37–39].

У цій роботі особливу увагу буде приділено методам сліпого автономного ширококутового зондування, які спрямовані на виявлення сигналів із невідомими характеристиками. Ці методи особливо корисні для CR, що функціонують у широких частотних діапазонах, де одночасно можуть передаватися кілька сигналів із невідомими центральними частотами [40, 41].

Зондування спектру є початковим етапом у ланцюжку обробки сигналів, після якого слідує класифікація сигналів і прийняття рішень. У цій роботі реалізована архітектура CR, яка відображає основні функції системи та їх взаємозв'язки (рис. 1.1).

Першим кроком є зондування спектру, що дозволяє визначити активні сигнали

в заданому частотному діапазоні. Цей процес включає різні методи, такі як виявлення енергії, циклостационарне аналізування та узгоджене фільтрування, кожен із яких має свої переваги та вартість обробки. Завдяки платформі SDR (програмно-визначеного радіо), всі ці методи можуть бути інтегровані в одну систему CR, забезпечуючи універсальні можливості для виявлення сигналів.

Після виявлення активних сигналів і визначення їхніх характеристик проводиться класифікація для ідентифікації кількості та типів бездротових систем у навколишньому середовищі. У випадках, коли відсутня попередня інформація про кількість таких систем, використовуються неконтрольовані непараметричні методи класифікації [42].

Запропонований підхід базується на моделі суміші процесів Діріхле (DPMM), яка дозволяє виявляти приховані властивості середовища [42, 43]. Дані, отримані в результаті зондування спектру та класифікації сигналів, використовуються для створення радіочастотної карти, що відображає поточну активність у спектрі. Ця карта характеризує стан навколишнього середовища і слугує основою для прийняття рішень когнітивним радіо.

Прийняття рішень є ключовим елементом когнітивного двигуна, який застосовує інструменти штучного інтелекту для забезпечення ефективної роботи CR [44–49]. Розроблені політики прийняття рішень дозволяють управляти різними модулями архітектури CR, забезпечуючи їхню інтегровану та злагоджену роботу.

Далі в роботі буде детально розглянуто всі основні функції CR, а також описані ключові аспекти запропонованої архітектури когнітивного радіо.

Широкосмугове зондування спектру стало важливим аспектом у сучасних додатках когнітивного радіо (CR), як зазначено у дослідженнях [40, 41, 50–59]. Завдяки таким можливостям CR здатні працювати в широкому частотному діапазоні, що значно покращує ефективність динамічного доступу до спектра (DSA) через оптимальне використання частотних ресурсів. Більше того, CR із широкосмуговими можливостями може забезпечувати багатofункціональність, дозволяючи працювати на віддалених частотах, як запропоновано в [1, 50, 60].

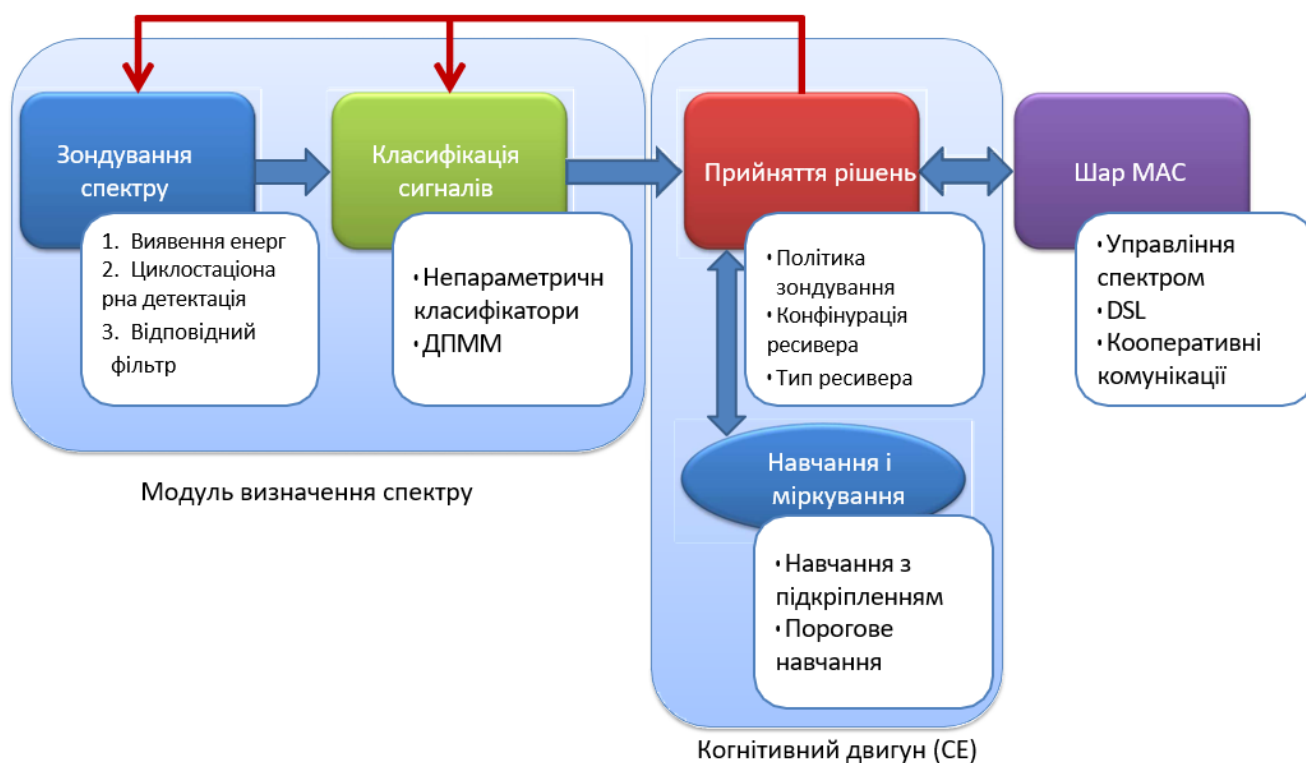


Рисунок 1.1 – Структура запропонованої моделі CR

Однак реалізація широкосмугових операцій CR стикається зі значними викликами, які пов'язані з проектуванням радіочастотного тракту та широкосмуговою обробкою сигналів [24, 40, 41, 50, 60–62]. Основна проблема полягає у високих вимогах до частоти дискретизації. Згідно з теоремою Найквіста, частота дискретизації повинна бути принаймні вдвічі вищою за смугу пропускання сигналу, щоб уникнути накладання спектрів. Це, у свою чергу, викликає високе енергоспоживання та підвищує похибки квантування в аналого-цифровому перетворювачі (ADC) [63, 64].

Деякі широкосмугові сигнали можуть вимагати частоти дискретизації, яка перевищує технічні можливості сучасних ADC, що створює додаткові труднощі [63, 64]. Для вирішення цих обмежень було запропоновано метод компресійного зондування (або стисненого дискретизування), який дозволяє обробляти широкосмугові сигнали з частотами дискретизації нижче за межу Найквіста [51, 58, 65].

Попри успіх у зменшенні вимог до частоти дискретизації, компресійне зондування передбачає, що сигнали є розрідженими у частотній області. Це

припущення не завжди є коректним у реальних умовах [65]. Для подолання цього обмеження необхідний більш універсальний та практичний підхід, здатний враховувати нерозріджені сигнали та реалістичні сценарії ширококутового зондування.

Обмеження роботи ширококутового зв'язку часто пов'язані з радіочастотним фронтендом, який не завжди підтримує таку функціональність. Зазвичай компоненти фронтенду розраховані на роботу на певних номінальних частотах, і їхня продуктивність може знижуватися при різкій зміні частот у широкому діапазоні. Це є серйозним викликом для проектування радіочастотних фронтендів, здатних забезпечити стабільну роботу у ширококутовому режимі. Для вирішення цієї проблеми пропонуються реконфігуровані радіочастотні компоненти та антени, які дозволяють радіопристроєм працювати на різних частотах без втрати продуктивності. Завдяки такій адаптивності когнітивні радіосистеми (CR) можуть перемикатися між віддаленими частотними діапазонами, зберігаючи ефективність роботи.

Наш підхід до роботи зі спектром ширококутового зв'язку враховує обробку сигналів та зовнішні характеристики CR. Розроблені нами алгоритми зондування ширококутового спектра базуються на сучасних архітектурах радіочастотних фронтендів, що забезпечує реалістичну структуру для обробки сигналів. Основна ідея полягає у поділі широкого частотного діапазону на менші піддіапазони, які можна аналізувати послідовно. Це дозволяє знизити вимоги до частоти дискретизації до рівня, доступного для сучасних аналого-цифрових перетворювачів (ADC).

З точки зору апаратного забезпечення передбачено використання перенастроюваних антен, які можуть перемикатися між різними піддіапазонами частот. Це забезпечує ефективне зондування та обробку сигналів у кожному з обраних піддіапазонів. Таким чином, адаптивність апаратного забезпечення є ключовою для стабільної роботи радіочастотного фронтенду у ширококутовому діапазоні. Однак, обмеженням цього підходу є неможливість одночасного аналізу кількох піддіапазонів, що вимагає ретельного вибору черговості зондування. Ця проблема розглядається у більш детальному контексті в [67].

Під час роботи когнітивного радіо (CR) в конкретному піддіапазоні воно

приймає відповідний радіочастотний сигнал, перетворює його на базову або проміжну частоту (IF), а потім дискретизує за допомогою аналого-цифрового перетворювача (ADC) [40]. На цьому етапі використовуються методи цифрової обробки сигналів для аналізу кількості та типів сигналів у визначеному піддіапазоні. Оскільки піддіпазони зазвичай охоплюють широкі смуги частот, вони можуть містити кілька сигналів із різними центральними частотами. Через це стандартні методи виявлення сигналів, такі як детектування енергії або циклостаціонарна детекція, які орієнтовані на вузькосмугові сигнали, тут є малоефективними [22, 68, 69].

Для вирішення цієї проблеми в даній дисертації пропонується комбінований алгоритм, який поєднує детектування енергії та циклостаціонарність. Цей алгоритм дозволяє ідентифікувати активні сигнали в кожному широкому піддіапазоні та досліджувати їх характеристики за допомогою циклостаціонарного аналізу [40, 41, 70].

Етап детектування енергії реалізовано через метод згладженої періодограми, що дозволяє визначити центральні частоти активних сигналів із заданою ймовірністю помилкового спрацьовування [41]. Для оптимізації цього процесу застосовано критерій Неймана-Пірсона (NP), який забезпечує максимальну ймовірність виявлення сигналу при дотриманні обмежень на ймовірність хибного спрацьовування. Після ідентифікації центральних частот використовується циклостаціонарний аналіз для визначення характеристик кожного сигналу [40, 70-73].

Запропонований алгоритм циклостаціонарного аналізу, який продемонстровано на рисунку 1.2, дозволяє одночасно виявляти кілька сигналів у широкому піддіапазоні, аналізуючи їх циклічні характеристики. Це робить його ефективним інструментом для широкосмугового спектрального зондування. Циклостаціонарний детектор здатний виявляти основні періодичності як в аналогових, так і в цифрових сигналах, які виникають через несучі частоти, швидкості передачі символів або кодування [72, 73]. Крім того, цей метод є стійким до стаціонарного шуму, що забезпечує високу продуктивність навіть при низькому співвідношенні сигнал/шум (SNR) [70-73].



Рисунок 1.2 – Схема алгоритму циклостаціонарного аналізу

Запропонований енергетично-циклостаціонарний детектор має не лише широкосмугові характеристики, але й виступає як сліпий детектор, що не потребує попередніх знань про радіочастотне середовище. Це ключова особливість, яка робить його ідеальним для автономних застосувань когнітивного радіо (CR).

Зокрема, енергетичний детектор розглядається як сліпий, оскільки не вимагає жодної інформації про центральні частоти чи ширину смуг пропускання сигналів. Завдяки згладженій періодограмі, яка базується на критерії Неймана-Пірсона (NP), цей детектор може ефективно ідентифікувати активні канали у широкому діапазоні частот.

Циклостаціонарний детектор також є сліпим, оскільки йому не потрібні попередні дані про кандидатські циклічні частоти, що відрізняє його від традиційних циклостаціонарних детекторів [22, 34, 68, 69]. До того ж, в умовах одночасної передачі кількох сигналів запропонований алгоритм здатний ідентифікувати циклічні частоти кожного сигналу, що забезпечує його перевагу перед існуючими підходами.

Цей алгоритм зондування спектру дозволяє виділяти унікальні характеристики

сигналів, які можна використовувати для створення карти активності радіочастот у широкому частотному діапазоні. Така карта може слугувати основою для подальшого аналізу радіочастотного середовища.

## 1.2 Методи класифікації сигналів

Після виявлення активних сигналів і аналізу їх характеристик когнітивне радіо (CR) може створити радіочастотну карту, яка відображає поточну активність у радіочастотному середовищі. Така карта накопичує інформацію про навколишнє середовище з часом, допомагаючи CR приймати обґрунтовані рішення у майбутньому. Радіочастотне відображення будується на основі векторів ознак, витягнутих із виявлених сигналів, і дозволяє робити висновки про властивості середовища за допомогою імовірнісних методів.

Якщо вектори ознак створені на основі змішаних моделей, то можна застосовувати методи класифікації для визначення належності сигналів до певних бездротових систем. Таким чином, процес класифікації дозволяє CR встановити, чи є сигнал частиною відомої системи, або ж він є результатом стороннього втручання чи перешкоди [74–76]. Отримані дані дозволяють вирішити, чи використовувати певний частотний діапазон або уникати його.

Різні методи класифікації ознак вже були запропоновані в літературі. Наприклад, у [68] розглядаються алгоритми, засновані на нейронних мережах [77] та опорних векторних машинах (SVM) [78]. Однак такі методи потребують навчальних даних для ініціалізації класифікаторів.

Інший підхід передбачає використання параметричних класифікаторів, таких як моделі гауссової суміші (GMM) або алгоритм К-середніх. Ці методи не вимагають навчальних даних, але припускають фіксовану кількість кластерів, яка не завжди відома заздалегідь. Як альтернатива, в [79] запропоновано алгоритм Х-середніх [80], який використовується для класифікації неконтрольованих сигналів, коли кількість кластерів невідома. Цей метод заснований на алгоритмі К-середніх, але наближає кількість кластерів  $XX$ , оптимізуючи байєсівський інформаційний критерій (BIC) або

критерій Акаїке (AIC) [80].

Однак алгоритм Х-середніх, як і К-середніх, має обмеження. Він припускає сферичний гауссівський розподіл даних, що ускладнює його застосування до даних із довільним розподілом шуму [80]. Крім того, К-середніх може збігатися лише до локального мінімуму, і його ефективність значною мірою залежить від початкового вибору центрів кластерів [80].

Щоб подолати зазначені недоліки, було використано непараметричні підходи до класифікації, зокрема класифікацію на основі моделі Діріхлева процесу змішаних моделей (DPMM). Цей метод не вимагає попереднього знання про кількість кластерів [43]. DPMM належить до байєсівських непараметричних методів, що дозволяють адаптувати структуру моделі (наприклад, кількість кластерів) відповідно до складності даних [43]. Проте індивідуальні спостереження в межах DPMM все ще базуються на параметричних розподілах.

Класифікатор на основі DPMM має здатність визначати кількість кластерів або компонентів суміші, використовуючи лише дані, що робить його придатним для неконтрольованих і автономних класифікаторів у застосуваннях когнітивного радіо (CR). Цей метод раніше знаходив застосування у кластеризації галактик, діаризації динаміків, адаптації динаміків, сегментації зображень та компресійному зондуванні. Однак у багатьох із цих випадків припускається, що вектори спостережень або ознак походять із гауссової суміші (GMM). Це припущення може бути недоречним у контексті широкосмугового зондування спектра, оскільки особливості витягуються з високодинамічних бездротових середовищ, схильних до впливу затухання та перешкод.

Запропоновано вдосконалений класифікатор на основі DPMM, який допускає, що вектори ознак формуються з суміші різних розподілів ймовірностей, включаючи як гаусові, так і негаусові типи. Така структура дозволяє класифікатору DPMM не лише визначати оптимальний кластер для кожної ознаки, а й обирати найбільш підходящий розподіл ймовірностей, який відповідає моделі спостереження. Цей підхід дозволяє алгоритму класифікації знайти найкращу модель спостереження для аналізованих даних, що значно покращує точність класифікатора DPMM [42].

Всі згадані вище класифікатори DPMM базуються на моделях Маркова ланцюга Монте-Карло (MCMC) і потребують значної кількості ітерацій Гіббсового вибірника для досягнення збіжності до стаціонарного розподілу відповідного ланцюга Маркова. Це створює серйозні обчислювальні виклики, особливо для систем когнітивного радіо (CR), що працюють у реальному часі.

У зв'язку з цим у даній дисертації запропоновано новий алгоритм Гіббсової дискретизації, відомий як спрощений вибірник Гіббса, який значно підвищує швидкість збіжності класифікатора DPMM, особливо у великомасштабних задачах. Основою цього алгоритму є упереджена стратегія вибору параметрів, яка передбачає ретельний добір конкретних параметрів для оновлення на кожній ітерації замість послідовного або випадкового вибору.

Запропонований підхід забезпечує значне покращення обчислювальної ефективності класифікатора DPMM на основі Гіббсового вибірника, що робить його ідеальним для великомасштабних задач класифікації.

Для подальшого вдосконалення роботи в реальному часі запропоновано послідовний Гіббс-пробовідбірник, який краще підходить для систем, що працюють у режимі реального часу. Цей алгоритм обирає поточну характеристику спостереження і класифікує її у відповідний кластер. На відміну від традиційних підходів, послідовний вибірник Гіббса не вимагає одночасної обробки всієї вибірки, що знижує затримки.

Для досягнення високої продуктивності послідовний Гіббс-пробовідбірник вимагає початкового періоду тренування, який може базуватися на використанні спрощеного вибірника Гіббса. У результаті отриманий алгоритм дозволяє забезпечити класифікацію в реальному часі, що робить його конкурентоспроможною альтернативою простим параметричним класифікаторам, але без необхідності наявності додаткової інформації про модель спостереження.

Окрім здатності усвідомлювати навколишнє середовище, когнітивне радіо (KR) має володіти функціями навчання і логічного аналізу [1-3, 60]. Ці можливості забезпечуються когнітивним двигуном, який є ключовим компонентом CR [44–49]. Когнітивний двигун використовує алгоритми машинного навчання для координації

дій CR. Варто зазначити, що лише в останні роки методи машинного навчання почали активно застосовуватись у сфері КР.

За визначенням [4], CR є інтелектуальною бездротовою системою, яка аналізує середовище, навчається через взаємодію з ним і адаптується до змін статистичних характеристик сигналів. Це означає, що кожне CR має бути здатним до навчання, щоб ефективно адаптуватися до змін у середовищі. У цій роботі зосереджується увага на методах навчання без учителя, які дозволяють CR діяти самостійно без нагляду.

Навчання без учителя дозволяє агенту вивчати середовище і коригувати свою поведінку на основі отриманих спостережень і винагород. Зокрема, навчання з підкріпленням (RL) є формою навчання без учителя, що використовується для управління роботизованими системами та має перспективні застосування в КР [27]. У цьому підході агент навчається через метод проб і помилок, чергуючи стратегії дослідження та використання. Дослідження дозволяє уникнути локальних оптимумів, тоді як експлуатація спрямована на максимізацію винагороди. Таким чином, агент повинен збалансувати ці підходи для досягнення найкращих результатів у середовищі.

У дослідженні було проаналізовано, як CR може навчатися і адаптуватися у децентралізованому мультиагентному середовищі, пропонуючи алгоритм навчання без учителя для цієї мети. Такий підхід є викликом, оскільки вимагає координації між кількома агентами (тобто кількома CR) без обміну інформацією між ними. Винагорода кожного агента залежить від спільних дій усіх, але оскільки агент контролює лише свої рішення, йому потрібно оцінювати дії інших, щоб обрати оптимальну відповідь, яка максимізує його винагороду. Результати показують, що децентралізовані CR можуть досягти майже оптимальної продуктивності без необхідності додаткових витрат на координацію між агентами.

Якщо говорити конкретно, то в даній роботі розглядатиметься децентралізована когнітивна радіомережа (CRN), зображена на рисунку 1.3. У цій мережі кілька когнітивних радіо (CR) прагнуть отримати доступ до набору первинних (основних) каналів, при цьому уникаючи зіткнення як з основними користувачами, так і з іншими пристроями CR. Такий підхід дозволяє ефективно використовувати доступний

спектр, зменшуючи ймовірність інтерференції та втрат продуктивності.

Особливістю моделі є відсутність централізованого каналу управління у вторинній мережі, що ускладнює координацію між пристроями. У зв'язку з цим кожен вузол повинен самостійно розробити та реалізувати децентралізовану політику зондування спектру, яка дозволяє адаптивно приймати рішення щодо вибору каналу. Ця політика має на меті не лише максимізацію функції винагороди – наприклад, у вигляді пропускної здатності, мінімізації затримок чи енергоспоживання – а й забезпечення виконання встановлених вимог до якості обслуговування (QoS), які можуть включати гарантії щодо затримок, надійності або рівня втрат.

Задля точного опису поведінки такої мережі, вона моделюється у вигляді децентралізованого частково спостережуваного процесу прийняття марковських рішень (DEC-POMDP). У цій моделі стан системи визначається зайнятістю основних каналів, яка не може бути безпосередньо спостережена всіма вузлами. Замість цього кожен пристрій отримує часткову, можливо, зашумлену інформацію про стан середовища, на основі якої здійснює зондування та приймає рішення. Таким чином, задача полягає в розробці ефективної стратегії для кожного вузла в умовах обмеженої інформації, що забезпечить як ефективний доступ до спектру, так і узгодженість дій між усіма учасниками мережі.

Передбачається, що ці стани еволюціонують за ланцюгом Маркова в дискретному часі. Дії CR визначають канали, які підлягають зондуванню в кожен період часу з метою максимального середнього використання первинних каналів.

Оптимальний розв'язок для частково спостережуваного процесу прийняття марковських рішень (POMDP) може бути знайдений із використанням методів динамічного програмування. Ці методи теоретично здатні забезпечити найкращу стратегію дій у складних ситуаціях з невизначеністю. Проте на практиці їх реалізація стикається з серйозними обчислювальними труднощами, що пов'язано з тим, що стан навколишнього середовища описується у вигляді безперервного вектора переконань (belief state), що ускладнює аналіз та зберігання інформації. Особливо складною ситуація стає у випадку децентралізованих POMDP (DEC-POMDP), де в системі присутні кілька агентів, і кожен з них має обмежений доступ до інформації: вони не

можуть спостерігати за діями чи спостереженнями інших агентів безпосередньо. Це створює додатковий рівень невизначеності, ускладнюючи розробку узгодженої стратегії дій. Для подолання цих викликів традиційні методи вже не є ефективними, тому доцільно звертатися до сучасних підходів машинного навчання. Зокрема, один із перспективних методів – це Q-навчання, який належить до класу методів навчання з підкріпленням. Він дозволяє агентам поступово вивчати ефективні стратегії дій шляхом взаємодії з навколишнім середовищем, навіть за умов обмежених знань про його структуру чи динаміку. Завдяки своїй гнучкості та здатності адаптуватися до нової інформації, Q-навчання відкриває нові можливості для розв'язання задач у рамках DEC-POMDP.

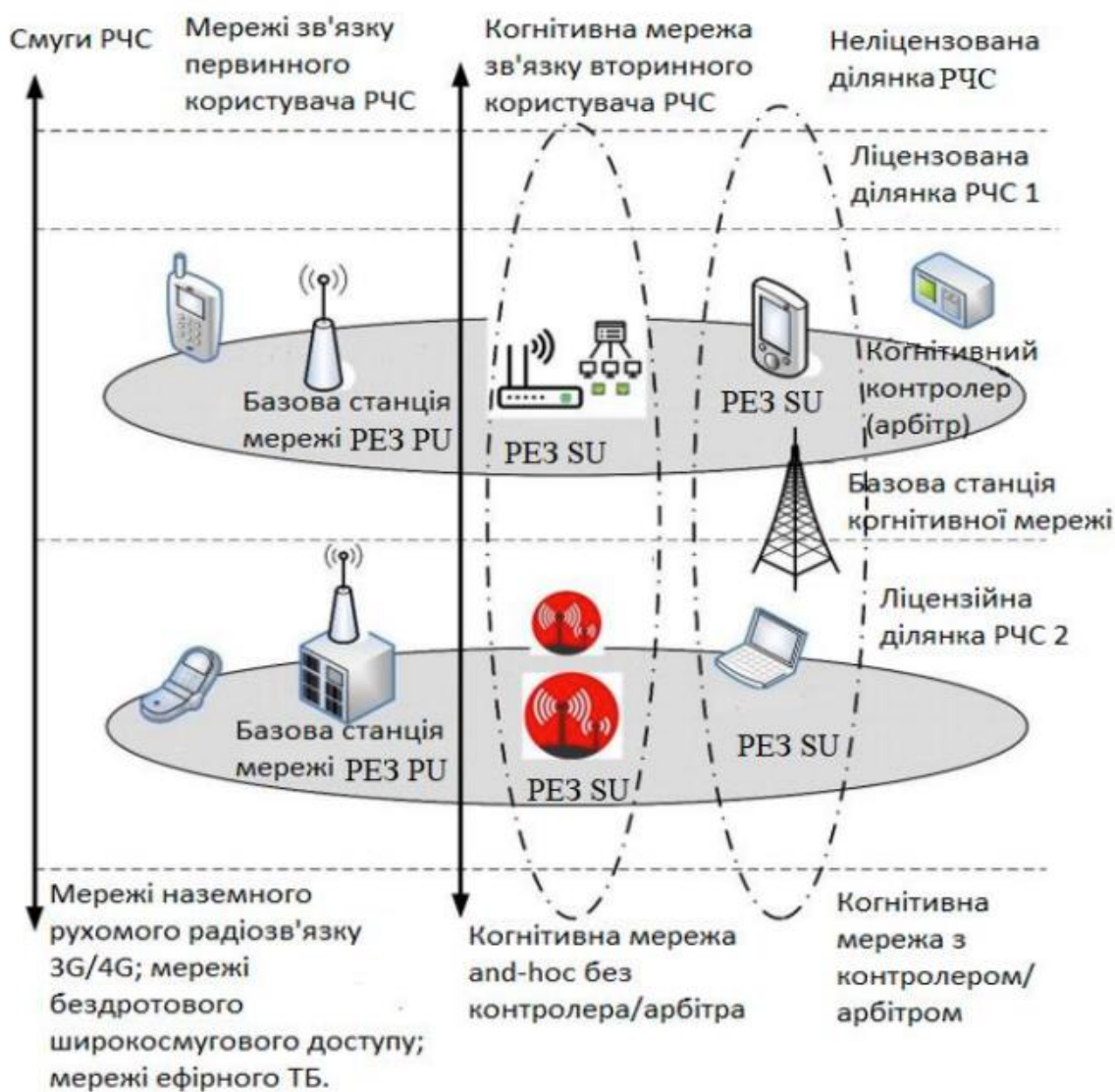


Рисунок 1.3 – Децентралізована когнітивна радіомережа

Продемонстровано, що за певних умов алгоритм Q-навчання, який є одним з типів неконтрольованих RL-алгоритмів, може забезпечити майже оптимальне рішення для задачі доступу до каналів у децентралізованих мережах CRN. Крім того, важливою перевагою є те, що це рішення досягається без зовнішнього нагляду або необхідності обміну інформацією між CR, що робить його підходящим для автономної роботи.

### 1.3 Постановка задачі

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- розробка адаптивного алгоритму обробки сигналів для підвищення точності визначення параметрів мереж;
- оптимізація порогових значень для ефективного функціонування когнітивних радіомереж;
- реалізація програмно-технічного засобу для автоматизованого аналізу спектру;
- експериментальна перевірка ефективності розробленого методу та засобу.

### 1.4 Висновки до першого розділу

У цьому розділі було розглянуто концепцію когнітивного радіо (CR) та ключові методи, що забезпечують його функціонування. Запропоновані методи динамічного доступу до спектра, зокрема підхід підкладки, накладання та переплетення, дозволяють ефективно використовувати наявний спектр без створення значних перешкод для ліцензованих користувачів.

Особливу увагу приділено спектральному зондуванню, яке є критичним етапом у роботі CR. Розглянуто широкий спектр підходів до зондування, включаючи методи енергетичного виявлення, циклостационарного аналізу та узгодженого фільтрування. Також було відзначено важливість кооперативного зондування для вирішення проблеми "прихованого терміналу" у бездротових мережах.

Запропонована архітектура когнітивного радіо базується на платформі програмно-визначеного радіо (SDR), що забезпечує гнучкість у виборі методів обробки сигналів. Для підвищення ефективності роботи CR використовуються методи машинного навчання, зокрема неконтрольовані непараметричні моделі класифікації, що дозволяють адаптивно виявляти приховані властивості спектрального середовища.

Таким чином, запропонований підхід до організації CR сприяє підвищенню ефективності використання спектра, забезпечує точніше зондування та класифікацію сигналів, а також відкриває можливості для подальшого розвитку інтелектуальних систем радіозв'язку.

## **2 СТРУКТУРА ЗОНДУВАННЯ ШИРОКОСМУГОВОГО СПЕКТРУ ДЛЯ SR 3 ВИКОРИСТАННЯМ СПІЛЬНОГО ЕНЕРГЕТИЧНО-ЦИКЛОСТАЦІОНАРНОГО МЕТОДУ ДЕТЕКТУВАННЯ**

### 2.1 Модель системи

Радіобот – це інтелектуальний, раціональний радіоагент, здатний активно взаємодіяти з радіочастотним середовищем задля виконання широкого спектра завдань. Його функціональність охоплює забезпечення сумісності в умовах гетерогенних бездротових мереж, підтримку багаторежимної роботи, а також ефективне та гармонійне співіснування з іншими користувачами спектру, включаючи ліцензованих первинних користувачів. Завдяки здатності до динамічного реагування на зміни у навколишньому середовищі, Радіобот здатен самостійно приймати обґрунтовані рішення, що базуються на аналізі спектру, попередньому досвіді та цільових завданнях мережі.

Центральним елементом Радіобота є його когнітивний двигун, який виконує роль "мозку" системи. Саме він відповідає за керування ключовими аспектами роботи Радіобота, зокрема стратегією зондування спектру, вибором налаштувань антенних систем і реалізацією алгоритмів аналізу радіочастотного середовища. У високорівневій архітектурі Радіобота когнітивний двигун виконує дві критично важливі функції: по-перше, управління сенсорними системами, що здійснюють моніторинг спектру, і по-друге, керування фізичними (PHY) та канальними (MAC) модулями зв'язку, що забезпечують передачу даних у мережі.

Для повноцінного впровадження та функціонування системи Радіобота необхідна розробка як механізмів автономного зондування, так і інтелектуальних алгоритмів прийняття рішень на рівні PHY/MAC. Планується створення ефективних алгоритмів автономного зондування, які зможуть адаптуватися до динамічних змін радіочастотного середовища. Це буде реалізовано через застосування когнітивного навчання – підходу, що дозволяє системі з часом покращувати свою поведінку на основі досвіду та нових спостережень, забезпечуючи більш точне виявлення вільних частотних ресурсів і підвищення ефективності використання спектру.

Зондування спектру є ключовим етапом для досягнення обізнаності про радіочастотне середовище, що дозволяє радіоботу правильно вибирати режим зв'язку. Однак радіобот повинен не лише виявляти радіочастотну активність, а й ідентифікувати типи активних сигналів. Наприклад, у випадку виявлення глушилки, радіобот повинен уникати її для забезпечення надійності зв'язку [74–76]. Для цього необхідні алгоритми обробки сигналів, здатні визначати тип кожного сигналу на основі його фізичних характеристик.

У цій роботі буде запропоновано удосконалений підхід до виявлення та ідентифікації радіочастотної активності, який поєднує два потужних методи спектрального аналізу: енергетичне детектування та циклостаціонарний аналіз. Такий комбінований підхід дозволяє підвищити надійність і точність виявлення сигналів, особливо в умовах низького співвідношення сигнал/шум (SNR) та за відсутності попередніх знань про структуру середовища.

Процес виявлення складається з двох основних етапів. На першому етапі виконується енергетичне виявлення, мета якого швидко виявити діапазони частот, у яких спостерігається активність. Цей метод базується на оцінці рівня енергії сигналу у заданих частотних смугах і дозволяє ефективно скоротити обсяг даних для подальшого аналізу. На другому етапі застосовуються алгоритми циклостаціонарного аналізу, які дозволяють вилучати детерміновані характеристики сигналів, зумовлені їх періодичною структурою. Такі характеристики є унікальними для різних типів сигналів і дають змогу здійснювати точну ідентифікацію джерел передавання.

На відміну від класичних двоступеневих архітектур, запропоноване рішення не потребує попередніх знань про конфігурацію каналів чи типи сигналів, що особливо важливо для автономних когнітивних систем, які функціонують в умовах непередбачуваного або динамічно змінного середовища. Це дозволяє розгорнути систему в нових радіочастотних умовах без необхідності попередньої настройки або перепрограмування.

Оцінка ефективності розробленого детектора здійснюється за допомогою побудови кривих робочих характеристик приймача (ROC), що дозволяє проаналізувати співвідношення ймовірності виявлення та хибної тривоги. Крім того,

циклостаціонарне детектування додатково тестується за різних рівнів SNR, а також при змінних інтервалах зондування, щоб перевірити стабільність та адаптивність алгоритму в реальних умовах експлуатації.

Після кожної дії або спостереження Радіобот активує спеціалізований алгоритм навчання, який дозволяє системі адаптувати свої майбутні стратегії зондування спектру та взаємодії з навколишнім середовищем. Цей процес базується на циклічному когнітивному підході, відомому як когнітивний цикл ODAL - «Спостерігай – Вирішуй – Дій – Навчайся» (Observe-Decide-Act-Learn). Такий підхід забезпечує безперервне самонавчання та удосконалення поведінки Радіобота, дозволяючи йому динамічно підлаштовуватися до змін радіочастотного середовища.

У контексті когнітивних радіомереж (CRN) вже було застосовано низку алгоритмів навчання для прийняття рішень на рівнях РНУ та МАС. Зокрема, методи навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) продемонстрували свою ефективність у задачах управління енергоспоживанням, а також у розподіленому контролі доступу до середовища. Проте Радіобот виходить за межі традиційного підходу, впроваджуючи алгоритм навчання, здатний у режимі реального часу самостійно змінювати параметри модуля спектрального зондування.

Однією з ключових функцій цього навчального алгоритму є контроль порогового значення циклостаціонарного детектора, критичного параметра, що визначає чутливість системи до сигналів. Алгоритм оптимізує це значення з урахуванням цільової ймовірності хибної тривоги (false alarm probability), що має вирішальне значення для точного виявлення.

У фазі навчання, яка проходить у контрольованих умовах, Радіобот отримує вибірки сигналів, що належать до нульової гіпотези (тобто за відсутності реальних сигналів у спектрі). Це дозволяє йому оцінити поточну ймовірність помилкової тривоги, яка є основою для подальшої оптимізації. Після завершення навчального періоду алгоритм продовжує роботу під час звичайного функціонування системи, оновлюючи оцінку ймовірності хибного спрацювання, використовуючи результати енергетичного детектування у ситуаціях, коли нових сигналів не виявлено. Такий підхід дозволяє Радіоботу ефективно підтримувати оптимальну чутливість

циклостаціонарного детектора, навіть у змінних та непередбачуваних умовах.

Здатність Радіобота до точного і надійного сприйняття радіочастотного спектру є ключовим чинником, що визначає його ефективність у виконанні поставлених задач. Спектральне зондування забезпечує Радіобота критично важливою інформацією, яка використовується для (а) виявлення, ідентифікації та класифікації сигналів у навколишньому середовищі, а також (б) для прийняття обґрунтованих рішень щодо вибору режиму роботи, вибору частотного діапазону та адаптації стратегії подальшого зондування. Таким чином, процес вимірювання спектру відіграє роль сенсорного механізму, завдяки якому Радіобот здатен адаптивно реагувати на зміни в середовищі та забезпечувати ефективне використання доступного спектру.

Однак на практиці реалізація ефективного спектрального зондування стикається з низкою технічних обмежень, зумовлених недосконалістю апаратних засобів. Зокрема, суттєвими обмеженнями є характеристики пристроїв відбору проб та аналого-цифрових перетворювачів (ADC), які безпосередньо впливають на якість зібраної інформації. Основний компроміс у таких системах полягає між частотою дискретизації (sampling rate) та роздільною здатністю (bit resolution) ADC. Підвищення частоти дискретизації дозволяє охопити ширший спектральний діапазон і точніше аналізувати динамічні сигнали, однак це часто супроводжується зниженням роздільної здатності, що обмежує точність представлення сигналу в цифровому вигляді.

Наприклад, сучасні високошвидкісні ADC, які досягли швидкості дискретизації до 16 гігагерц (GS/s), зазвичай мають лише 6-бітну роздільну здатність. Це означає, що хоча вони можуть обробляти надзвичайно широкий спектр частот, точність виявлення слабких або перекриваючих сигналів залишається обмеженою. Такий компроміс вимагає розробки спеціалізованих алгоритмів попередньої обробки сигналів та інтелектуального управління ресурсами, щоб мінімізувати втрати інформації та компенсувати апаратні обмеження, наведено приклад на рисунку 2.1.

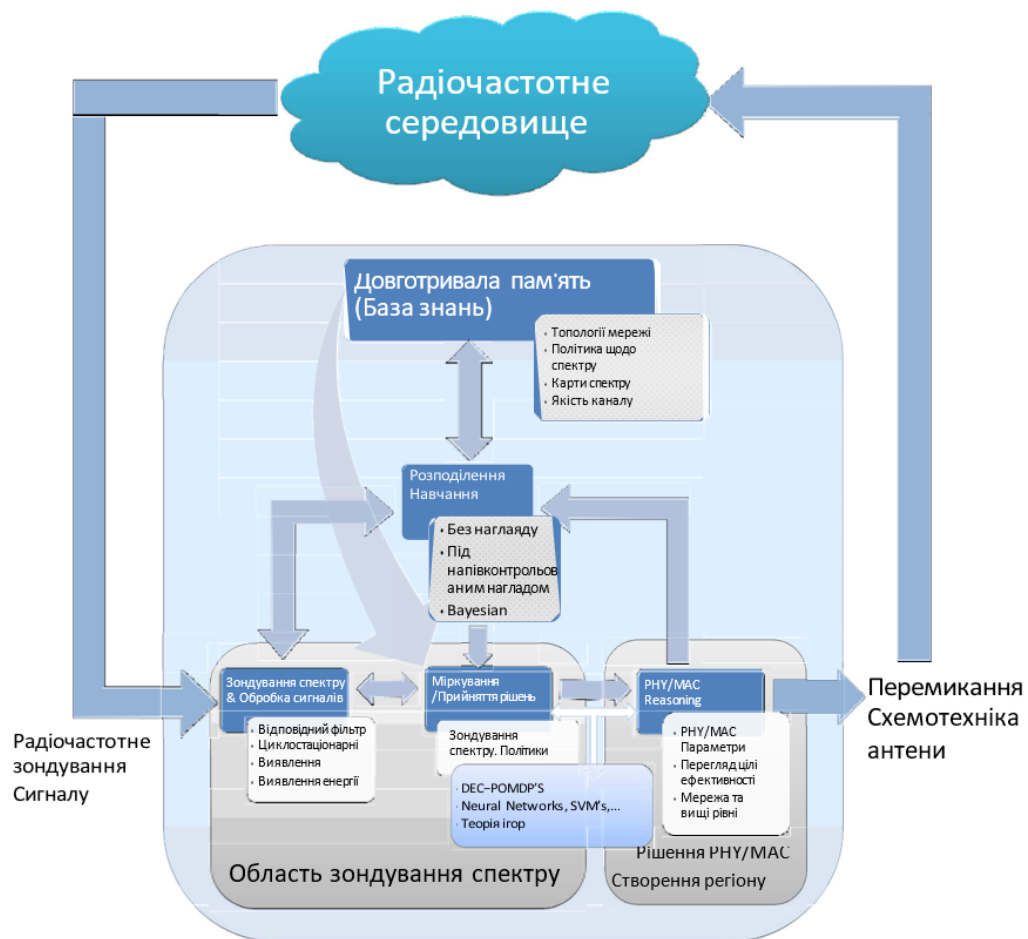


Рисунок 2.1 – Дії когнітивного двигуна: зондування та реконфігурація РНУ/МАС

У багатьох бездротових системах мобільного зв'язку, включаючи цю, головною проблемою є узгодженість апаратного забезпечення. Тому важливо мінімізувати кількість радіочастотних компонентів і уникати дублювання радіочастотного обладнання в таких системах. Наприклад, система зв'язку може бути обмежена кількістю радіочастотних мікшерів, які використовуються для перетворення частоти в проміжну. Для вирішення таких апаратних обмежень запропоновано стратегію спільного вимірювання енергії та циклостационарного спектру в стилі Round-Robin, що дозволяє забезпечити багатодіапазонну роботу за допомогою одного перенастроюваного радіочастотного ланцюга. У цій стратегії спочатку радіочастотне середовище сегментується на кілька  $N$  розрізнених піддіапазонів, як показано на рисунку 2.2. Використовуючи метод Round-Robin, Radiobot може послідовно перемикатися між цими піддіапазонами для виявлення поточної радіочастотної активності.

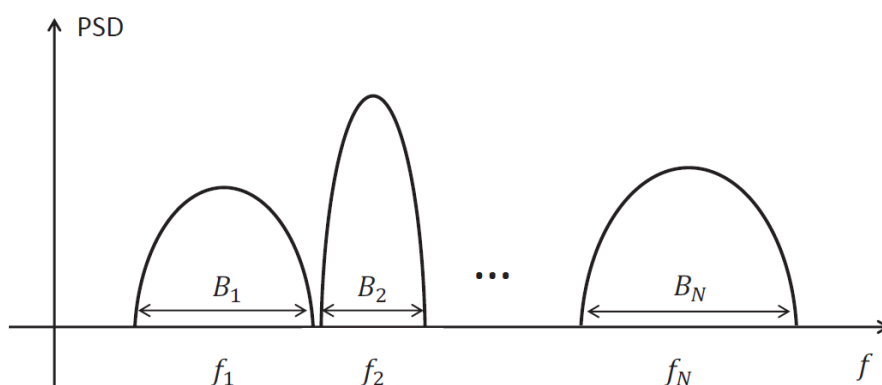


Рисунок 2.2 – Широкий спектр інтересів поділяється на  $N$  диспаралельних широких піддіапазонів з метою послідовної обробки

Для досягнення кращої роздільної здатності необхідно знижувати частоту дискретизації, як у випадку з ADC 1GS/s ADS5400, який забезпечує 12-бітну роздільну здатність. Щоб уникнути накладання, частота дискретизації повинна бути не меншою за частоту Найквіста. Однак, оскільки пропускна здатність спектра, що цікавить, часто знаходиться в межах кількох Гігагерц, є малоймовірним, що наявні технології дозволяють здійснити дискретизацію всього спектра надширокосмугового зв'язку (UWB) з достатньою частотою дискретизації та роздільною здатністю. Одним із можливих рішень є розподіл спектра на кілька піддіапазонів, щоб кожен піддіапазон переводити в базову смугу або IF для подальшої дискретизації. Іншим варіантом є застосування субнайквістської вибірки для зондування широкопсмугового спектра. Однак цей метод може бути ефективним тільки за умови, що сигнали рідкісні, що в загальному випадку є малоймовірним.

Припускаючи, що ці піддіапазони доволіно центровані на частотах  $f_1, \dots, f_N$ , з пропускною здатністю  $B_1, \dots, B_N$ . Очікується, що ця сегментація специфікації, що представляє інтерес, на піддіапазони, в основному буде визначатися використовуваною системою сенсорних антен. Наприклад, реконфігурована сенсорна антенна система, здатна сканувати спектр UWB, сегментуючи його на піддіапазони  $N = 5$ . Зокрема, було показано, що ця широкопсмугова сенсорна антена здатна сканувати

спектр від 2 ГГц до 10 ГГц у діапазонах  $N = 5$ , причому  $f_1 = 2,55$  ГГц,  $f_2 = 3,2$  ГГц,  $f_3 = 4,48$  ГГц,  $f_4 = 5,8$  ГГц і  $f_5 = 8,15$  ГГц.

У рамках функціонування системи Radiobot передбачається використання послідовного спектрального зондування, за якого в кожен окремий момент часу здійснюється вибір лише одного з  $N$  піддіапазонів частот для аналізу. Такий підхід дозволяє суттєво знизити вимоги до апаратного забезпечення, зокрема – до частоти дискретизації аналого-цифрових перетворювачів (ADC). Як показано на рис. 2.3, у процесі перетворення прийнятого сигналу використовується локальний гетеродин з налаштовуваною частотою, яка відповідає  $n$ -му піддіапазону, разом із відповідним цифровим смуговим фільтром. Ця архітектура дозволяє ефективно «перемикати увагу» Radiobot між частотними діапазонами без потреби в паралельних приймачах або високопродуктивних широкосмугових ADC.

Послідовне охоплення спектру забезпечує поступовий перегляд усіх  $N$  піддіапазонів, що робить систему практично реалізованою в умовах обмежених ресурсів. Проте така стратегія зондування має низку потенційних недоліків. Один із них ризик пропуску короткотривалих або динамічних подій у тих піддіапазонах, які не скануються в поточний момент часу. Якщо тривалість зондування та обробки сигналу є занадто великою, Radiobot може виявитися нечутливим до раптових змін у спектрі, таких як поява або зникнення сигнального джерела. З іншого боку, надмірне скорочення часу зондування може призвести до зниження достовірності результатів через недостатню кількість даних для надійного аналізу.

Для подолання цих протиріч виникає необхідність у розробці адаптивної політики вибору піддіапазонів, яка дозволить Radiobot ефективно розподіляти ресурси зондування в часі. Така політика має враховувати як історичні дані про активність у різних піддіапазонах, так і ймовірні прогнози щодо змін у спектрі. Завдяки цьому Radiobot зможе зосереджувати свою увагу на більш ймовірно активних ділянках спектру, не втрачаючи при цьому здатності охоплювати весь діапазон у розумні проміжки часу.

Оскільки запропонована процедура виявлення застосовується до кожного з піддіапазонів однаково, то далі представлено формулювання моделі для конкретного

піддіапазону  $n \in \{1, \dots, N\}$ . Отже, для стислості позначень, відкинуто індекс піддіапазону частот  $n$  у наступних розділах.

Буде позначено через  $N_s$  загальне число сигналів в момент часу  $t$  в піддіапазоні, що цікавить. Відповідний сигнал ІФ  $y(t)$  на рис.2.3 можна зобразити так:

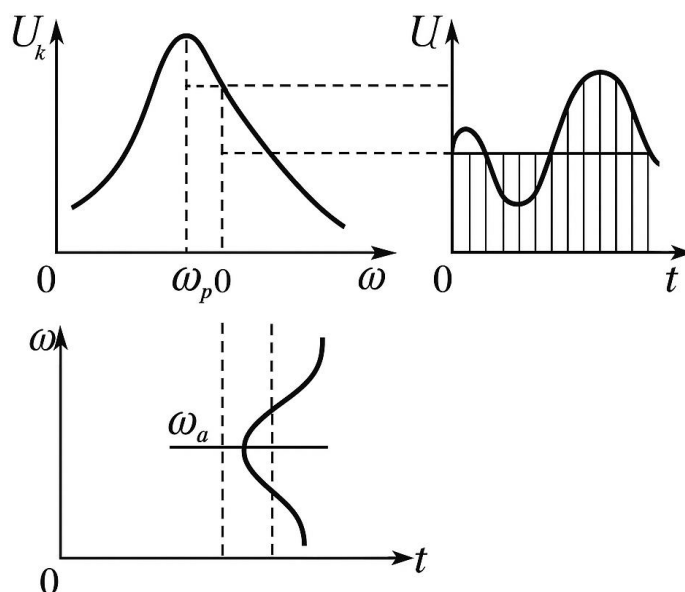


Рисунок 2.3 – Детектування радіочастотного сигналу на основі циклостаціонарності за допомогою скануючого супергетеродинного приймача

Не мало важливим є те, що для моделей інваріантних каналів з односмуговим (плоским затуханням) часом імпульсна характеристика каналу дорівнює  $h_l(\tau, t) \triangleq h_l \delta(\tau - \tau_l)$ , де  $\delta$  позначає дельта-функцію Дірака,  $\tau_l$  затримка поширення шляху одного каналу, а  $h_l$  комплексне посилення каналу.

## 2.2 Виявлення діяльності радіочастотних сигналів

Для виявлення активних радіочастотних сигналів потрібно визначити їх несучі частоти та пов'язані з ними циклічні частоти, які індукуються базовою періодичністю цих сигналів. Однак, добре відомо, що майже всі техногенні сигнали виявляють таку базову періодичність, обумовлену, наприклад, швидкістю їх символів, схемами кодування, структурами заголовків пакетів і кадрів навчальними послідовностями

символів і т.д. У наступному обговоренні буде зосередження на циклічних властивостях, викликаних символом і швидкостями кодування. Використовуючи метод дискретно-частотного згладжування, описаний нижче, буде обчислено оцінку  $\tilde{S}_x^\alpha(t, f)$  спектральної кореляційної функції (SCF)  $S_x^\alpha(f)$  за допомогою дискретного сигналу  $\{x(t - kT_s)\}_{k=0}^{M-1}$  для кожного піддіапазону, де  $T_s$  період дискретизації, а  $M$  кількість вибірок. Також, з цього випливає, що загальна тривалість часу, протягом якого було проскановано певний піддіапазон частот, становить  $T = (M - 1)T_s$ .

Дискретне перетворення Фур'є (DFT)  $\tilde{X}(t, f)$  послідовності  $\{x(t - kT_s)\}_{k=0}^{M-1}$  визначається над множиною частот  $\{-\frac{f_s}{2}, -\frac{f_s}{2} + F_s, \dots, \frac{f_s}{2} - F_s\}$ , де  $f_s = \frac{1}{T_s}$ , частота дискретизації, а  $F_s = \frac{f_s}{M}$  приріст частоти, а  $a(t)$  — трикутне вікно звуження даних.

Для оцінки  $P_n$  можуть бути використані й інші методи, наприклад, на основі спектрального куртозу найменших значень періодограми. Де вплив невизначеності потужності шуму, та погіршення роботи детектора було верхньо обмеженим виразом, що включає діапазон невизначеності шуму від піку до піку.

За допомогою парограничної несучі частоти оцінюють як середні точки відрізків, утворених перетином кривої PSD і порогової лінії  $\eta_{PSD}$ , як показано на рис.2.4. Позначається через  $A$  сукупність всіх виявлених несучих частот в піддіапазоні, що цікавить.

Однак, цифрові сигнали виявляють циклостаціонарність при кратній їх швидкості передачі даних. Крім того, цифрові сигнали можуть проявляти й іншу періодичність, наприклад, через кодування. Буде позначено RF сигнатуру сигналу з центром в точці  $f_c$  як  $RF(f_c) = \{\alpha \neq 0: \mathcal{J}_E \tilde{I}_x(t, \alpha, f_c) \geq \xi\}$ , де  $\mathcal{J}_E$  позначає індикаторну функцію події  $E = \{\tilde{I}_x(t, \alpha, f_c)\}$  – локальний максимум, а  $\xi \in (0,1)$  – поріг виявлення піку в профілі циклічного субдомену.

У реальних умовах експлуатації Radiobot, як правило, зіштовхується з ситуаціями, коли в межах кожного окремого піддіапазону спектру, що підлягає зондуванню, одночасно присутні кілька радіочастотних джерел активності. Це можуть бути сигнали різного типу, призначення та сили, які часто перекриваються або накладаються один на одного в часі та частоті. Для того щоб Radiobot міг

коректно ідентифікувати як кількість, так і типи присутніх сигналів, він повинен володіти здатністю до точного аналізу властивостей спектральної кореляційної функції (SCF), яка відображає структурні особливості цифрових сигналів із циклостационарними характеристиками. Глибоке розуміння SCF дозволяє Radiobot не лише відрізнити сигнали між собою, а й класифікувати їх відповідно до стандартів модуляції, періодичності або джерела походження, що є критично важливим для забезпечення надійної роботи у спектрально перевантаженому середовищі.

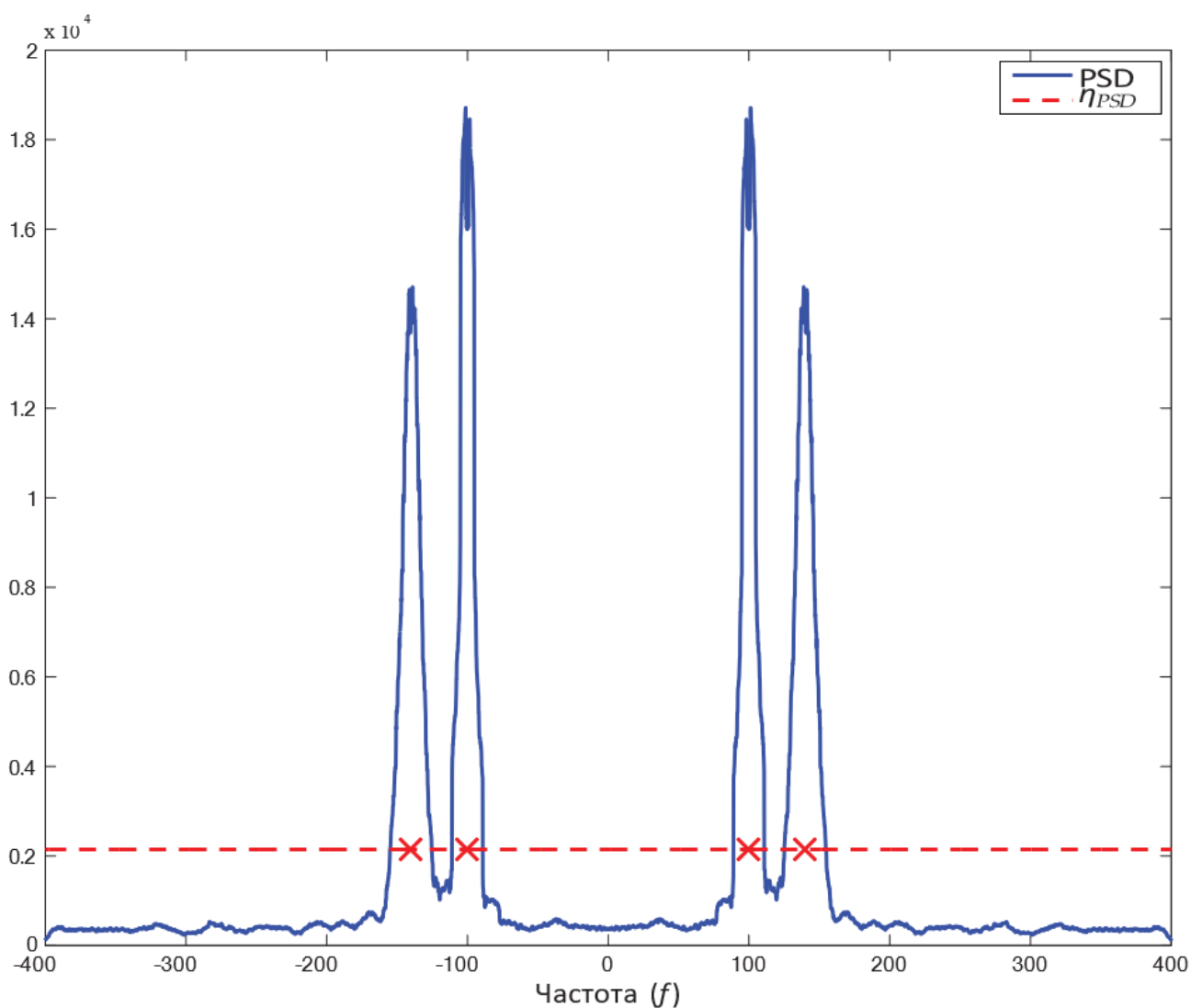


Рисунок 2.4 – Несучі частоти оцінюються як середні точки перетину між кривою PSD і пороговою лінією

Для того, щоб проаналізувати вплив суперпозиції кількох сигналів на SCF

сигналу  $y(t)$ , буде зазначено, що  $y(t) = w(t) + \sum_{m=1}^{N_s} x_m(t)$ , де  $\{x_m(t)\}_{m=1}^{N_s}$  незалежні випадкові процеси з нульовим середнім значенням (позначають  $N_s$  накладені сигнали), а  $w(t)$  незалежний процес білого шуму з двостороннім PSD або  $\frac{N_0}{2}$ . Автокореляційна функція  $y(t)$  має вигляд  $R_{yy}(t, \tau) = \frac{N_0}{2} \delta(\tau) + \sum_{m=1}^{N_s} R_{x_m x_m}(t, \tau)$ , де  $R_{x_m x_m}(t, \tau)$  автокореляційні функції  $x_m(t)$ , для  $m = 1, \dots, N_s$ .

Цей результат показує, що суперпозиція декількох незалежних сигналів призводить до суперпозиції спектральних піків в області  $(f, \alpha)$ . Іншими словами, СКФ суперпозиції декількох сигналів має піки на циклічних частотах, що відповідають цілим кратним, наприклад, швидкостей передачі даних кожного сигналу.

Сам вектор  $\text{RF}(f_c)$  сигнатури RF може бути використаний як особливість для класифікації виявлених сигналів. Для компактності зручніше, однак, представити цей вектор меншою кількістю елементів. Щоб досягти цього, було визначено два елементи ознак  $\alpha_1$  і  $\alpha_2$ , які витягуються з радіочастотної сигнатури, де  $\alpha_1$  представляє циклічну частоту, індуковану швидкістю передачі даних, а  $\alpha_2$  представляє циклічну частоту, індуковану кодуванням. Виходячи з властивостей циклостаціонарності, циклічний профіль демонструє високі піки на індукованих циклічних частотах  $\alpha_1$  і  $\alpha_2$ .

Далі буде продемонстровано, що циклостаціонарні особливості сигналів в основному можуть зберігатися навіть при наявності затухання каналу. Іншими словами, показано, що запропонований метод виявлення на основі циклостаціонарності є стійким до ефектів затухання каналу. Безперервний за реальним часом стохастичний процес  $x(t)$  називають циклостаціонарним другого порядку в широкому сенсі, якщо його середнє значення  $\mathbb{E}\{x(t)\}$  та автокореляційна функція  $R_{xx}(t, \tau) \triangleq \mathbb{E}\{x(t + \tau)x(t)\}$  є періодичними з деяким періодом.

Розглядаючи циклостаціонарний цифровий сигнал  $x(t)$  і затухаючий канал LTV (тобто за рахунок ефекту Доплера), визначено, що він має імпульсну характеристику  $h(\tau', t)$ . Згідно з визначенням циклостаціонарності, можна сказати, що автокореляційна функція  $x(t)$  є періодичною функцією  $t$ , такою, що  $R_{xx}(t +$

$T_0, \tau) = R_{xx}(t, \tau)$ , протягом деякого періоду  $T_0$ .

Згідно з результатами численних емпіричних досліджень і теоретичних розробок у галузі радіозв'язку, можна стверджувати, що канал передачі сигналу може бути розглянутий як такий, що володіє властивістю WSS (широко стаціонарного випадкового процесу), якщо мобільний блок рухається по траєкторії, яка покриває відстань, що дорівнює кільком десяткам довжин хвиль несучого сигналу протягом періоду спостереження. Це означає, що протягом такого проміжку часу характеристики каналу, хоча й можуть змінюватися, залишаються достатньо стабільними для того, щоб вважати його статистичні властивості стаціонарними. Така умова є важливою для моделювання каналів у мобільних системах, де рух об'єкта має суттєвий вплив на параметри каналу.

Крім того, в рамках цієї моделі приймається припущення, що компоненти розсіювання радіохвиль з різними затримками поширення не корелюють між собою. Це означає, що ефекти багатопробеневого розсіювання, зокрема відбиття і дифузія хвиль, є незалежними за часом. Відповідно, ці моделі каналів отримали назву моделей з некорельованим розсіюванням, або моделей США (Uncorrelated Scattering Models).

Особливу увагу слід приділити класу стохастичних моделей, що використовуються для моделювання LTV-каналів (змінних у часі), де особливість каналу змінюється в залежності від часу, оскільки мобільний об'єкт постійно переміщається, змінюючи параметри зв'язку. Одним із найбільш важливих підкласів цих моделей є моделі WSS некорельованого розсіювання WSSUS (Wide-Sense Stationary Uncorrelated Scattering). Цей тип моделей поєднує в собі властивості широкої стаціонарності для статистичних характеристик каналу з припущенням, що різні компоненти розсіювання (наприклад, відбиті і поширені хвилі) не корелюють між собою. Моделі WSSUS широко використовуються в сучасних наукових роботах та дослідженнях для моделювання частотно-селективних мобільних радіоканалів, де мультипатчеве розсіювання та часова зміна каналу мають великий вплив на якість і стійкість зв'язку.

Ці моделі є надзвичайно важливими для дослідження мобільних систем зв'язку, зокрема для оцінки ефективності передачі даних у складних умовах, де канали

характеризуються значною частотною селективністю, швидкими змінами стану каналу через рух об'єктів, а також необхідністю адаптації до різних умов середовища.

Звідси видно, що автокореляційна функція прийнятого сигналу  $y(t)$  також періодична з тим же періодом  $T_0$ , що і переданий сигнал  $x(t)$ . В результаті прийнятий сигнал  $y(t)$  також є циклостаціонарним з тими ж циклічними складовими, що і  $x(t)$ .

Більш загальний клас стохастичних процесів отримується, якщо автокореляційна функція  $R_{xx}(t, \tau)$  майже періодична в  $t$  для кожного  $\tau$ . Безперервний реально значений стохастичний процес  $x(t)$  називається майже циклостаціонарним (ACS) в широкому сенсі, якщо його автокореляційна функція  $R_{xx}(t, \tau)$  є майже періодичною функцією  $t$  (з частотами, що не залежать від  $\tau$ ). Коли вхідний сигнал  $x(t)$  розглядається як ACS, то вихідний сигнал  $y(t)$  через канал згасання LTV також є ACS з тими ж циклічними складовими, що і  $x(t)$ , оскільки ми бачимо з (2.13) і (2.14) автокореляційна функція  $R_{yy}(t, \tau)$  також майже періодична з тим же періодом, що  $R_{xx}(t, \tau)$ .

В результаті отримано, що при розгляді затухаючих каналів як загальних систем LTV не змінюються циклостаціонарні властивості переданих сигналів на виході каналу, а також прийнятого сигналу на Radiobot. Це обґрунтовує надійність запропонованого методу виявлення на основі циклостаціонарності в умовах затухання каналу. Однак, запропонований метод виявлення на основі циклостаціонарності, також застосовується до припущення ACS, оскільки SCF також визначається під припущенням САУ і було показано, що сигнал ASC проявляє циклостаціонарність при частоті циклу  $\alpha$  якщо  $R_{xx}^{\alpha}(\tau) \neq 0$ , аналогічно циклостаціонарним стохастичним процесам.

### 2.3 Самостійна реконфігурація модуля визначення спектру

Продуктивність та ефективність роботи системи Radiobot напряму залежать від якості, точності та адаптивності процесу спостереження за спектром, який здійснюється за допомогою вбудованого сенсорного модуля. Чим точніше Radiobot здатен виявляти, розпізнавати та класифікувати активність у радіочастотному

середовищі, тим ефективніше він зможе ухвалювати рішення щодо подальших дій – наприклад, вибору частотного каналу для передачі, уникнення завад або уникнення конфлікту з пріоритетними користувачами спектру.

Оскільки радіочастотне середовище може змінюватися динамічно внаслідок появи нових джерел сигналів, змін рівня шуму або активності інших пристроїв, сенсорний модуль Radiobot повинен бути не лише точним, але й адаптивним до змін. Це означає, що під час процесу зондування необхідно оптимізувати цілу низку параметрів, таких як:

- тривалість зондування (як довго здійснюється аналіз конкретного піддіапазону);
- тип і конфігурація детектора (наприклад, енергетичний або циклостаціонарний);
- порогові значення детекторів (які впливають на рівень чутливості та помилок);
- політика вибору піддіапазонів для аналізу (який спектральний сегмент аналізується в конкретний момент);
- інтервал між повторними спостереженнями одного й того ж піддіапазону.

Завданням когнітивного ядра Radiobot, тобто його внутрішнього модуля прийняття рішень, є динамічна адаптація цих параметрів у режимі реального часу на основі аналізу власного попереднього досвіду. Іншими словами, Radiobot повинен навчатися на власних діях і спостереженнях, поступово вдосконалюючи свої механізми зондування, щоб знизити кількість хибних спрацьовувань, покращити точність виявлення і водночас зменшити витрати часу та обчислювальних ресурсів.

Один з ключових аспектів такого самооптимізувального підходу, це вибір оптимального порогового значення для циклостаціонарного детектора. Це порогове значення (умовно позначене як  $\zeta$ ) визначає, коли сигнал вважається виявленим. Якщо поріг встановлений занадто низько, то підвищується ризик хибних спрацьовувань (false alarms). Якщо ж занадто високо, тоді зростає ймовірність пропустити справжній сигнал (missed detection). Отже, важливо оптимізувати  $\zeta$  так, щоб забезпечити бажану ймовірність хибного спрацьовування ( $\phi$ ), яка є критичним параметром у системах когнітивного радіо.

На жаль, через складність формулювання рівнянь циклостаціонарного виявлення та значну невизначеність у параметрах навколишнього середовища (таких як зміни в спектрі, завади, шум), отримати аналітичне (закрите) рішення цієї задачі практично неможливо. У таких випадках доцільним є застосування ітеративного підходу з елементами машинного навчання, який дозволяє поступово підлаштовувати порогове значення  $\zeta$  на основі безперервного потоку спостережень.

Зокрема, раніше вже був запропонований алгоритм онлайн-навчання, який здатен адаптивно коригувати поріг Neyman–Pearson (NP) тесту, особливо в тих випадках, коли апріорна інформація про розподіл сигналів і шуму відсутня. Такий алгоритм дозволяє динамічно оновлювати поріг для підтримання стабільного рівня хибного спрацювання  $\phi$ , навіть у невизначених умовах.

Процес навчання в подібних алгоритмах часто проводиться в спеціально відведеному тренувальному періоді, коли сигнали вибірково черпаються з так званої нульової гіпотези ( $H_0$ ), що передбачає відсутність передаваних сигналів у спектрі. Але цей підхід має свої обмеження, зокрема він не дозволяє адаптуватися до змін у реальному середовищі в режимі онлайн.

Тому пропонується більш гнучкий підхід, при якому навчання порогового значення  $\zeta$  здійснюється не лише в тренувальний період, а постійно під час звичайної роботи Radiobot. Завдяки використанню енергетичного детектора як індикатора присутності або відсутності сигналів, система здатна автоматично визначити моменти, коли сигнали відсутні, і саме тоді ініціювати оновлення порогового значення. Такий підхід дозволяє досягати стабільної ймовірності хибного спрацювання навіть в умовах високої змінності та непередбачуваності радіочастотного середовища.

Потрібно позначити через  $P$  і  $Q$  бажаний і фактичний розподіли ймовірностей на виході циклостаціонарного детектора в залежності від відсутності переданих сигналів. Ці розподіли ймовірностей відповідають випадковим змінним Бернуллі, що відображають, чи виявлено сигнал (1) чи не виявлено (0).

Однак,  $K(\phi, P_f(\xi)) = 0$  iff  $\phi = P_f(\xi)$ . Завдяки своїй опуклості в  $P_f(\xi)$  дистанція Кульбека - Лейблера гарантує глобальний мінімум. Більш того, було

показано, що  $K(\phi, P_f(\xi))$  опуклий в  $\xi$  якщо,  $P_f(\xi)$  монотонний, що задовільняється в даному випадку. Однак, оскільки аналітичний вираз  $P_f(\xi)$  невідомий, його можна оцінити як відношення точок вибірки, що перевищують пороговий  $\xi$  в циклічному профілі  $I(\alpha)$ , коли передавані сигнали відсутні. Для досягнення точної оцінки  $P_f(\xi)$  рекурсивна адаптація в  $\xi$  не повинна бути занадто частою.

Правило оновлення мінімізує функцію Кульбака-Лейблера, оскільки вона слідує градієнтному напрямку спуску, що зменшує різницю  $|P_f(\xi) - \phi|$  при темпі навчання  $\psi > 0$ . Більш того, завдяки опуклості функції Кульбака-Лейблера цей алгоритм гарантовано збіжиться до єдиного оптимального порогового значення.

На рисунку 2.5 показані ROC-криві прийнятої схеми виявлення енергії ковзного вікна. Цей детектор порівнюють зі звичайним детектором енергії, і він демонструє чудову ефективність детектування. Далі на рис.2.6 показано продуктивність детектування циклостаціонарної детектації для різних значень SNR і для різних часів зондування. Результати показують, що 95% ймовірності виявлення може бути досягнута при SNR – 6 дБ і з часом виявлення  $T = 30_{\mu s}$ .

Детектований сигнал є модульованим за схемою 4-QAM (Quadrature Amplitude Modulation) з символною частотою 5 Мбод, що забезпечує передачу двох біт на символ. Сигнал проходить процес зниження частоти (down-conversion) з високочастотної несучої на частоті 20 МГц до базової смуги, де й виконується його подальша обробка. Для оцінки ефективності прийому та надійності детектування було проведено порівняння продуктивності в умовах різних моделей каналів: як в ідеальному, незатухаючому каналі (AWGN), так і в реалістичнішому сценарії з мультипутевим згасанням за моделлю Релея. У випадку каналу Релея враховується часове варіювання амплітуди сигналу внаслідок відбиттів і дифракцій, що характерно для багатьох практичних сценаріїв, таких як мобільний зв'язок або бездротова передача в урбанізованих середовищах. Аналіз продуктивності включає показники ймовірності бітової помилки (BER), енергетичної ефективності, а також стабільності синхронізації при змінних умовах каналу.

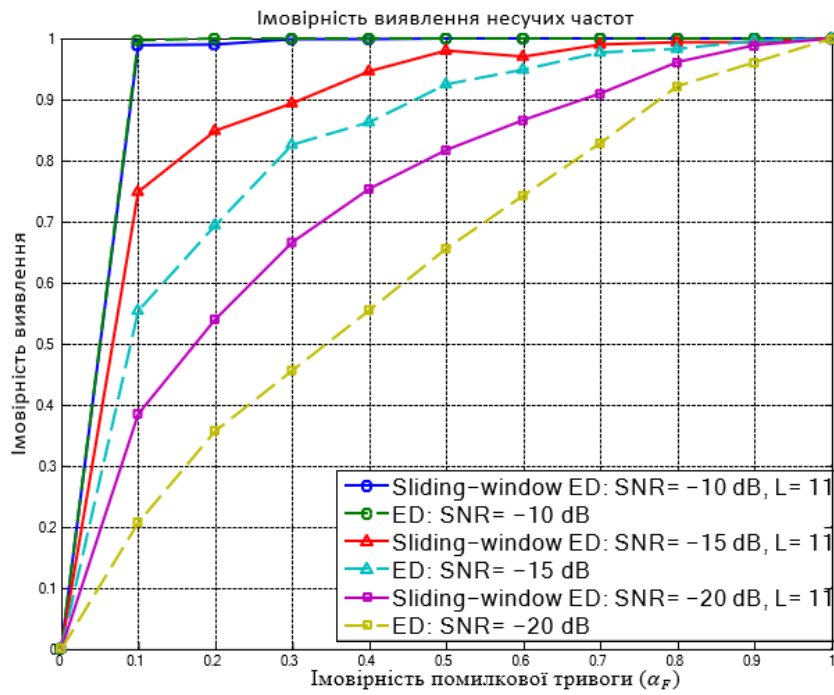


Рисунок 2.5 – Порівняння ROC детекторів розсудного вікна та звичайної енергії.  
Довжина розсудного вікна становить  $L = 11$

Імовірність виявлення точки ознаки з  $f_s = 200$  МГц, довжиною вікна згладжування  $L=59$  і часом виявлення  $T$

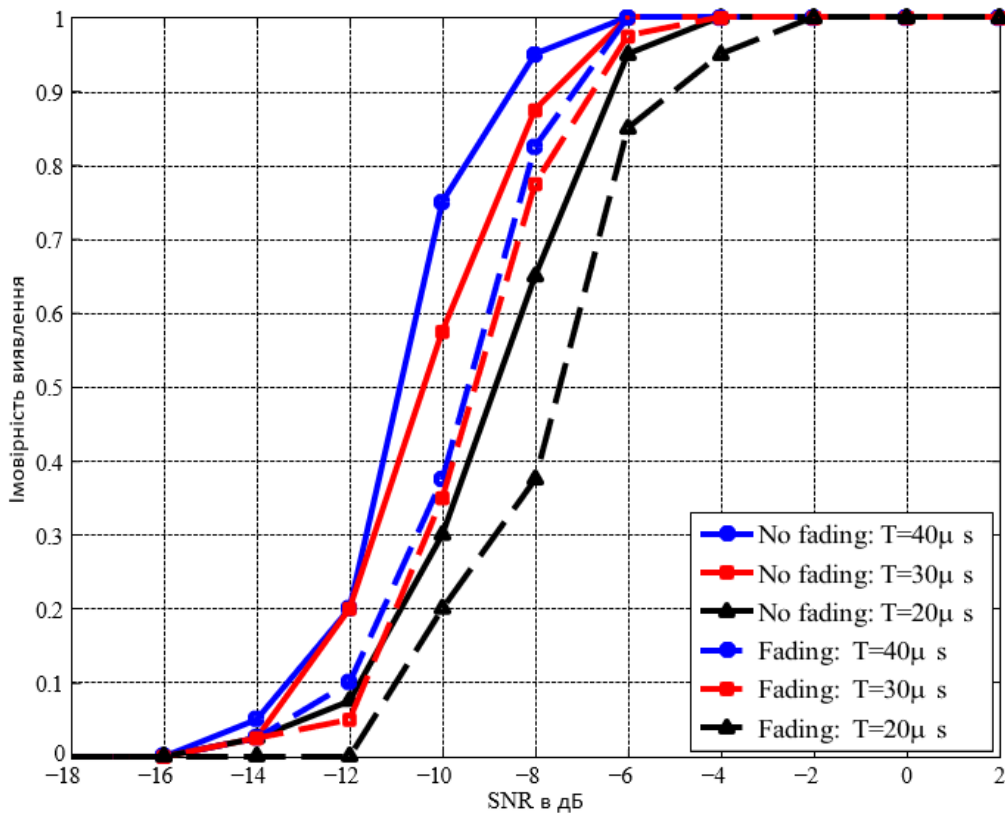


Рисунок 2.6 – Виявлення точок ознак з частотою дискретизації  $f_s = 200$  МГц і  
довжиною ковзного вікна  $L = 59$ .

## 2.4 Висновки до другого розділу

У цьому розділі представлено автономну архітектуру для когнітивного радіо, що отримала назву Radiobot. Метою цієї моделі є підкреслення когнітивних функцій CR, забезпечуючи можливості самонавчання та самореконфігурації. Запропонована архітектура Radiobot включає спільну енергетичну та циклостаціонарну детекцію для вилучення різних характеристик з отриманих сигналів. Також було запропоновано алгоритм навчання, який дозволяє адаптувати сенсорний модуль Radiobot до змін у радіочастотному середовищі. Продуктивність детектування енергії була оцінена через ROC, і продемонстрована стійкість циклостаціонарного детектування до впливу затухання та шуму WSS. Моделювання показало, що запропонований алгоритм навчання має здатність до збіжності, а архітектура Radiobot забезпечує багатосмугову працездатність при застосуванні підходу до зондування широкосмугового спектру.

### **3 МЕТОДИ ТА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ, АНАЛІЗУ ТА НАВЧАННЯ КОГНІТИВНОГО РАДІО**

#### **3.1 Програмно-технічні засоби для виявлення, аналізу та навчання когнітивного радіо**

Програмно-технічні засоби когнітивного радіо (CR) становлять сукупність апаратних і програмних компонентів, які забезпечують динамічне та інтелектуальне управління спектром радіочастот. Такі засоби дозволяють системі здійснювати гнучке сприйняття навколишнього середовища, адаптуватися до його змін і приймати рішення про використання частотних ресурсів на основі аналізу даних та навчання з досвіду.

У типових системах когнітивного радіо можна виділити три ключові функціональні напрями:

Виявлення сигналів, це базова функція, яка забезпечує здатність системи виявити наявність активних користувачів спектру, зокрема первинних (ліцензованих) користувачів. Це досягається за допомогою енергетичних, циклостаціонарних, *matched filter* та інших детекторів, здатних працювати в умовах низького відношення сигнал/шум (SNR).

Аналіз спектра дозволяє оцінити поточну структуру заповненості спектру, виявити "вільні" частотні ділянки (*spectrum holes*) та вивчити характеристики сигналів (частота, ширина смуги, модуляція тощо). Це дає змогу радіосистемі планувати доступ до спектру без створення завад.

Оптимізація вибору каналів за допомогою алгоритмів машинного навчання – забезпечує здатність системи прогнозувати, які ділянки спектра можуть бути вільними у найближчий час, динамічно оновлювати стратегії доступу та адаптуватися до змін. Завдяки цьому CR може приймати обґрунтовані рішення з урахуванням історії використання спектра та умов оточення.

Основні компоненти програмно-технічної системи когнітивного радіо:  
Апаратне забезпечення:

- програмно-визначене радіо (SDR) гнучка платформа, що дозволяє

реалізувати різні комунікаційні протоколи шляхом зміни програмного коду, без потреби змінювати апаратну частину. Пристрої типу USRP (Universal Software Radio Peripheral) є поширеним прикладом SDR:

- антени з адаптивним налаштуванням забезпечують спрямоване приймання і передавання сигналів, що дозволяє зменшити вплив завад і підвищити енергоефективність;

- сенсори спектру, це пристрої або модулі, які вимірюють енергетичну активність в частотному діапазоні. Дані сенсори дозволяють здійснювати безперервний моніторинг радіочастотного середовища.

Симуляційні середовища для моделювання поведінки когнітивних систем:

- Matlab/Simulink використовується для моделювання та перевірки алгоритмів виявлення та прийняття рішень;

- NS-3 – це мережевий симулятор, який дозволяє аналізувати поведінку протоколів MAC/PHY у складному радіосередовищі;

- GNU Radio, це середовище з відкритим кодом для розробки радіосистем у поєднанні з SDR.

Бібліотеки машинного навчання:

- TensorFlow, PyTorch, scikit-learn, забезпечують гнучке створення та навчання моделей, які використовуються для класифікації сигналів, прогнозування вільного спектру, адаптації політик тощо.

Методи аналізу і навчання:

- адаптивна фільтрація дозволяє виділяти релевантні характеристики сигналу у складних зашумлених умовах;

- нейронні мережі глибокі та згорткові мережі застосовуються для розпізнавання типів сигналів, виявлення аномалій у спектрі, автоматичної класифікації джерел сигналів;

- алгоритми підкріпленого навчання (Reinforcement Learning, RL) дозволяють SR приймати рішення на основі винагород за правильні дії в динамічному середовищі. Наприклад, RL може бути використаний для оптимізації вибору частоти, часу передачі або потужності.

Приклад архітектури систем, яка включає в себе: автономні когнітивні вузли, розподілені когнітивні системи, хмарні рішення, наведений в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Типові архітектури систем

Архітектура	Опис
Автономні когнітивні вузли	Використовують локальні алгоритми для адаптації до спектрального середовища
Розподілені когнітивні системи	Кілька вузлів взаємодіють для колективного навчання та прийняття рішень
Хмарні рішення	Дані з різних сенсорів передаються в хмару для централізованої обробки

Одним із популярних рішень є використання SDR-пристрою (наприклад, USRP B210) у поєднанні з GNU Radio для отримання сигналів, їх подальшої обробки та аналізу. Система працює за наступним алгоритмом:

- збір сигналів: USRP B210 приймає сигнали з ефіру та передає їх у цифровому вигляді на комп'ютер;
- попередня обробка: використання GNU Radio для фільтрації, підсилення та спектрального аналізу отриманих даних;
- виявлення активних частот: застосування алгоритмів визначення зайнятих частотних діапазонів на основі порогового аналізу та машинного навчання;
- класифікація сигналів: використання нейронних мереж (наприклад, CNN) для розпізнавання типу модуляції (AM, FM, QPSK, OFDM тощо);
- оптимізація вибору каналів: алгоритми підкріпленого навчання аналізують наявні канали та рекомендують найкращі варіанти для передачі даних;
- передача адаптивного рішення: система передає оброблені результати оператору або безпосередньо налаштовує параметри зв'язку.

Застосування такого підходу дозволяє в реальному часі адаптуватися до змін у спектрі, зменшити рівень інтерференцій і підвищити ефективність використання радіоресурсів.

Методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, підкріплене навчання та алгоритми обробки сигналів, відіграють ключову роль у когнітивному радіо.

Штучний інтелект використовується для розпізнавання характеристик сигналів у реальному часі. Це включає:

- використання згорткових нейронних мереж (CNN) для класифікації типів модуляції сигналів;
- застосування рекурентних нейронних мереж (RNN, LSTM) для аналізу динамічних змін у спектрі;
- поєднання традиційних алгоритмів спектрального аналізу (наприклад, швидке перетворення Фур'є) з нейромережами для більш точного визначення частотної зайнятості.

За допомогою методів глибокого навчання та підкріпленого навчання когнітивне радіо може самостійно адаптуватися до змін спектра.

Основні підходи: використання алгоритмів Q-learning для пошуку оптимального каналу без необхідності повного знання середовища; застосування глибокого підкріпленого навчання (Deep Reinforcement Learning) для аналізу складних сценаріїв спектрального доступу; автоматизоване балансування між різними частотними діапазонами на основі поточного рівня перешкод та навантаження.

Система може змінювати параметри передачі (потужність, тип модуляції, кодування) залежно від поточного рівня завад і сигналу. Алгоритми нейронних мереж та генетичних алгоритмів можуть допомагати в адаптації параметрів у реальному часі.

### 3.2 Потреба в початку когнітивного радіо, визначення проблеми

Когнітивне радіо (Cognitive Radio, CR) представляє собою передову технологію в галузі бездротового зв'язку, що поєднує методи цифрової обробки сигналів, адаптивні алгоритми та штучний інтелект для ефективного використання радіочастотного спектра. На відміну від традиційних систем, когнітивне радіо здатне

не лише пасивно реагувати на зовнішні умови, а й активно вивчати середовище, у якому функціонує, самостійно приймати рішення, адаптувати свої параметри та покращувати власну продуктивність з часом.

На концептуальному рівні когнітивне радіо визначається як інтелектуальна система бездротового зв'язку, яка володіє можливістю:

- сприймати й аналізувати параметри навколишнього радіочастотного середовища, зокрема наявність інших користувачів, типи сигналів, рівень шуму, перешкоди тощо;
- приймати обґрунтовані рішення щодо використання спектру, наприклад, вибір частоти, потужності, типу модуляції або часу передачі;
- адаптувати свою поведінку в режимі реального часу відповідно до змін у середовищі;
- навчатися з досвіду за допомогою інтегрованих методів машинного навчання, що дозволяє удосконалювати стратегії зондування, зв'язку та управління ресурсами.

Таким чином, однією з фундаментальних властивостей когнітивного радіо є самонавчання, здатність системи автоматично вдосконалювати власну поведінку на основі зібраних даних та попереднього досвіду. Такий підхід тісно пов'язаний із концепцією когнітивного циклу, яка описує взаємозв'язок між основними когнітивними процесами: спостереження, аналіз, прийняття рішення, дія, навчання.

Згідно з дослідженнями провідних авторів у галузі когнітивних систем (зокрема, J. Mitola, S. Naikін та інших), навчання визнається ключовим компонентом інтелектуальних систем, що забезпечує не лише адаптацію до поточних умов, але й передбачення майбутніх змін у спектровому середовищі. Це особливо важливо в умовах динамічного й невизначеного середовища, характерного для бездротових мереж наступних поколінь (5G/6G), Інтернету речей (IoT) або тактичного зв'язку, де статичні політики доступу до спектру є неефективними.

У практичному сенсі, когнітивне радіо навчається через безперервну взаємодію з навколишнім середовищем, під час якої:

- формується уявлення про спектрову ситуацію;
- зберігаються й аналізуються історичні дані про успішність/неуспішність

передач;

- відбувається оцінювання та оновлення параметрів (наприклад, порогів детекції, частот сканування, політик доступу);

- реалізується прийняття оптимальних рішень у нових, раніше невідомих умовах.

Отже, когнітивне радіо є не просто гнучким комунікаційним пристроєм, а інтелектуальним агентом, що вміє думати, вчитися й ефективно діяти, постійно вдосконалюючи власну здатність до оптимального використання радіочастотного ресурсу.

Існує три основні умови інтелекту: 1) сприйняття, 2) навчання, 3) міркування, що зображені на рисунку 3.1. Сприйняття є здатністю отримувати інформацію про навколишнє середовище та внутрішні стани. Навчання полягає в перетворенні цієї інформації на знання через класифікацію та узагальнення гіпотез. Міркування використовує ці знання для досягнення конкретних цілей. Таким чином, навчання є основою для інтелектуальних систем, зокрема для CR, і є необхідним інструментом для отримання знань із даних, що спостерігаються.

Спершу когнітивне радіо (CR) розпочинає процес збирання інформації про навколишнє радіочастотне середовище за допомогою спеціальних сенсорів, які здійснюють вимірювання спектра. Це дає змогу виявляти наявну активність у спектрі, тобто, які частоти використовуються, наскільки інтенсивно, і ким саме. На основі отриманих даних пристрій переходить до етапу обробки: за допомогою алгоритмів машинного навчання або інших методів аналізу, він класифікує спостереження, виявляє закономірності та структурує інформацію, перетворюючи її на цінне знання про навколишнє середовище. Завершальний етап, це міркування, коли CR приймає інтелектуальні рішення на основі накопичених знань. Завдяки цьому пристрій може, наприклад, вибрати найменш завантажений канал для передачі даних, уникнути перешкод або конфліктів з іншими пристроями, і загалом ефективніше використовувати доступний спектр частот.

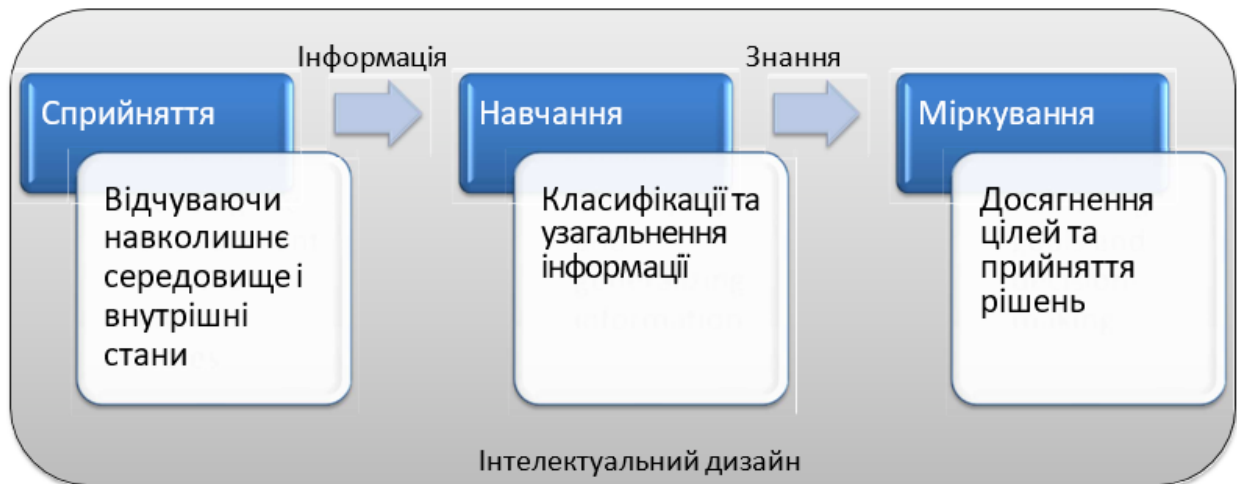


Рисунок 3.1 – Задана схема може перетворювати отриману інформацію в передові знання шляхом навчання

Ці характеристики були вперше описані Мітолою в контексті так званого циклу пізнання. На рисунку 3.2 наведено спрощену версію цього циклу, який був адаптований для автономних когнітивних радіостанцій (CR), відомих як радіоботи. Як показано на рисунку 3.2, радіоботи можуть вчитися на основі своїх попередніх дій, аналізуючи їх вплив на отримані результати. Ці результати навчання використовуються для коригування та оновлення таких аспектів, як політика зондування (спостереження) та доступу до каналів (прийняття рішень) у програмах динамічного спільного використання спектру (DSA).

Термін «когнітивне радіо» (Cognitive Radio, CR) є багатозначним і в науковій літературі може трактуватися по-різному залежно від контексту дослідження, рівня моделі та сфери застосування. Однак найбільш визнаним і поширеним підходом є визначення CR як інтелектуального радіоінтерфейсу, здатного сприймати, аналізувати та адаптуватися до навколишнього середовища з метою оптимального використання наявного спектру.

Слово «когнітивне» вказує на здатність системи до реалізації таких функцій, як усвідомлення, розпізнавання закономірностей, міркування, формування висновків, прийняття рішень і навчання. Це не просто набір реактивних дій на зовнішні зміни, а складний механізм, який дозволяє системі самостійно засвоювати нову інформацію, формувати знання на основі досвіду і вдосконалювати поведінкову модель відповідно

до нових умов.

Як уже зазначалося раніше, спроможність когнітивного радіо до судження і прийняття рішень базується на наявності когнітивного циклу, що передбачає проходження через послідовність стадій: спостереження, аналіз, прийняття рішення, дія, навчання. Для того щоб цей цикл був повноцінним, навчання виступає як обов'язкова складова, яка забезпечує постійне вдосконалення CR на основі накопичених даних і результатів попередніх дій.

Навчання у контексті когнітивного радіо передбачає, що дії пристрою не є випадковими або заздалегідь запрограмованими, а ґрунтуються на історичних та актуальних спостереженнях за навколишнім радіочастотним середовищем. Наприклад, якщо в певному діапазоні частот часто спостерігається високе навантаження або збої в комунікації, CR може автоматично уникати цього діапазону в майбутньому або адаптувати свої параметри (модуляцію, потужність, тривалість передачі) для зменшення ймовірності колізій.

Таким чином, історичний досвід стає критично важливим елементом у процесі навчання. Він служить основою для формування емпіричних моделей і правил, які дозволяють когнітивному радіо адаптуватися до динамічних, нестабільних та непередбачуваних умов середовища. Без здатності до накопичення та аналізу минулого досвіду система не змогла б ефективно функціонувати в реальному часі та приймати обґрунтовані рішення в умовах обмеженої інформації.

У підсумку, когнітивне радіо – це не просто інструмент адаптації до мінливих умов радіочастотного середовища, а повноцінний інтелектуальний агент, який здатен самонавчатися, аналізувати попередній досвід, розуміти контекст своєї діяльності та приймати оптимальні рішення в реальному часі. Завдяки використанню методів машинного навчання та штучного інтелекту, таке радіо не лише реагує на зміни у спектрі, але й прогнозує їх, формуючи стратегії, що дозволяють ефективно уникати конфліктів з іншими користувачами та забезпечувати заданий рівень якості обслуговування. У складних умовах спектрової динаміки когнітивне радіо перетворюється на самонавчальну, адаптивну систему, що відіграє ключову роль у розвитку наступного покоління бездротових мереж.

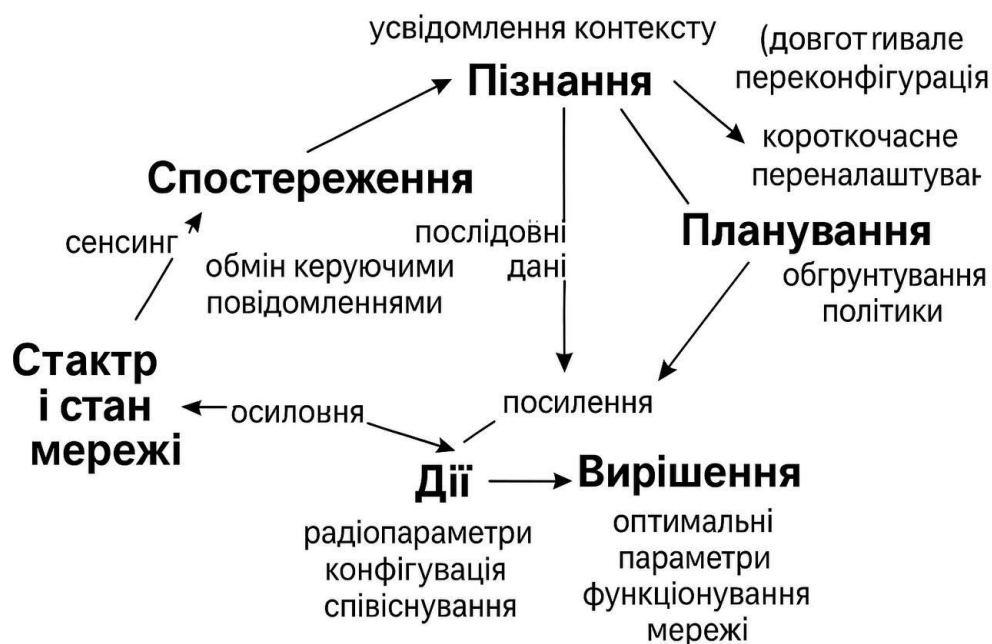


Рисунок 3.2 – Схема пізнання автономного КР (іменованого Радіоботом).

Навчання в додатках когнітивного радіо (CR) стикається з кількома унікальними викликами, зумовленими як специфікою самих пристроїв CR, так і особливостями їхнього функціонування в динамічних та часто непередбачуваних радіочастотних середовищах. По-перше, унаслідок високого рівня шуму, перешкод, а також обмежень апаратного забезпечення, CR часто мають доступ лише до зашумлених або фрагментарних спостережень, що не відображають повної картини стану середовища. Це зумовлює необхідність трактування задачі навчання як задачі у частково спостережуваному середовищі (Partially Observable Environment), що, у свою чергу, вимагає застосування спеціалізованих алгоритмів, зокрема, навчання з підкріпленням у рамках частково спостережуваних марковських процесів прийняття рішень (POMDP), які здатні ефективно працювати з неповною або неточною інформацією.

По-друге, у когнітивних радіомережах (CRN) кілька пристроїв CR одночасно намагаються вчитися і приймати рішення щодо своєї поведінки в умовах обмежених або відсутніх каналів координації. Це створює динамічне багатокористувацьке середовище, де кожен агент впливає на середовище та, відповідно, на результати навчання інших агентів. Така ситуація значно ускладнює задачу оптимізації, оскільки

класичні методи машинного навчання, які припускають фіксоване середовище, тут стають неефективними. Натомість, застосування багатокористувацького навчання з підкріпленням (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL) дозволяє враховувати взаємодії між агентами та адаптуватися до постійно змінюваної динаміки середовища.

Таким чином, для досягнення ефективної адаптації та високої якості обслуговування в CRN, необхідно розробляти спеціалізовані стратегії навчання, що здатні працювати в умовах часткової спостережуваності, багатокористувацької взаємодії та високої мінливості спектрального середовища.



Рисунок 3.3 – Підхід до навчання з учителем і без учителя для CR

Однією з найактуальніших і водночас найскладніших задач у сфері когнітивних радіомереж (Cognitive Radio Networks, CRN) є організація ефективного навчання для багатьох агентів, що діють у спільному спектральному середовищі. У таких умовах кожен когнітивний користувач або агент (CR) виступає як автономна інтелектуальна система, що здатна самостійно приймати рішення на основі своїх локальних спостережень, історичних даних та взаємодії з іншими учасниками мережі.

Залежно від типу взаємодії між агентами, політика навчання може реалізовуватись у кооперативній або некооперативній формі:

У кооперативних системах всі агенти обмінюються інформацією, наприклад

про зайнятість каналів, виявлені сигнали або поточні дії, з метою досягнення глобально оптимального розподілу ресурсів. Такий підхід покращує загальну ефективність мережі, але вимагає обміну повідомленнями та синхронізації, що може бути складно реалізувати на практиці в умовах обмежених ресурсів.

У некооперативному випадку кожен агент навчається і діє незалежно, керуючись власними цілями (наприклад, максимізація швидкості передачі або мінімізація колізій). Це знижує потребу в обміні даними, але водночас ускладнює досягнення глобального оптимуму, оскільки виникає конкуренція за спектрові ресурси.

У реальних мережах когнітивні користувачі не завжди мають повну інформацію про дії інших агентів, доступність каналів або характеристики середовища. У таких ситуаціях говорять про часткову спостережуваність, коли CR може бачити лише частину загальної картини. Для ефективної роботи у таких умовах використовуються спеціалізовані методи, зокрема:

- баєсівські підходи для оцінювання ймовірностей дій інших агентів;
- методи з марковськими процесами часткової спостережуваності (POMDP);
- підкріплювальне навчання з частковим зворотним зв'язком, коли агент оновлює свої уявлення про середовище на основі наслідків власних дій.

Для того щоб когнітивне радіо могло дійсно автономно функціонувати у складному та динамічному радіочастотному середовищі, необхідні алгоритми, які не залежать від попереднього знання про спектрову ситуацію. На відміну від традиційних користувачів радіочастот, які працюють у фіксованих частотних діапазонах (ліцензованих), CR має діяти в будь-якому діапазоні, де наразі доступні ресурси. Це передбачає:

- адаптацію до невідомих параметрів, таких як рівень шуму, інтерференції, активність ліцензованих користувачів (Primary Users);
- виявлення прихованих закономірностей та особливостей середовища (наприклад, часові шаблони в активності каналів, реакції інших CR на зміни);
- мінімізацію помилкових рішень у відсутність надійного зворотного зв'язку.

У цьому контексті найбільш перспективними є алгоритми навчання без

учителя, які дозволяють системі самостійно структурувати середовище, розпізнавати патерни, класифікувати частотні діапазони та оцінювати їхню придатність для передачі даних без зовнішніх вказівок або навчених моделей.

Методи такого навчання включають:

- кластеризацію (наприклад, алгоритми K-means, DBSCAN для групування схожих сигналів);
- нелінійне зменшення розмірності для побудови уявлення про спектрове середовище;
- глибоке навчання автокодерами або самоорганізовуваними картами (SOM);
- моделі підкріплення (reinforcement learning) в умовах обмеженого зворотного зв'язку.

Підводячи підсумок, можна сказати, що три основні характеристики, які необхідно враховувати при розробці ефективних алгоритмів навчання для CR:

- навчання в частково спостережуваних середовищах;
- мультиагентне навчання в розподілених CRN;
- автономне навчання в невідомих радіочастотних середовищах.

Конструкція CR, що включає в себе перераховані вище можливості, зможе ефективно і оптимально працювати в будь-якому радіочастотному середовищі.

Навчання в CR може бути як контрольованим, так і неконтрольованим, як показано на рисунку 3.3. Навчання без учителя (unsupervised learning) відіграє ключову роль у функціонуванні когнітивного радіо (CR), особливо в умовах, коли пристрої опиняються в новому, раніше невідомому або динамічно змінному радіочастотному середовищі. У таких випадках відсутність попередньої інформації про частотний розподіл сигналів, наявність перешкод, рівні шуму або моделі трафіку суттєво обмежують застосування традиційних (контрольованих) методів навчання. Саме тому автономні, адаптивні алгоритми навчання без учителя є незамінними: вони дають змогу когнітивним агентам виявляти приховані закономірності, групувати дані, класифікувати сигнали та будувати власні уявлення про структуру середовища – без зовнішніх підказок або міток даних.

CR у такому режимі самостійно аналізує спектральні спостереження, визначає

шаблони радіочастотної активності, відрізняє сигнали різних джерел і дізнається, які частотні діапазони є менш навантаженими або більш стабільними. Такий тип навчання особливо важливий у ситуаціях, коли когнітивне радіо має працювати в режимі реального часу, наприклад, у надзвичайних ситуаціях, у тимчасових мережах (ad hoc), або в географічно нових зонах з іншими характеристиками радіопокриття.

Проте, якщо система має хоча б часткові знання про характеристики середовища, наприклад, відомі типи сигналів, профілі шуму, або типові сценарії використання частот, то виникає можливість використання навчання з учителем (supervised learning). Такий підхід дозволяє значно пришвидшити адаптацію, підвищити точність розпізнавання сигналів і скоротити кількість помилкових рішень, оскільки модель має приклади "правильного" поводження або розмічені дані для тренування.

Загалом, розрізняють три основні парадигми навчання для CR:

- навчання з учителем (інструктаж / supervised learning) використовується тоді, коли доступні розмічені дані, тобто коли відомо, які дії потрібно виконати в певних умовах. Цей тип навчання найкраще підходить для стабільних або контрольованих середовищ, де доступна історія рішень або приклади правильних дій;

- навчання з підкріпленням (reinforcement learning). Ця модель навчається на основі нагород або штрафів, отриманих після виконання певних дій. Такий підхід ідеально підходить для динамічних середовищ, де неможливо заздалегідь визначити правильну відповідь, але можна оцінити якість рішення за результатами;

- навчання через наслідування (learning by imitation) використовується, коли агент спостерігає за досвідченішими агентами або реальними користувачами і копіює їхні дії, поступово вдосконалюючи власні стратегії. Такий підхід особливо корисний у багатокористувацьких системах або в початкових етапах навчання.

Важливо підкреслити, що ефективність когнітивного радіо значною мірою залежить від здатності вибрати найбільш відповідну стратегію навчання залежно від умов. Наприклад, у складному багатопараметричному середовищі, де доступ до істинних міток або надійного зворотного зв'язку обмежений, CR має орієнтуватися на підкріплення або самостійне вивчення структури середовища. У свою чергу, при

наявності досвідчених вузлів чи історії спостережень, раціональним є застосування гібридних або змішаних стратегій навчання.

Таким чином, універсальна архітектура когнітивного радіо повинна мати гнучку інтелектуальну систему, здатну динамічно перемикатися між режимами навчання залежно від ситуації, обсягів даних, цілей, та наявних ресурсів. Такий підхід дозволяє забезпечити високу продуктивність, адаптивність і стійкість до змін навіть у найскладніших умовах спектрального середовища.

Ієрархічна організація цих алгоритмів та їх взаємозв'язок може бути проілюстрована на діаграмі (рис. 3.4). Це дозволяє візуально оцінити, як різні алгоритми навчання відносяться один до одного та які з них найбільш підходять для вирішення конкретних задач у рамках CR.

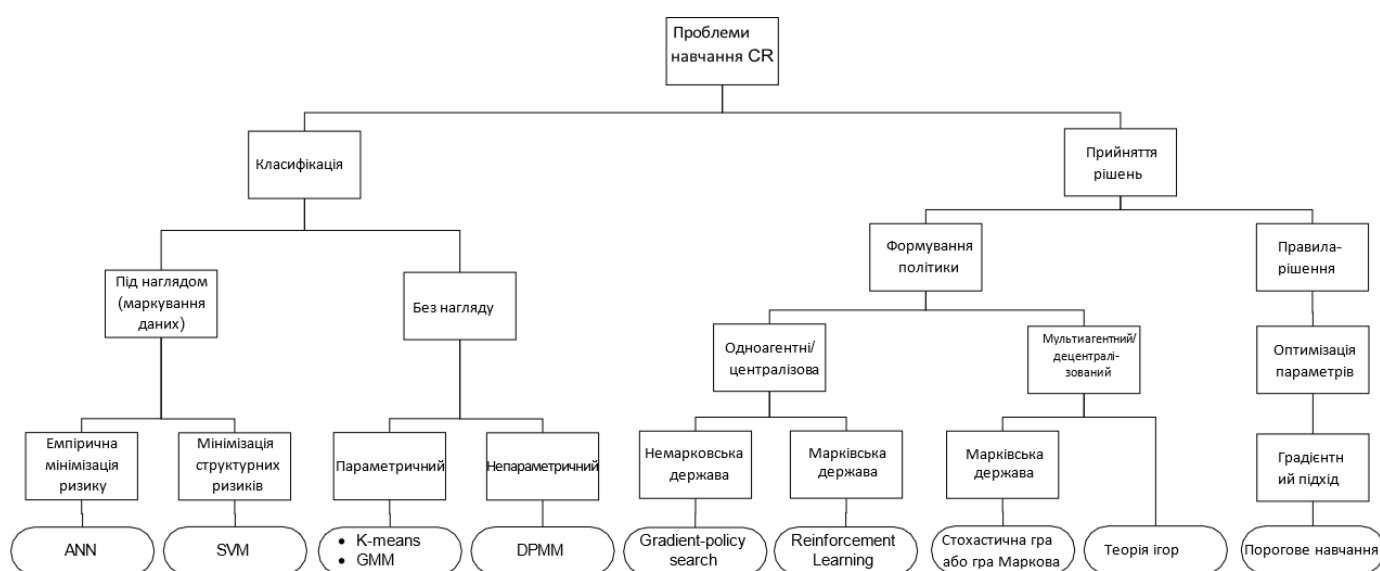


Рисунок 3.4 – Типові задачі в CR та відповідні алгоритми навчання

Для CR існує кілька алгоритмів навчання, які можуть бути застосовані для досягнення різних цілей. Для кращого розуміння функцій і подібностей між ними, алгоритми можна поділити на дві основні категорії проблем. Визначення алгоритмів під кожною категорією дозволяє краще зрозуміти їх роль і застосування в контексті когнітивного радіо.

Звертаючись до рис.3.4, виділяється дві основні задачі (або завдання) CR:

- прийняття рішень;
- класифікація за ознаками.

Ці проблеми є загальними для багатьох завдань CR, оскільки вони охоплюють різноманітні аспекти його функціонування. Наприклад, задачі класифікації виникають при зондуванні спектра, в той час як задачі прийняття рішень мають місце при розробці політики зондування, управлінні потужністю або адаптивній модуляції. Алгоритми навчання можна класифікувати за типами завдань, і кожен з них застосовується в певних умовах, як це показано на рисунку 3.4.

Наприклад, алгоритми класифікації поділяються на контрольовані та неконтрольовані. Керовані алгоритми вимагають навчання з міченими даними і включають штучні нейронні мережі (ANN) та алгоритми підтримки векторів (SVM). Алгоритм ANN базується на емпіричному мінімізації ризику і потребує попереднього знання про розподіл спостережуваних процесів, в той час як SVM орієнтовані на мінімізацію структурного ризику. Вони продемонстрували високу ефективність, особливо для невеликих навчальних вибірок, оскільки допомагають уникати перенавчання.

Наприклад, розглядаючи набір тренувальних даних, позначений як  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$  такий, можна вяснити, що  $x_i \in X, y_i \in Y, \forall i \in \{1, \dots, N\}$ . Метою алгоритму навчання з учителем є знаходження функції  $g: X \rightarrow Y$ , яка максимізує певну функцію оцінки. У ANN,  $g$  визначається як функція, що мінімізує емпіричний ризик. Алгоритми класифікації без учителя не потребують мічених даних для навчання, що робить їх особливо корисними в ситуаціях, де немає доступу до мічених зразків. Вони можуть бути поділені на два основні типи: параметричні та непараметричні.

Параметричні класифікатори, такі як алгоритми К-середніх і Гауссівські суміші (GMM), вимагають попередніх знань про кількість класів або кластерів у даних. Це може бути проблемою в реальних умовах, де число класів не завжди відоме.

У контексті когнітивного радіо (CR) класифікація спостережень із радіочастотного середовища є важливою задачею, особливо коли йдеться про

ідентифікацію активності користувачів спектра, виявлення типів сигналів або адаптацію до змін умов передачі. Серед методів класифікації важливе місце займають непараметричні класифікатори, які забезпечують високу гнучкість і адаптивність у ситуаціях з обмеженою або повністю відсутньою інформацією про кількість класів чи кластерів у даних.

На відміну від параметричних моделей, які потребують заздалегідь заданої кількості кластерів або певної форми розподілу, непараметричні підходи дозволяють виявляти структуру даних без таких припущень. Один із найпоширеніших інструментів у цьому класі, це модель Діріхле процесу змішаних моделей (DPMM). Вона ґрунтується на баєсівському підході і дає змогу автоматично оцінювати кількість кластерів у процесі навчання, динамічно підлаштовуючись до нових зразків без потреби в перенавчанні моделі. Це особливо цінно у динамічному спектральному середовищі, де кількість активних користувачів або джерел сигналу може змінюватися з часом. Таким чином, непараметричні моделі є більш адаптивними, надійними і точними у класифікації складних або змінних вхідних даних.

Крім класифікації, прийняття рішень є ще одним критично важливим аспектом в архітектурі когнітивного радіо. Воно охоплює вибір оптимальних дій у відповідь на зміну умов середовища, таких як поява первинного користувача, зміни спектральної активності або варіації сигнал/шум. Залежно від конкретного сценарію, процес прийняття рішень можна розділити на два рівні:

Формування політики (policy formation), це стратегічне планування дій на основі прогнозованих змін середовища, що часто реалізується в межах марковських процесів прийняття рішень (MDP) або частково спостережуваних MDP (POMDP). У централізованих системах, коли всі дані доступні одному агенту, може бути ефективно застосоване навчання з підкріпленням (reinforcement learning, RL), зокрема Q-навчання або методи актор-критик. В умовах, коли неможливо оцінити ймовірності переходів між станами, RL дозволяє агенту досліджувати середовище та поступово наближатися до оптимальної стратегії.

Правила прийняття рішень (decision rules), це розробка конкретних критеріїв або тестів для прийняття рішень у певний момент часу. Вони можуть базуватися на

гіпотезах (наприклад, класичний NP-тест) і вимагають ефективного налаштування порогів, особливо в умовах невизначеності (шум, завади, відсутність повної статистики). Тут доречні алгоритми адаптивного порогового навчання, які дозволяють оптимізувати параметри тесту в реальному часі.

У децентралізованих або багатоагентних системах, коли кілька когнітивних вузлів взаємодіють у межах однієї мережі, проблема прийняття рішень ускладнюється. З одного боку, кожен агент може мати лише часткову інформацію про стан середовища або дії інших агентів. З іншого – може виникати конкуренція за ресурси спектра. У таких випадках теорія ігор є потужним інструментом для моделювання взаємодії між агентами. Ігрові моделі дозволяють враховувати як кооперативні (обмін інформацією, колективна оптимізація), так і некооперативні сценарії (егоїстична поведінка, конфлікти інтересів). Якщо вважати, що зміни середовища мають марковський характер, то застосовуються марковські ігри або стохастичні ігри, які поєднують властивості RL і теорії ігор.

Для ефективного функціонування у таких умовах можуть використовуватись методи навчання без жалю (no-regret learning) адаптивні алгоритми, що дозволяють агентам поступово досягати рівноваги в повторюваних іграх навіть у випадках невизначеності щодо дій інших учасників.

Зрештою, у складних або неповних моделях спостережень, де стандартні аналітичні методи не дають точного результату, методи машинного навчання стають необхідними. Вони дозволяють не лише формулювати політики та правила прийняття рішень на основі емпіричних даних, а й ефективно узагальнювати поведінку системи в умовах високої складності або нестачі інформації. Зокрема, адаптивне порогове навчання у задачах перевірки гіпотез (наприклад, оптимізація NP-порогів) дозволяє підтримувати заданий рівень помилок навіть у мінливому спектральному середовищі.

Таким чином, поєднання непараметричних класифікаторів, адаптивного прийняття рішень, методів теорії ігор та машинного навчання утворює потужну і гнучку основу для побудови ефективних, інтелектуальних когнітивних радіосистем, які здатні автономно пристосовуватись до складного і нестабільного середовища реального світу.

Таким чином, у цьому розділі було проаналізовано два основні класи задач, пов'язаних із функціонуванням когнітивного радіо (CR), а саме задачі класифікації та прийняття рішень, і охарактеризовано алгоритми машинного навчання, які найкраще підходять для кожного типу задач залежно від наявності інформації, характеру даних і рівня невизначеності в середовищі. Зокрема, для задач класифікації, коли кількість кластерів наперед невідома або змінюється з часом, особливо ефективними виявляються непараметричні баєсівські моделі, такі як модель Діріхле процесу змішаних моделей (DPMM). Завдяки своїй здатності автоматично визначати кількість кластерів на основі аналізу даних, DPMM забезпечує високу гнучкість, що дозволяє CR адаптуватися до нових умов без попереднього перенавчання або ручного налаштування гіперпараметрів.

У тих випадках, коли доступні мічені дані, ефективнішим інструментом може бути алгоритм підтримки векторних машин (SVM). Він дозволяє будувати класифікаційні гіперплощини, що мінімізують структурний ризик, і часто забезпечує високу узагальнюючу здатність, особливо при наявності чітко відокремлених класів. SVM також має добре формалізовану математичну основу та здатний знаходити глобальний мінімум функціоналу втрат, що є важливою перевагою порівняно з іншими методами.

З іншого боку, штучні нейронні мережі (ANN) забезпечують високу апроксимаційну здатність і можуть ефективно моделювати нелінійні залежності навіть у складних просторово-часових паттернах, що є характерним для радіочастотного спектра. Проте недоліком ANN є ризик застрягання в локальних мінімумах емпіричного ризику, що може знижувати якість класифікації або прогнозування в умовах складних, шумних або неоднорідних даних.

Крім задач класифікації, велика увага приділяється прийняттю рішень у середовищі з невизначеністю, що є ключовою властивістю будь-якої адаптивної системи, зокрема CR. У таких випадках алгоритми навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) демонструють високу ефективність, особливо у випадках, коли систему можна змоделювати як марковський процес прийняття рішень (MDP). RL дозволяє агенту поступово вивчати оптимальну стратегію, діючи

в середовищі без повного знання його параметрів, шляхом балансування експлуатації та дослідження. Це дає можливість CR не лише реагувати на зміни в спектрі, але й проактивно формувати стратегії використання ресурсів.

У складніших сценаріях із кількома агентами, які взаємодіють між собою у конкурентному або кооперативному режимі, важливу роль відіграє теорія ігор. Вона дозволяє формалізувати процес прийняття рішень як гру, у якій кожен агент прагне максимізувати свою вигоду, враховуючи потенційні дії інших агентів. У такому контексті застосування ігрових стратегій навчання, зокрема досягнення рівноваги Неша, дає змогу CR знайти стабільну політику дій, при якій жоден агент не має стимулу змінювати свою стратегію в односторонньому порядку. Особливо це актуально в задачах спільного доступу до спектра або уникнення конфліктів між користувачами.

Крім того, модель DPMM не лише є інструментом класифікації, а й може бути інтерпретована в рамках Марковських ланцюгів Монте-Карло (MCMC). У процесі семплювання (наприклад, методом Гіббса) DPMM сходиться до стаціонарного розподілу ймовірностей, що додатково підвищує її статистичну обґрунтованість та адаптивність.

Загалом, кожен із розглянутих алгоритмів забезпечує досягнення оптимальності в контексті свого застосування: RL в оптимізації стратегій у динамічному середовищі; SVM у побудові максимально розділюваних класифікаторів; ANN у моделюванні складних функціональних залежностей; DPMM у гнучкому та автоматичному виявленні кластерної структури без потреби фіксованих гіперпараметрів. Ретельний вибір і поєднання цих методів є запорукою створення потужних інтелектуальних когнітивних систем, здатних до самонавчання, адаптації та прийняття ефективних рішень в умовах невизначеності та динаміки спектрального середовища.

### 3.3 Керовані методи класифікації в CR

На відміну від методів навчання без учителя, які можуть бути ефективно

застосовані в незнайомих середовищах без попереднього знання про структуру даних, методи навчання під наглядом (supervised learning) орієнтовані на використання мічених даних, що дозволяє будувати точні прогностичні або класифікаційні моделі. Ці методи особливо корисні в добре вивчених або контрольованих умовах, де характеристики середовища вже відомі, і на їх основі можна формувати якісні моделі поведінки. Навчання під наглядом демонструє високу ефективність, коли існує надійний набір даних із відомими вхідно-вихідними відповідностями, що дозволяє здійснювати кероване оновлення параметрів моделей.

Одним із ключових інструментів такого навчання є штучні нейронні мережі (ШНМ), які були натхненні принципами функціонування людського мозку. На відміну від класичних комп'ютерних архітектур, ШНМ функціонують як паралельні розподілені обчислювальні структури, що складаються з великої кількості взаємопов'язаних простих обчислювальних елементів – нейронів. Основу їхньої функціональності складають два принципи, характерні для біологічних систем: (1) здобуття знань через досвід (навчання), та (2) збереження знань у вигляді синаптичних ваг, що моделюють силу зв'язків між нейронами.

ШНМ мають низку важливих властивостей, які роблять їх придатними для застосування в динамічних та складних середовищах, таких як когнітивні радіомережі (CR). Зокрема:

- вони дозволяють моделювати складні нелінійні залежності, що властиві багатьом фізичним процесам;
- ШНМ можуть адаптуватися до незначних змін у вхідних даних або середовищі, зберігаючи при цьому стабільність рішень;
- деякі архітектури ШНМ здатні оцінювати рівень впевненості у прийнятих рішеннях, що важливо для систем, які працюють в умовах невизначеності.

Водночас, нейронні мережі мають і певні обмеження. Їхня продуктивність суттєво залежить від параметрів ініціалізації, архітектури та обсягу тренувальних даних. Надмірна складність мережі може призвести до перенавчання, а недосконале налаштування гіперпараметрів до низької узагальнюючої здатності.

У сучасних дослідженнях продемонстровано значну ефективність

багатошарових нейронних мереж прямого зв'язку (MFNN) у задачах CR. Вони використовуються, зокрема, для синтезу функцій оцінки продуктивності, де нейронна мережа виконує роль чорного ящика, що перетворює сукупність параметрів середовища (наприклад, SNR, завантаженість спектра) на оцінку продуктивності. Це дозволяє когнітивному двигуну (cognitive engine) динамічно оновлювати свою модель навколишнього середовища та приймати більш обґрунтовані рішення щодо вибору конфігурації мережі.

Окремі роботи описують реалізацію когнітивного контролера на основі ШНМ, який використовує дані про мережу та середовище для динамічного вибору каналів у бездротових мережах стандарту IEEE 802.11. Результати експериментального розгортання таких систем показали, що нейронна мережа успішно адаптується до змін у середовищі, покращуючи пропускну здатність і загальну ефективність роботи мережі.

У цьому контексті особливий інтерес становить багатошарова перцептронна мережа (MLP), яка складається з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів і вихідного шару. Кожен нейрон у мережі, за винятком вхідних вузлів, застосовує нелінійну функцію активації, яка дозволяє відображати складні функціональні залежності. Важливо, що збільшення кількості прихованих шарів значно покращує нелінійні апроксимаційні властивості, проте водночас підвищує обчислювальну складність і збільшує потребу в обсязі тренувальних даних.

У ряді досліджень MLP було використано як механізм для вибору модуляції в адаптивних радіотехнологіях, зокрема у WiMAX. Наприклад, когнітивний агент, ґрунтуючись на значеннях SNR та швидкості кодування, навчався прогнозувати результуючий BER (бітову помилку), що дозволяло оптимізувати параметри передачі. Експериментальні результати свідчать, що збільшення кількості прихованих шарів, хоча і зменшує середню квадратичну помилку (MSE), водночас уповільнює збіжність алгоритму. Таким чином, при обмеженому обсязі навчальних даних виникає потреба в компромісі між точністю та швидкістю збіжності.

Паралельно з ШНМ, метод опорних векторів (SVM), запропонований Вапником, продовжує залишатися одним із найнадійніших методів навчання під

наглядом, зокрема завдяки таким властивостям, як:

- відсутність локальних мінімумів, що гарантує стабільність розв'язку;
- розрідженість (використання лише опорних векторів);
- чітке регулювання складності моделі через параметри ядра і ширину маржі.

SVM реалізує класифікацію шляхом проєкції вхідних векторів у високорозмірний простір ознак, де дані стають лінійно відокремлюваними. Для цього використовуються ядрові функції (kernel functions), найпопулярнішою з яких для задач класифікації є радіальна базисна функція (RBF), також відома як гаусове ядро. SVM шукає гіперплощину максимальної маржі, тобто таку, яка має найбільшу відстань до найближчих точок кожного класу (опорних векторів). Це дозволяє досягати високого ступеня узагальнення навіть при роботі з зашумленими або неповними даними.

Таким чином, як штучні нейронні мережі (ШНМ), так і метод опорних векторів (SVM) відіграють важливу роль у розробці адаптивних когнітивних систем, здатних ефективно функціонувати в умовах динамічного спектрового середовища. Обидва підходи мають свої переваги і недоліки, тому вибір конкретного методу значною мірою залежить від низки факторів, серед яких:

- характер задачі: для задач класифікації зі складними, нелінійними розмежуваннями або з високою кількістю ознак нейронні мережі можуть забезпечити кращу продуктивність, особливо у випадках, коли модель повинна виявляти приховані закономірності у великих обсягах даних. Натомість SVM демонструє хорошу ефективність на малих і середніх наборах даних, особливо коли класи добре розділені.

- обсяг доступних навчальних даних: ШНМ зазвичай вимагають великих обсягів даних для повноцінного навчання та запобігання перенавчанню, тоді як SVM є більш стійким до невеликих навчальних вибірок і може досягати високої точності навіть з обмеженим набором прикладів.

- обчислювальні ресурси: тренування глибоких нейронних мереж вимагає значних обчислювальних потужностей і часу, що може бути недоступним у реальному часі або на пристроях з обмеженими ресурсами. У таких випадках SVM

може бути кращим вибором завдяки відносній простоті реалізації й меншій вимогливості до апаратного забезпечення.

- інтерпретованість результатів: в задачах, де критично важливо пояснити, чому було прийнято певне рішення (наприклад, у безпекових або критично важливих системах), SVM має перевагу завдяки своїй більш прозорій математичній структурі. У той час як нейронні мережі часто розглядаються як "чорні скриньки", інтерпретованість їхніх рішень значно нижча без додаткових технік пояснення.

Класифікатор на основі SVM буде описаний для класифікації сигналів в СР. Класифікатор припускає тренувальну множину  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^l$  з  $x \in \mathbb{R}^N$  та  $y \in \{-1, 1\}$ . Однак цю функцію можна охарактеризувати функцією Kernel  $K(x_i, x_j)$  і, як виявляється, на щастя, функції Kernel достатньо для оптимізації параметрів  $w$  і  $b$ .

Передбачається, що гіперплощина розділяє дані на два класи таким чином, що відстань між найближчими точками кожного класу до гіперплощини максимальна. Основна ідея SVM показана на рисунку 3.5.

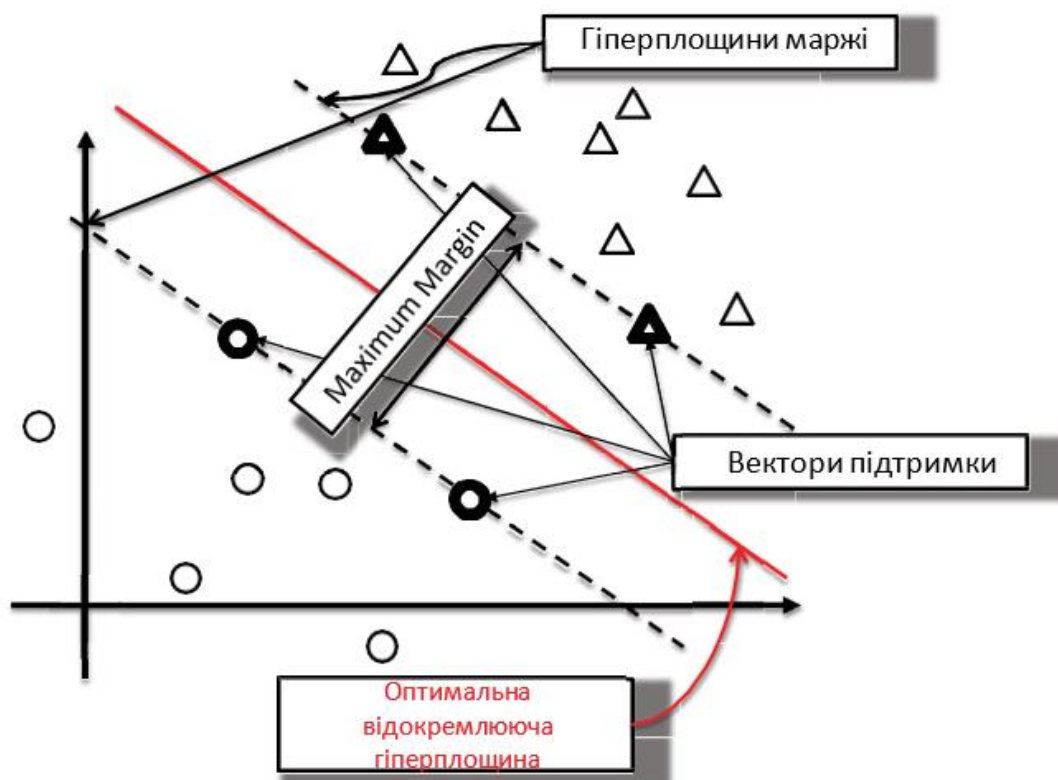


Рисунок 3.5 – Основна ідея SVM

Основна ідея SVM це:

- оптимальне розділення гіперплощини (суцільна червона лінія) і дві гіперплощини полів (пунктирні лінії) в прикладі двійкової класифікації;
- вектори підтримки виділені жирним шрифтом.

Метод опорних векторів (SVM) був широко застосований у контексті когнітивних радіомереж (CR) для вирішення задач класифікації сигналів, зокрема для класифікації протоколів MAC, типів сигналів та схем модуляції. Одним з таких застосувань є розробка схеми класифікації протоколів MAC на основі SVM для класифікації протоколів у невідомих первинних мережах. У цьому випадку використовуються характеристики сигналу, такі як середнє значення та дисперсія отриманої потужності. Ці характеристики дозволяють когнітивному терміналу класифікувати мережі з різними протоколами, такими як TDMA (Time Division Multiple Access) та Aloha. Результати експериментів показали, що швидкість класифікації була пропорційною швидкості передачі в первинних мережах, що забезпечувало високу ефективність класифікації навіть за умов змінної ймовірності зіткнень у мережах Aloha та TDMA.

Ще одним важливим застосуванням SVM є його використання як мультикласового класифікатора для автоматичної класифікації різних сигналів модуляції (AMC). Одне з досліджень реалізувало модель для класифікації семи різних схем модуляції, включаючи п'ять цифрових та дві аналогові схеми. Результати дослідження показали високу точність класифікації сигналів з реалістичними параметрами, що підкреслює ефективність SVM у вирішенні завдань, пов'язаних із класифікацією сигналів у когнітивних радіомережах.

Ці приклади демонструють здатність SVM до точного класифікування сигналів у CR, що є надзвичайно важливим для оптимізації використання радіочастотного спектра та покращення продуктивності когнітивних радіомереж. Використання SVM дозволяє ефективно розпізнавати різні протоколи та типи сигналів, що дозволяє CR більш гнучко адаптуватися до змінних умов мережі і забезпечити оптимальне розподілення спектра між користувачами.

### 3.4 Висновки до третього розділу

У цьому розділі було розглянуто ключові проблеми, з якими стикаються когнітивні радіомережі (CR), і підкреслено важливість машинного навчання для їх розвитку. Також розглянуто програмно-технічні засоби для виявлення, аналізу та навчання когнітивного радіо, які є критично важливими для розвитку адаптивних бездротових мереж. Вони дозволяють підвищити ефективність використання спектра, виявляти активні канали та адаптуватися до змін у радіочастотному середовищі.

Під час огляду було акцентовано увагу на сучасних методах машинного навчання, які застосовуються для класифікації в CR, включаючи контрольоване та неконтрольоване навчання. Було представлено короткий аналіз деяких найбільш поширених алгоритмів машинного навчання, а також обговорення їх переваг і недоліків, що дозволяє краще зрозуміти їх потенціал у контексті CR.

Також були розглянуті деякі з основних складних проблем навчання, які виникають при використанні цих методів у CR, і надано можливі шляхи їх вирішення. Це включає вибір відповідних алгоритмів, обробку даних, зменшення шуму і викидів, а також адаптацію до різних умов мережі. У наступних розділах буде представлено два фреймворки машинного навчання, які можуть допомогти вирішити задачі класифікації сигналів та прийняття рішень для покращення ефективності CR.

## 4 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ НАВЧАННЯ ТА АНАЛІЗУ РАДІОМЕРЕЖ

### 4.1 Децентралізовані когнітивні мережі: навчання, зондування та управління колізіями

Опортуністичний доступ до спектру (OSA) розглядається як одна з найперспективніших технологій ефективного використання радіочастотного ресурсу, що дозволяє покращити завантаженість спектру за рахунок тимчасового використання вільних ділянок. Цей підхід надає можливість вторинним, тобто несанкціонованим користувачам, динамічно отримувати доступ до частотних каналів лише тоді, коли вони не зайняті первинними користувачами, які мають ліцензійні права на їх використання. Таким чином, забезпечується співіснування обох типів користувачів без перешкод.

Реалізація такого механізму можлива завдяки когнітивним радіопристроєм (Cognitive Radios, CR), які служать технологічною основою для опортуністичного доступу. Вони володіють здатністю до безперервного моніторингу спектрального середовища, виявлення наявності або відсутності сигналів первинних користувачів, а також до динамічної адаптації своїх параметрів передачі. Ці пристрої можуть змінювати частоту, потужність або тип модуляції відповідно до змін у навколишньому середовищі, що робить їх особливо корисними в умовах високої мінливості радіочастотного ландшафту.

У цьому розділі буде розглянуто децентралізовану мережу CR (CRN), де кожен вторинний користувач самостійно оцінює стан основних каналів на основі доступної локальної інформації. Зокрема, якщо стани первинного каналу описуються марковською еволюцією, когнітивний користувач може використовувати історію своїх спостережень та дій для розробки кращої стратегії зондування та доступу. Цю задачу можна змоделювати як DEC-POMDP, що було обговорено в кількох недавніх дослідженнях. Наприклад, раніше згадані автори запропонували протокол MAC для децентралізованих CRN, моделюючи систему як POMDP, що є еквівалентом MDP з нескінченним числом станів. Було показано, що оптимальна сенсорна політика, яка максимізує загальний дисконтований дохід, є обчислювально надскладною. Тому

була введена короткозора політика, яка максимізує миттєві винагороди. Однак така політика оптимальна лише в умовах одного користувача, і вона не є оптимальною в багатокористувацькому середовищі, оскільки може призводити до колізій між користувачами, які одночасно намагаються отримати доступ до одного і того ж каналу.

В іншому дослідженні автори запропонували три різні стратегії зондування для багатокористувацьких OSA. Перша стратегія заснована на кооперативному протоколі, в рамках якого вторинні користувачі обмінюються своїми оцінками станів каналу протягом кожного часового інтервалу. Друга стратегія використовує методи навчання для оцінки переконань інших користувачів. Третя стратегія базується на підході, в якому кожен когнітивний користувач діє незалежно, без співпраці з іншими. Важливо зазначити, що передбачалося ідеальне зондування стану первинних каналів, чого не буде припускатись в рамках цієї роботи.

Для кооперативних когнітивних радіомереж було також розроблено субоптимальну політику зондування та доступу, яка враховує складність розв'язання рівняння Беллмана в умовах частково спостережуваних процесів прийняття рішень (POMDP). Оскільки точне вирішення POMDP вимагає значних обчислювальних ресурсів, запропоновані підходи спрямовані на зменшення складності за рахунок спрощень. Зокрема, одна з таких моделей передбачала доступ до лише одного основного каналу на кожному кроці часу, який був спільним для всіх вторинних користувачів. Такий підхід, хоча й дозволяв ефективно організовувати зондування радіооточення, суттєво обмежував загальну пропускну здатність мережі, оскільки всі вторинні користувачі були змушені конкурувати за один і той самий канал, що не дозволяло ефективно використовувати доступний спектр.

Основним напрямом вирішення цієї проблеми вважається перехід до більш гнучких і "справді когнітивних" систем, у яких радіопристрої не лише адаптуються до змін середовища, а й здатні навчатися на основі власного досвіду та накопичених спостережень. Такий підхід відкриває можливості для застосування методів навчання з підкріпленням, зокрема Q-Learning, який активно досліджується у сфері децентралізованого управління бездротовими мережами. Наприклад, мультиагентні

системи з підкріплювальним навчанням було використано для ефективного керування конфліктами між користувачами в бездротових регіональних мережах (WRAN). Один із підходів запропонував використання Q-Learning для реалізації протоколу динамічного доступу до спектру (DSA), побудованого на основі аукціонного механізму – на відміну від підходів, які базуються на централізованих або частково спостережуваних моделях типу DEC-POMDP.

Примітно, що, наскільки відомо, на сьогодні немає досліджень, у яких би безпосередньо поєднували модель POMDP з алгоритмами Q-Learning для задач опортуністичного доступу до спектру. Це свідчить про наявність значного потенціалу для подальших досліджень, оскільки література з навчання у контексті когнітивного радіо все ще знаходиться на стадії становлення. Водночас у суміжних галузях, таких як машинне навчання та статистичне навчання, вже накопичено чималий досвід, який може бути адаптований і використаний для створення більш ефективних та інтелектуальних когнітивних радіосистем.

У цьому розділі буде сформульовано задачу зондування каналів у децентралізованих когнітивних мережах як проблему DEC-POMDP. Буде враховано мульти-юзер налаштування і запропоновано політику зондування, яка також включає механізм управління колізіями між вторинними користувачами. Дана політика зондування базується на розподіленому підході до підкріплювального навчання (RL). Важливо відзначити, що застосовується RL не для контролю за перешкодами, а для визначення політики зондування. Цей алгоритм вирішує дві ключові задачі: визначення політики зондування, яка ґрунтується на історії дій і спостережень, а також мінімізація колізій між вторинними користувачами, коли вони змагаються за доступ до каналів. Додатково, пропонується механізм доступу до каналів, який мінімізує колізії між основними та вторинними користувачами, коли вторинні користувачі мають обмежені або зашумлені спостереження за основними каналами. Схема доступу розроблена в даній роботі до каналів забезпечує високу точність і надійність у контролюванні ймовірності зіткнень з основними каналами, що гарантує вимоги до якості обслуговування (QoS) для основних користувачів.

## 4.2 Дослідження бездротової радіомережі

Передбачається, що держави заповнюваності каналів є незалежними і слідуєть марківській еволюції. Набір розподілених користувачів утворює вторинну мережу, яка, як передбачається, покладається на когнітивні методи для доступу до цих основних каналів, коли вони простоюють. Множина вторинних користувачів в системі позначається  $K_S = \{1, \dots, K_S\}$ . Вторинна мережа утворює множинний канал доступу, в якому кожен вторинний користувач самостійно шукає можливість спектра для зв'язку з вторинною базовою станцією, як зображено на рис. 4.1. Передбачається, що кожен вторинний користувач  $j \in K_S$  може відчувати лише один основний канал одночасно, і можна припустити, що вторинні користувачі не співпрацюють. Це обґрунтоване припущення в децентралізованих мережах, в яких відсутні канали управління для забезпечення спільної роботи між другорядними користувачами.

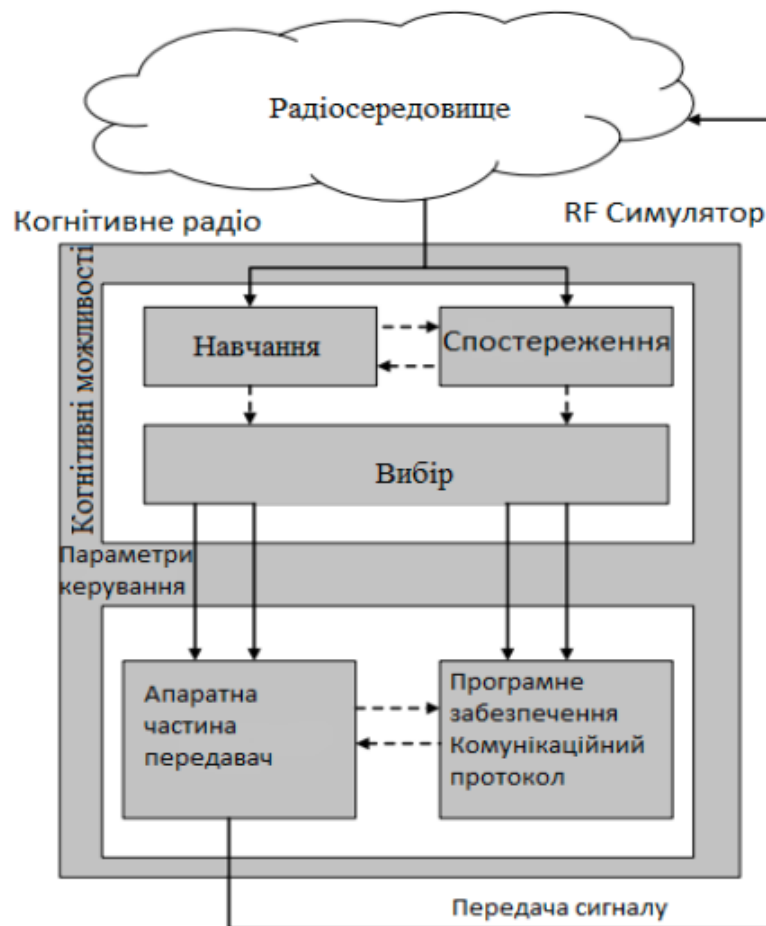


Рисунок 4.1 – Когнітивна радіомережа з розподіленими вторинними вузлами

Потрібно зауважити, що ймовірності переходу  $P(s, a, s')$  (для  $(s, s') \in S^2$ ) не залежать від вторинних дій користувача, оскільки вони визначаються еволюцією станів первинних каналів, тобто  $P(s, a, s') = P(s, s')$ , де  $P(s, s')$  отримано з матриці переходу станів  $\mathbb{P}$ . Аналогічно, для окремого каналу  $i \in C$  з  $\mathbb{P}_i$  виходять ймовірності переходу  $P_i(l, l')$  (для  $(l, l') \in \{0,1\}^2$ ).

Дія вторинного користувача  $j \in K_S$  в момент часу  $k$  позначається  $a_j(k) \in C$ , що представляє індекс основного каналу, який користувач  $j \in K_S$  повинен відчувати протягом часового інтервалу  $k$ . Буде визначено  $Y_i(k, j)$  як спостереження вторинного  $j \in K_S$  на каналі  $i \in C$  у часовому інтервалі  $k$ , який вважається виходом бінарного симетричного каналу (BSC), де  $\Pr\{Y_i(k, j) \neq s_i(k)\}$  – ймовірність перехрещення. В результаті  $Y_i(k, j)$  є дискретною випадковою величиною з чіткими pmf  $f_0$  і  $f_1$ , коли  $s_i(k) = 0$  і  $s_i(k) = 1$  відповідно.

Нехай  $Y_i^k(j)$  позначає вектор спостережень до часового проміжку  $k$ , отриманого секундою  $j \in K_S$  на каналі  $i \in C$ . Нехай  $K_i^k(j)$  позначає індекси часового слота до слота  $k$ , коли канал  $i$  був визначений вторинним користувачем  $j$ . Крім того, нехай  $Y^k(j) = \{Y_i^k(j) : i \in C\}$  сукупність спостережень до слота  $k$  на всіх основних каналах, отриманих  $j$  – м вторинним користувачем.

Операції зондування і доступу вторинних користувачів плануються відповідно до схеми, зображеної на рис. 4.2. У цьому сценарії передбачається, що вторинний користувач (Secondary User, SU) здійснює зондування первинного каналу протягом визначеного інтервалу часу  $\tau$ , який є частиною одного кадру загальної тривалості  $T_f$ . В рамках такого підходу зондування виконується на початку кожного кадру з метою виявлення активності первинного користувача (Primary User, PU).

Ключовим припущенням у цій моделі є те, що передача первинних користувачів завжди починається строго на початку кадру. Це означає, що якщо канал визначається як вільний під час періоду зондування  $\tau$ , то з великою ймовірністю він залишатиметься вільним протягом усього періоду вторинного доступу  $T_f - \tau$ . Такий підхід дозволяє вторинному користувачеві мінімізувати ймовірність колізії з

первинною передачею, забезпечуючи при цьому ефективне використання спектра.

Однак варто враховувати, що у реальних умовах первинний користувач може мати непередбачувану модель появи в каналі, що ускладнює точність зондування і підвищує ризик перешкод. У зв'язку з цим значну увагу приділяють вибору оптимальної тривалості періоду зондування  $\tau$ , яка повинна збалансовувати два суперечливі чинники: з одного боку, більша  $\tau$  підвищує точність виявлення сигналу первинного користувача, а з іншого скорочує тривалість доступного часу для передачі даних вторинним користувачем. Така ситуація формує класичну проблему компромісу між детекцією і пропускну здатністю, що має вирішуватися з урахуванням типу каналу, вимог до якості обслуговування (QoS) і динаміки спектрового середовища.

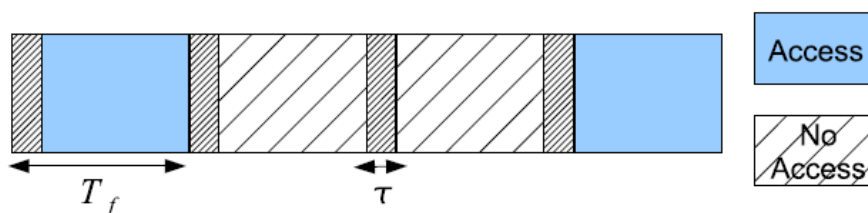


Рисунок 4.2 – Політики доступу до каналів

Когнітивний пристрій, який визначив канал, може отримати доступ до цього каналу протягом решти тривалості кадру  $T_f - \tau$ . Щоб уникнути колізій між вторинними користувачами, буде припущено, що кожен вторинний користувач генерує випадковий час зворотного відключення перед передачею. Якщо кілька додаткових користувачів вирішать отримати доступ до одного каналу, доступ буде надано додатковому користувачеві, який має найменший час резервного відключення.

Після визначення каналу  $i = a_j(k)$ , вторинний користувач  $j \in K_s$  вирішує, чи звертатися до каналу  $i$  на основі його послідовності спостережень  $y_i^k(j) \triangleq \{y_i(k', j) : k' \in K_i^k\}$ , де  $y_i(k', i)$  є реалізацією  $Y_i(k', j)$ . Для досягнення ймовірності зіткнення нижче певної межі можна застосувати детектор типу NP. Оптимальним

рішенням доступу для  $j$  – го вторинного користувача буде вибір однієї з двох можливих гіпотез:  $H_1 = \{s_i(k) = 0\}$  або  $H_0 = \{s_i(k) = 1\}$  у часовому інтервалі  $k$  на основі всієї послідовності спостережень  $y_i^k(j)$ . Однак реалізація такого оптимального детектора стає занадто складною через необхідність обчислення розподілу відношення правдоподібностей  $Y_i^k(j)$ , що є випадковою послідовністю, довжина якої лінійно зростає з часом. Отже, буде спрощено правило виявлення, припускаючи, що рішення про доступ до каналу в часовому інтервалі  $k$  ґрунтується лише на поточному спостереженні.

Нехай  $\alpha$  – ймовірність помилкової тривоги така, що  $\alpha \leq 0.5$ . Тоді оптимальним детектором NP є правило випадкового прийняття рішення про доступ  $\tilde{\delta}_i(k, j)$  для вторинного  $j$  для доступу до каналу  $i$  в момент часу  $k$ . Це рішення доступу можна розглядати як випадкову величину Бернуллі, що позначається  $\delta_i(k, j)$ , параметр якої  $\tilde{\delta}_i(k, j)$ . Можна помітити, що ймовірність зіткнення на конкретному каналі може виходити за межі бажаного порогу, оскільки правило доступу в децентралізованій мережі слідує правилу АБО-правило. З цієї причини розробляється механізм доступу до каналів, який гарантує певну ймовірність зіткнення з основними каналами.

Буде визначатись  $E_{j,i}(k)$  як подія, коли вторинний користувач  $j \in K_S$  вирішує отримати доступ до каналу  $i \in C$  в момент часу  $k$ , за умови, що вторинний користувач  $j$  відчув канал  $i$  в момент часу  $k$ . Крім того, буде дозволено  $E_i(k)$  бути подією, що канал  $i \in C$  зайнятий у момент часу  $k$ . Коли кілька вторинних користувачів відчують  $i$  намагаються отримати доступ до одного і того ж основного каналу  $i \in C$ , визначається результуюча ймовірність зіткнення як  $P_c(i) = \Pr\{\cup_{j \in Z_i(k)} E_{j,i}(k) | E_i(k)\}$ , де  $Z_i(k)$  – множина вторинних користувачів, які відчують канал  $i$  в часовому інтервалі  $k$ .

Потрібно зауважити, що події  $\{E_{j,i}(k) | E_i(k) : j \in K_S\}$  є незалежними, оскільки кожен другий користувач приймає своє рішення про доступ незалежно від інших користувачів, після того, як відчув канал  $i$ . В результаті, ймовірність зіткнення на каналі  $i$  може бути виражена як  $P_c(i) = 1 - (1 - \alpha)^{Z_i(k)}$ , де  $Z_i(k) = |Z_i(k)|$  і  $\alpha = \Pr\{E_{j,i}(k) | E_i(k)\}$  це ймовірність помилкового спрацьовування кожного вторинного

детектора, яка є результатом твердження  $H_1 = \{s_i(k) = 0\}$  (або еквівалентно  $\{\delta_i(k, j) = 1\}$ ), коли  $H_0 = \{s_i(k) = 1\}$  є істинним. Таким чином, для забезпечення загальної ймовірності зіткнення  $P_c(i) = \alpha_0$  на каналі  $i$ , кожен вторинний користувач  $j \in \mathcal{Z}_i(k)$  повинен встановити ймовірність помилкового спрацьовування на  $\alpha = 1 - (1 - \alpha_0)^{1/Z_i(k)}$ .

Оскільки кожен вторинний користувач не знає загальної кількості користувачів  $Z_i(k)$ , які відчувають основний канал  $i \in \mathcal{C}$  у певний час  $k$ , він використовує очікуване значення  $Z_i(k)$  для обчислення ймовірності помилкового спрацьовування так, що  $\alpha = 1 - (1 - \alpha_0)^{1/E\{Z_i(k)\}}$ . Далі буде обчислено це очікуване значення в наступних дослідженнях і показано за допомогою моделювання, що запропонована техніка доступу може гарантувати верхню межу зіткнення між первинними і вторинними користувачами.

Визначаємо вектор переконань каналу  $i \in \mathcal{C}$  як  $p(k, j, i) = [p_0(k, j, i), p_1(k, j, i)]$ , де  $p_l(k, j, i) = \Pr\{s_i(k) = l | Y_i^{k-1}(j)\}$ , що представляє ймовірність знаходження  $s_i(k)$  у стані  $l \in \{0, 1\}$  у часовому інтервалі  $k$ , враховуючи минулі спостереження  $Y_i^{k-1}(j)$ . Враховуючи, що  $u(s) \in U = \{1, \dots, 2^L\}$  є індексом стану  $s(k) = (s_1(k), \dots, s_L(k))$ . Вектор переконань  $b_j(k)$  є достатньою статистикою для оптимального протоколу OSA в однокористувацькій конфігурації. Однак у даному випадку розглядається розподілений багатокористувацький сценарій і  $b_j(k)$  вже не є достатньою статистикою для оптимальних рішень. Але оскільки є зацікавленість в застосуванні методів RL для вирішення проблеми DEC-POMDP, все ще можна використовувати вектор переконань  $b_j(k)$  для отримання досить хорошого субоптимального рішення в розподіленому багатокористувацькому середовищі. Це спростило б проблему, але призвело б до майже оптимальних рішень.

На рисунку 4.3 показана процедура оновлення, в якій товсті стрілки представляють оновлення за формулою Баєса, тоді як тонкі стрілки представляють оновлення переконань, заснованих лише на передбачуваному марківському характері каналів.

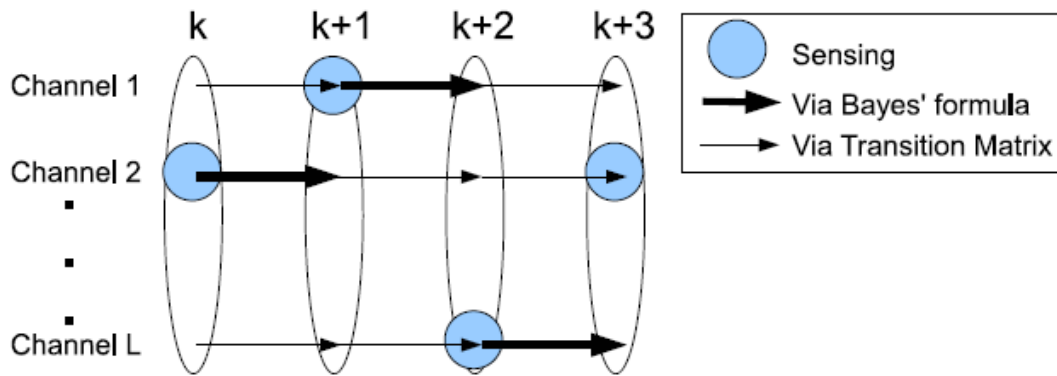


Рисунок 4.3 – Виявлення та актуалізація переконань

У кожному часовому слоті кожен вторинний користувач оновлює свій вектор переконань щодо станів каналів у наступному слоті. Припускаючи, що вторинний користувач  $j$  відчуває канал  $i = a_j(k)$  в часовому інтервалі  $k$  і спостерігає  $Y_i(k, j)$ . Потім він оновлює своє переконання про стан каналу  $i$  в часі  $k + 1$ , використовуючи формулу Байєса, де  $m \in \{0,1\}$ . Для незондованих первинних каналів  $i' \neq a_j(k)$  вектор переконань  $j$  – го вторинного користувача просто оновлюється на основі передбачуваної марковської еволюції:  $p(k + 1, j, i') = p(k, j, i') \mathbb{P}_{i'}, \forall i' \neq a_j(k)$ .

Визначається загальна дисконтована віддача користувача  $j \in K_s$  у часовому слоті  $k$  як  $R_j(k) = \sum_{n=0}^{\infty} \gamma^n r_j(k + n)$ , де  $r_j(k)$  – винагорода вторинного користувача  $j$  у часовому інтервалі  $k$ ,  $\gamma \in (0,1)$  коефіцієнт дисконтування. У повністю спостережуваному MDP агент  $j \in K_s$  може визначити значення стану  $s$  в слоті  $k$  і при політиці  $\pi_j$ . Аналогічно, функція  $Q_i(s, a)$  визначається як очікувана віддача, що починається зі станів  $s$ , виконуючи дію  $a$ , а потім слідуючи політиці  $\pi_j$  у тому вигляді.

Однак у випадку POMDP фактичний стан системи є вектором переконань  $b_j(k)$ . Отже, результуючий процес є нескінченним станом MDP, що робить рішення обчислювально дорогими. Зокрема, припущеною моделлю DEC-POMDP є некооперативна мультиагентна система, рішення якої показане як NEXP-hard. Отже, потрібно вирішити цю проблему шляхом знаходження значень  $Q$  моделі DEC-POMDP за допомогою базової моделі MDP.

Далі виконується розширення алгоритму  $Q$  навчання, який визначений для

централізованих повністю спостережуваних середовищ, та розширюючи його до проблеми частково спостережуваного зондування каналу. Це можна зробити, призначивши таблицю  $Q(s, a)$  для кожного вторинного користувача  $j$ , де  $s \in S$  – вектор станів каналів, де  $u(s) \in U = \{1, \dots, 2^L\}$  індекс стану  $s$ ,  $a \in C$  індекс зондованого каналу. Однак не використовується вектор переконань  $b_j(k)$  як дійсний стан. Замість цього вирішено для значень  $Q(s, a)$  в базовій моделі MDP, використовувати  $b_j(k)$  в якості вагового вектора. Хоча це не є оптимальним рішенням задачі DEC-POMDP, оскільки такий підхід призводить до майже оптимального рішення з дуже низькою обчислювальною складністю, якщо алгоритм приймає політику  $\epsilon$ - жадібності.

Оскільки вторинні користувачі не можуть повністю спостерігати за станом первинної системи в середовищі POMDP, політика зондування кожного вторинного користувача базується на векторі переконань  $b_j(k) = [b_j(1, k), \dots, b_j(2^L, k)]$ . Описується процедура  $Q$  навчання для кожного користувача  $j \in K_s$ . Маючи вектор переконань  $b = [b(1), \dots, b(2^L)]$ , виконується визначення  $Q$  значення вектора переконань  $b$ .

### 4.3 Результати дослідження

Значення підкріплення (винагороди) вибираються таким чином:

- $r_j(k) = 1$ , якщо вторинний  $j$  успішно отримує доступ до каналу  $a_j(k)$  у момент часу  $k$ ;
- $r_j(k) = -0,5$ , якщо вторинний  $j$  відступає через зіткнення з іншим другорядним користувачем, і за умови простою каналу;
- $r_j(k) = 0$ , якщо зондований канал зайнятий.

У сценарії випадкового зондування середнє число вторинних користувачів, які відчувають даний первинний канал, дорівнює  $\mathbb{E}\{Z_i(k)\} = \frac{K_s}{L(1-(1-1/L)^{K_s})}$ , де  $Z_i(k) \in \{1, \dots, K_s\}$  усічена двочленна випадкова величина з параметрами  $K_s$  і  $1/L$ . Таким чином, у сценарії випадкового зондування ми встановлюємо ймовірність

помилкового спрацьовування кожного вторинного користувача як  $\alpha = 1 - (1 - \alpha_0)^{1/\mathbb{E}\{Z_i(k)\}}$ .

З іншого боку, при застосуванні алгоритму  $Q$  навчання вторинні користувачі будуть рівномірно розподілені по каналах. Отже,  $\mathbb{E}\{Z_i(k)\} = \frac{K_s}{L}$  якщо,  $K_s \geq L$ , і  $\mathbb{E}\{Z_i(k)\} = 1$  в іншому випадку.

Зауваживши, що  $\mathbb{E}\{Z_i(k)\}$  обумовлено сприйманим каналом  $i$  (тобто обумовлено  $\{Z_i(k) \neq 0\}$ ).

У наступних моделях буде модельовано сенсорні спостереження каналу  $i \in \mathcal{C}$  як виходу BSC з ймовірністю перехрещення  $v_i$ , і дозволено  $v = [v_1, \dots, v_L]$ . Використання BSC дозволяє спростити аналіз, але він застосовний до різних канальних середовищ, оскільки  $v_i$  може залежати від моделі затухання каналу, типу детектора, потужності сигналу і шуму, а також від апіорного розподілу інформаційного повідомлення.

У роботі виконується порівняння ефективності запропонованого механізму зондування та доступу до каналів із традиційним жадібним підходом, який є типовим представником некооперативної, короткозорої політики. Жадібна стратегія, що оптимізує вибір каналу лише на поточному кроці без урахування довгострокових наслідків, відповідає однокористувацькому підходу. Вона широко застосовується в багатокористувацьких системах опортуністичного доступу до спектру (OSA), хоча й не враховує взаємодію між користувачами.

Згідно з результатами, представленими на рисунку 4.4, застосування підходу навчання з підкріпленням (RL) дає змогу значно підвищити ефективність використання доступного спектру в каналах первинних користувачів. Особливо помітне це в умовах низького рівня шуму, коли рівень використання частот наближається до 100%, що свідчить про майже повне задіяння доступних спектральних можливостей. RL-алгоритм забезпечує кращу координацію між вторинними користувачами та дозволяє ефективніше розподіляти ресурси спектра.

На противагу цьому, жадібна стратегія спричиняє скупчення вторинних користувачів на одному каналі, який здається найперспективнішим, що призводить

до підвищеної ймовірності конфліктів (колізій) між ними. Інші вільні канали при цьому залишаються недовикористаними, що знижує загальну продуктивність системи. Така поведінка цілком очікувана, адже жадібний алгоритм забезпечує оптимальність лише для ізольованого (однокористувацького) сценарію, але в умовах багатокористувацького середовища стає лише субоптимальним рішенням.

Цікаво, що навіть проста випадкова стратегія зондування, яка у кожен момент часу обирає канал випадковим чином, може демонструвати кращі результати порівняно з жадібним (greedy) алгоритмом у випадку збільшення кількості вторинних користувачів ККК. Така парадоксальна ситуація пояснюється ефектом спонтанного розподілу: випадковий вибір каналів сприяє природному балансуванню навантаження в спектральному просторі, що зменшує ймовірність конфліктів між користувачами. У той же час жадібні стратегії, орієнтовані на вибір каналів з найвищою ймовірністю доступності або максимальною поточною вигодою, часто призводять до скупчення великої кількості користувачів на одному або кількох каналах, викликаючи колізії, підвищення ймовірності втрати доступу, і, як наслідок, зниження загальної пропускної здатності мережі.

Це явище особливо помітне в умовах обмеженого або відсутнього обміну інформацією між користувачами, коли кожен з них приймає рішення автономно, не знаючи дій інших. У таких сценаріях стратегія, яка на перший погляд здається нераціональною або неоптимальною як-от випадковий вибір, фактично виявляється більш стійкою та здатною забезпечити кращу рівновагу в багатокористувацькому середовищі.

Загалом, отримані результати підкреслюють важливість використання адаптивних підходів з навчанням, особливо в складних і динамічних середовищах, характерних для когнітивних радіомереж. У таких умовах прості, короткозорі алгоритми, що діють на основі миттєвої вигоди, як правило, не здатні забезпечити належний рівень ефективності, тоді як стратегії з довгостроковою оптимізацією, наприклад, засновані на навчанні з підкріпленням дозволяють пристроям враховувати майбутні наслідки своїх дій, прогнозувати зміну станів каналів і уникати повторюваних конфліктів, що суттєво підвищує загальну продуктивність системи.

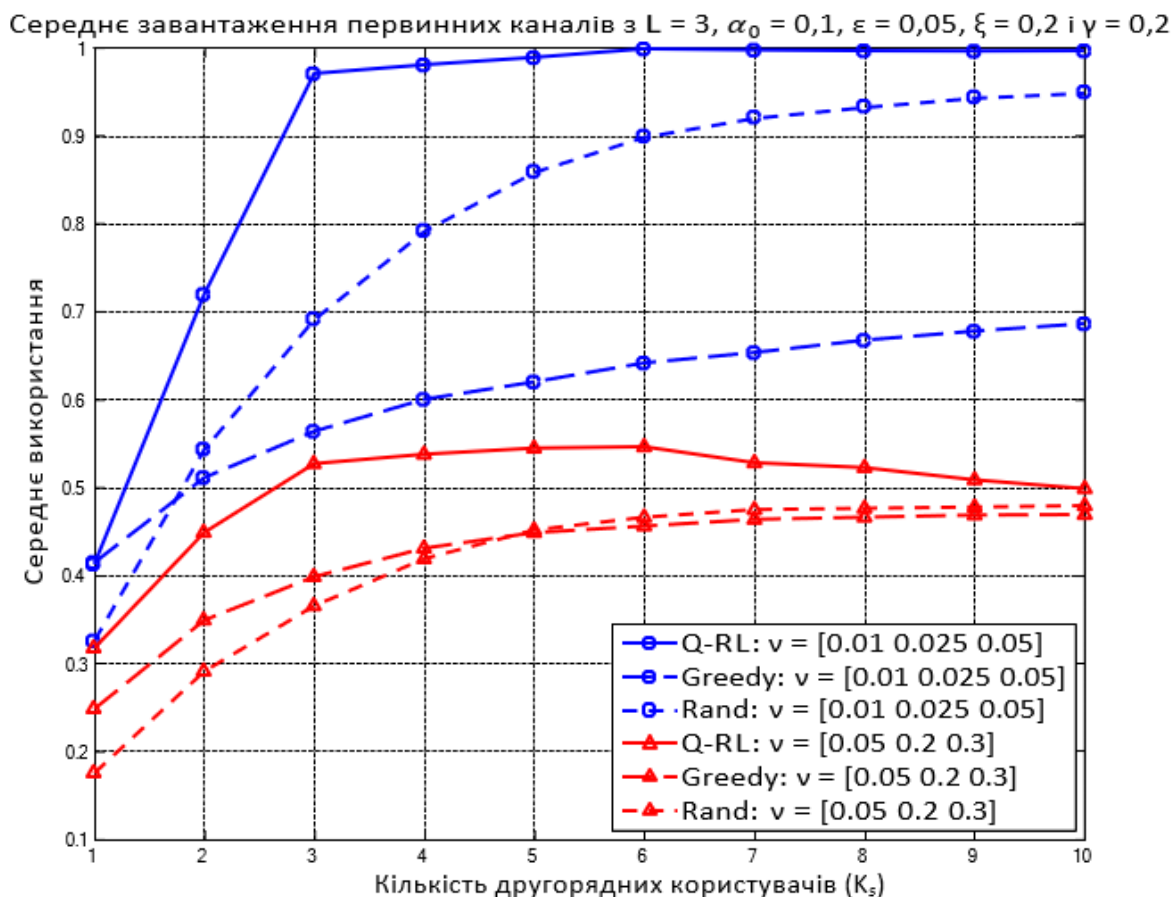


Рисунок 4.4 – Середнє використання первинних каналів для  $\alpha_0 = 0.1$

У подальшому аналізі припускається, що всі первинні канали мають однакову ймовірність кросовера  $v_i$ , тобто однакову ймовірність того, що біт, переданий через канал, буде змінено через сенсорний шум. На рисунку 4.5 представлено вплив цього сенсорного шуму на загальну продуктивність систем, що використовують Q-навчання (Q-learning) та випадкове зондування (random sensing) для виявлення доступних каналів. Із графіка видно, що зі зростанням ймовірності перетину  $v_i$  (яка відображає інтенсивність сенсорного шуму або викривлення сигналу при зондуванні) продуктивність обох підходів зменшується. При цьому зниження ефективності системи стає особливо помітним у тому випадку, коли значення  $v_i$  перевищує ймовірність помилкового спрацювання  $\alpha$ , що є характеристикою надійності кожного вторинного користувача. Це означає, що при високому рівні шуму вхідні сигнали стають настільки викривленими, що система починає частіше приймати неправильні рішення щодо зайнятості каналів, що суттєво впливає на точність і

стабільність вибору каналів для передачі даних.

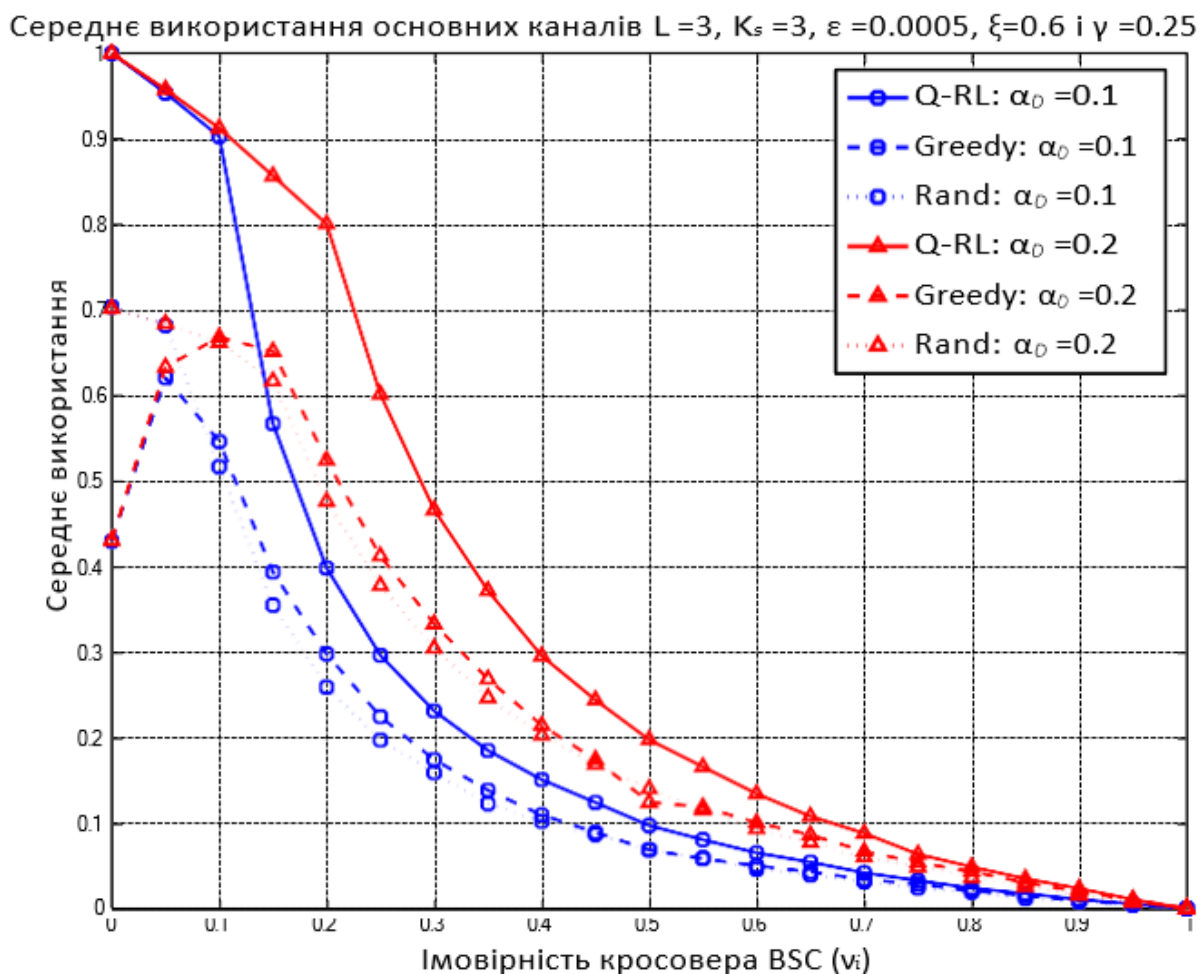


Рисунок 4.5 – Середнє використання первинних каналів для  $K_s = 3$

На рисунку 4.6 проаналізувавши ймовірність зіткнення, яка виникає в результаті розроблених NP-детекторів, тут можна контролювати ймовірність зіткнення з основними каналами в часові проміжки, в яких визначається основний канал. На рисунку 4.6 показана точність запропонованого децентралізованого контролю ймовірності зіткнення в підтримці швидкості зіткнення, що дорівнює встановленому порогу  $\alpha_0$ , за допомогою будь-якого з RL або протоколів випадкового зондування, які запропоновані в цьому розділі. З рисунку 4.6 видно, що ці алгоритми стійкі до порушень каналів, які вловлюються  $v_i$ . Ефективність цих алгоритмів пов'язана з тим, що вони оцінюють кількість вторинних користувачів, які відчують кожен канал, і на основі цієї інформації оновлюється правило доступу до каналів, щоб

рівень колізії з основними користувачами зберігався в необхідних межах.

Також також можна спостерігати, що політика жадібності порушує встановлену ймовірність зіткнення з основними користувачами, коли шум спостереження  $v_i$  низький. Однак у цьому випадку перевищення ймовірності зіткнення не дуже велике, порівняно з  $\alpha_0$ , оскільки більшість користувачів відчують найбільш ймовірний холостий канал, тоді як невелика кількість користувачів відчувала б зайнятий канал відповідно до жадібного підходу.

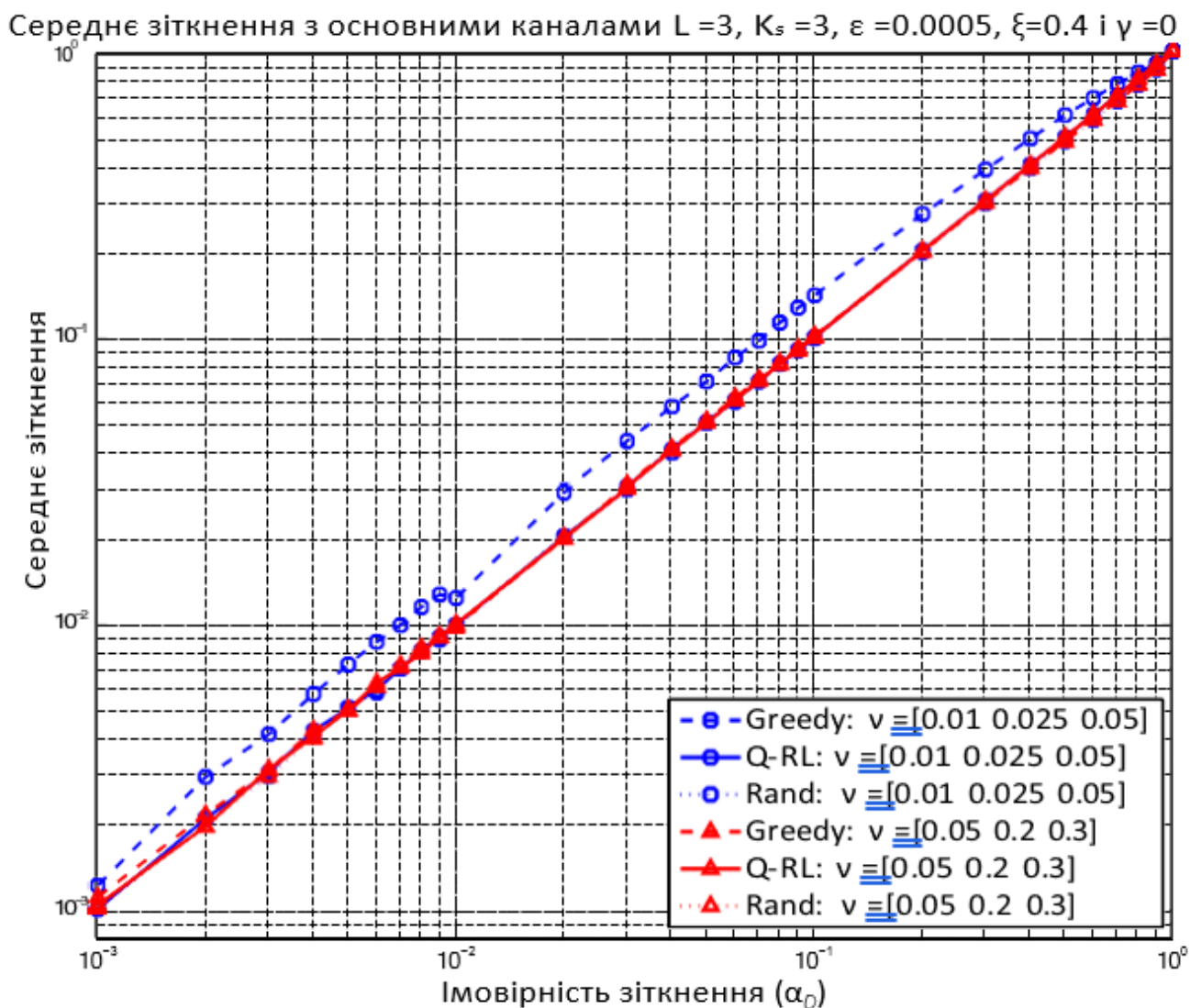


Рисунок 4.6 – Коефіцієнти зіткнення з первинними каналами для  $K_s = 3$

#### 4.4 Висновки до четвертого розділу

У цьому розділі представлено протоколи зондування каналів і доступу для вторинних користувачів у децентралізованих когнітивних мережах. Політика зондування є повністю децентралізованою та розроблена за допомогою підкріплювального навчання (RL). Запропонована політика сприяє ефективному використанню ресурсів спектру завдяки врахуванню марківського характеру трафіку первинного каналу та обмеженню колізій між конкуруючими вторинними користувачами. Крім того, розроблено вторинний детектор, який максимізує ймовірність виявлення незавантажених каналів, при цьому задовольняючи обмеження ймовірності зіткнень, встановлені основними користувачами. Розроблені політики характеризуються високою надійністю та точністю, а також сприяють розширенню когнітивних можливостей вторинних користувачів.

## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено новий метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж, поставлена мета досяглась розв'язанням таких основних завдань:

- розроблено новий алгоритм обробки сигналів для підвищення точності визначення параметрів мереж;
- оптимізовано порогові значення для ефективного функціонування когнітивних радіомереж;
- реалізовано програмно-технічний засіб для автоматизованого аналізу спектру;
- виконано експериментальну перевірку ефективності розробленого методу та засобу.

У цій роботі була також розроблена архітектура когнітивної радіомережі (CR), що має можливості для автономного зондування та адаптації до змінних радіосередовищ через методи машинного навчання. Пропонована архітектура поєднує високотехнологічні інструменти спектрвимірювання з алгоритмами навчання, що дозволяють здійснювати дослідження та автономне управління в умовах різних радіочастотних середовищ. Розглянуто методи машинного навчання в контексті CR, зокрема класифікацію сигналів і прийняття рішень. Визначено унікальну природу навчання в CR та показано, як це допомагає створенню реальних когнітивних систем. Крім того, було представлено різноманітні методи машинного навчання для CR-додатків, надано ієрархічну класифікацію методів і детально розглянуті їх переваги та недоліки.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ**

1. М. Бешлей та ін., Інтелектуальна система моніторингу та аналізу трафіку для виявлення атак в програмно-конфігурованих мережах. *Information and communication technologies, electronic engineering*. 2022. Т. 2, № 1. С. 1–11. URL: <https://doi.org/10.23939/ict2022.01.001>
2. І. Катеринчук та ін., Методика ймовірнісної оцінки можливості передавання даних між вузлами безпроводової сенсорної радіомережі. *Збірник наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України. Серія: військові та технічні науки*. 2024. Т. 96, № 3. С. 129–136. URL: <https://doi.org/10.32453/3.v96i3.1694>
3. Перепеліцин С. О., Perelitsyn S. Технологія налаштування радіомережі в умовах завад інтеграцією маршрутизації та самонавчання : *thesis*. 2021. URL: <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/49767>
4. Рахматоль О. О. Система диспетчерського управління на базі радіомережі : *master's thesis*. 2020. URL: <https://essuir.sumdu.edu.ua/handle/123456789/81601>
5. Серков О. А., Дженюк Н. В., Марусенко М. М. Метод забезпечення QoS абонентів радіомережі : *thesis*. 2017. URL: <http://repository.kpi.kharkov.ua/handle/KhPI-Press/42955>
6. Сокальський Д. О. Програмно-технічний засіб виявлення вторгнень в ІТ-інфраструктури : *магістерська робота*. 2022. URL: <http://elar.khnu.km.ua/jspui/handle/123456789/11931>
7. Старик Ю. І., Staryk Y. Проект радіомережі на основі технології Wi-Fi для збору телеметричних даних з електричних підстанцій : *master's thesis*. 2019. URL: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/29840>
8. С. Перепеліцин та ін., “Тактичні сенсорні радіомережі - мультисенсорне виявлення та локалізація рухомих об’єктів”. *Science-based technologies*. 2024. Т. 60, № 4. С. 364–371. URL: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.60.18265>
9. Alsenwi M., Kim K., Hong C. S. Radio Resource Allocation in 5G New Radio:

*A Neural Networks Approach. Journal of KIISE.* 2019. Vol. 46, no. 9. P. 961–967.  
URL: <https://doi.org/10.5626/jok.2019.46.9.961>

10. S. Sharma et al., Analysis of the Proposed CNN Model for the Recognition of Gurmukhi Handwritten City Names of Punjab. *Mobile Radio Communications and 5G Networks. Singapore*, 2022. P. 267–279. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_21](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_21)

11. M. Yao et al., Artificial Intelligence Defined 5G Radio Access Networks. *IEEE Communications Magazine.* 2019. Vol. 57, no. 3. P. 14–20.  
URL: <https://doi.org/10.1109/mcom.2019.1800629>

12. Bataihah K., Al\_Issa H., Abdalhaliem L. A survey for cognitive radio (CR) networks. *International Journal of Engineering & Technology.* 2019. Vol. 7, no. 4. P. 5645–5648. URL: <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.26442>

13. Bhavana, Raheja N. Multimedia Content Mining Based on Web Categorization (MCMWC) Using AlexNet and Ensemble Net. *Mobile Radio Communications and 5G Networks. Singapore*, 2022. P. 415–427. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_31](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_31)

14. Bian K., Park J.-M. J. Coexistence of Heterogeneous Cellular Networks. *Handbook of Cognitive Radio. Singapore*, 2019. P. 1159–1203.  
URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2\\_32](https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2_32)

15. Bishnu A., Bhatia V. Cognitive Radio Networks. *Advances in Wireless Technologies and Telecommunication.* 2019. P. 27–50. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-5354-0.ch002>

16. Chen H.-W., A Dual-Radio Anti-Jamming Scheme for Cognitive Radio Networks : *thesis.* 2019. URL: <http://ndltd.ncl.edu.tw/handle/4rucw5>

17. A. Kliks et al., Cognitive Radio-Oriented Wireless Networks. Cham : *Springer International Publishing*, 2019. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-25748-4>

18. I. Moerman et al., Cognitive Radio Oriented Wireless Networks. Cham : *Springer International Publishing*, 2019. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05490-8>

19. Czumaj A., Davies P. Leader election in multi-hop radio networks. *Theoretical Computer Science.* 2019. Vol. 792. P. 2–11.

URL: <https://doi.org/10.1016/j.tcs.2019.02.027>

20. Shweta Kumari., Distributed Detection in Cognitive Radio Networks. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*. 2019. Vol. 9, no. 1S5. P. 159–162. URL: <https://doi.org/10.35940/ijeat.a1037.1291s52019>

21. M. Gargiulo et al., Electromagnetic Propagation Software Tool for Planning and Analyzing 5G Networks. *IEEE 6th International Forum on Research and Technology for Society and Industry (RTSI), Naples, Italy, 6–9 September*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1109/rtsi50628.2021.9597329>

22. Elsherif A. R., Elmaghraby H. M., Ding Z. Cooperation in Cognitive Cellular Heterogeneous Networks. *Handbook of Cognitive Radio*. Singapore, 2019. P. 1413–1444. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2\\_43](https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2_43)

23. Foukalas F. Federated-Learning-Driven Radio Access Networks. *IEEE Wireless Communications*. 2022. P. 1–8. URL: <https://doi.org/10.1109/mwc.102.2100113>

24. Gupta N., Dhurandher S. K., Kumar B. Cognitive Radio Networks. *Advances in Wireless Technologies and Telecommunication*. 2019. P. 491–518. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-7335-7.ch021>

25. Gupta V., Gupta M., Marriwala N. A Modified Weighed Histogram Approach for Image Enhancement Using Optimized Alpha Parameter. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 521–531. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_39](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_39)

26. Gurin E., Tumasov S. Hardware-Software Complex for Analyzing Wireless Networks Using Spread-Spectrum Signals. *International Conference on Engineering Management of Communication and Technology (EMCTECH), Vienna, Austria, 20–22 October 2020*. 2020. URL: <https://doi.org/10.1109/emctech49634.2020.9261509>

27. Haldorai A., Kandaswamy U. Dynamic Spectrum Handovers in Cognitive Radio Networks. *Intelligent Spectrum Handovers in Cognitive Radio Networks*. Cham, 2019. P. 111–133. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-15416-5\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-030-15416-5_6)

28. Haldorai A., Kandaswamy U. Green Wireless Communications Via Cognitive Handover. *Intelligent Spectrum Handovers in Cognitive Radio Networks*. Cham, 2019. P. 155–174. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-15416-5\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-15416-5_8)

29. Y. Sun et al., Hierarchical Radio Resource Allocation for Network Slicing in Fog Radio Access Networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2019. Vol. 68, no. 4. P. 3866–3881. URL: <https://doi.org/10.1109/tvt.2019.2896586>
30. L. G. Alcantara et al., Implementation and Performance Analysis of Smart Attendance Checking Using BLE-Based Communications. *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Wireless Internet*. Cham, 2022. P. 253–268. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-98002-3\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-030-98002-3_19)
31. I. Picallo et al., Intra-train Wagon Wireless Channel Connectivity Analysis of Ultra Dense Node Deployments. *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Wireless Internet*. Cham, 2022. P. 269–279. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-98002-3\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-030-98002-3_20)
32. Isnawati A. F. Feasibility Analysis of Distributed Power Control System for Cognitive Radio Networks. *JURNAL NASIONAL TEKNIK ELEKTRO*. 2022. Vol. 11, no. 1. P. 29–35. URL: <https://doi.org/10.25077/jnte.v11n1.994.2022>
33. Kathuria A., Sharma A. Sentiment Analysis Using Learning Techniques. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 559–581. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_42](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_42)
34. Khan T. A., Islam A. B. M. A. A. Enhancing throughput in multi-radio cognitive radio networks. *Wireless Networks*. 2019. Vol. 25, no. 7. P. 4383–4402. URL: <https://doi.org/10.1007/s11276-019-02103-6>
35. Kumari S., Kumari G. Distributed Detection in Cognitive Radio Networks. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*. 2019. Vol. 9, no. 1s5. P. 159–162. URL: <https://doi.org/10.35940/ijeat.a1037.1291s519>
36. Kumar V. S., Venkatesh T. A. Design and Implementation of Low Power GDI-LFSR at Low-Static Power Consumption. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 149–157. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_12](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_12)
37. Lin T.-H., Yang G.-C., Kwong W. C. A Homogeneous Multi-Radio Rendezvous Algorithm for Cognitive Radio Networks. *IEEE Communications Letters*. 2019. Vol. 23, no. 4. P. 736–739. URL: <https://doi.org/10.1109/lcomm.2019.2903458>
38. Liu X. Spectrum Resource Allocation in Cognitive Radio Networks. *Encyclopedia of Wireless Networks*. Cham, 2019. P. 1–5.

URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-32903-1\\_201-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-32903-1_201-1)

39. Maharaj B. T., Awoyemi B. S. Developments in Cognitive Radio Networks. Cham : *Springer International Publishing*, 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-64653-0>

40. Mahmoud H. H., Abdellatif M. M. Wirelessly Powered Cognitive Radio Communication Networks. *Journal of Communications*. 2019. P. 307–311. URL: <https://doi.org/10.12720/jcm.14.4.307-311>

41. Manisha C., Suresh Kumar V. Design and Analysis of Modified Sense Amplifier-Based 6/3T SRAM Using CMOS 45 nm Technology. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 137–147. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_11](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_11)

42. Manju S., Helenprabha K. Sub-band Selection-Based Dimensionality Reduction Approach for Remote Sensing Hyperspectral Images. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 167–178. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_14](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_14)

43. M. Sharma et al., Modeling and Analysis of Positive Feedback Adiabatic Logic CMOS-Based 2:1 Mux and Full Adder and Its Power Dissipation Consideration. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 281–295. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_22](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_22)

44. V. Lukic et al., Morphological classification of radio galaxies: capsule networks versus convolutional neural networks. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*. 2019. Vol. 487, no. 2. P. 1729–1744. URL: <https://doi.org/10.1093/mnras/stz1289>

45. L. Chen et al., Multi-radio channel rendezvous in cognitive radio networks. *IET Communications*. 2019. Vol. 13, no. 10. P. 1433–1442. URL: <https://doi.org/10.1049/iet-com.2018.5956>

46. Nagarajan G., Perarasi T. Analysis on spectrum sensing schemes for cognitive radio networks. *International Journal of Image Mining*. 2017. Vol. 2, no. 3-4. P. 195. URL: <https://doi.org/10.1504/ijim.2017.10006298>

47. S. M. A. Kazmi et al., Network Slicing: Radio Resource Allocation. *Network Slicing for 5G and Beyond Networks*. Cham, 2019. P. 43–67.

URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-16170-5\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-16170-5_4)

48. Pana V. S., Babalola O. P., Balyan V. 5G radio access networks: A survey. *Array*. 2022. P. 100170. URL: <https://doi.org/10.1016/j.array.2022.100170>

49. Perarasi T., Nagarajan G. Analysis on spectrum sensing schemes for cognitive radio networks. *International Journal of Image Mining*. 2017. Vol. 2, no. 3/4. P. 195. URL: <https://doi.org/10.1504/ijim.2017.085307>

50. A. V. Dang et al., Performance Analysis of Typical Routing Protocols for Cognitive Radio Ad Hoc Networks. *Journal of Communications*. 2022. P. 844–850. URL: <https://doi.org/10.12720/jcm.17.10.844-850>

51. D. Yadav et al., Political Sentiment Analysis: Case Study of Haryana Using Machine Learning. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 479–499. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_36](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_36)

52. Prasad R. K., Jaya T. Intellectual Radio Architecture with Software Defined Radio and Its Functionalities. *Sustainable Communication Networks and Application*. Cham, 2019. P. 517–522. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-34515-0\\_54](https://doi.org/10.1007/978-3-030-34515-0_54)

53. F. A. P. de Figueiredo et al., Radio Hardware Virtualization for Software-Defined Wireless Networks. *Wireless Personal Communications*. 2018. Vol. 100, no. 1. P. 113–126. URL: <https://doi.org/10.1007/s11277-018-5619-3>

54. Raghunandan K. Radio Frequency Measurements. *Introduction to Wireless Communications and Networks*. Cham, 2022. P. 405–459. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-92188-0\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-030-92188-0_19)

55. A. U. Khan et al., Reliability Analysis of Cognitive Radio Networks with Reserved Spectrum for 6G-IoT. *IEEE Transactions on Network and Service Management*. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tnsm.2022.3168669>

56. R. C., R A. k B. Spectrum Pricing in Cognitive Radio Networks: An Analysis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2022. Vol. 13, no. 3. URL: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2022.0130307>

57. Saravanan S., Gunavathi K. Analysis of Radiation Parameters of Kalasam-Shaped Antenna. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 471–478. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_35](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_35)

58. Schefczik P., Wiedemann A. On the Estimation of Signalling Performance and Efficiency in UMTS and Beyond Radio Access Architectures. *Performance Modelling and Analysis of Heterogeneous Networks*. New York, 2022. P. 245–275. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003339052-17>
59. H. Zhao et al., Secure MMWave Communications in Cognitive Radio Networks. *IEEE Wireless Communications Letters*. 2019. Vol. 8, no. 4. P. 1171–1174. URL: <https://doi.org/10.1109/lwc.2019.2910530>
60. D. Mimran et al., Security of Open Radio Access Networks. *Computers & Security*. 2022. P. 102890. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cose.2022.102890>
61. Seneviratne P. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA : Apress, 2019. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2>
62. Seneviratne P. Building a LoRa Gateway. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 121–169. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_5)
63. Seneviratne P. Building a Peer-to-Peer Channel. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 99–119. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_4](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_4)
64. Seneviratne P. Connecting with IoT Servers Using a RESTful API. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 171–194. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_6](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_6)
65. Seneviratne P. Connecting with IoT Servers Using MQTT. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 195–223. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_7](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_7)
66. Seneviratne P. GPS Tracking. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 225–287. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_8](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_8)
67. Seneviratne P. Introduction to LoRa and LoRaWAN. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 1–22. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_1](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_1)
68. Seneviratne P. Obtaining and Preparing Hardware. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 23–62. URL: <https://doi.org/10.1007/978->

[1-4842-4357-2\\_2](#)

69. Seneviratne P. Setting Up the Software Development Environment. *Beginning LoRa Radio Networks with Arduino*. Berkeley, CA, 2019. P. 63–98. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4357-2_3)
70. Sharma B., Vaid R. Efficient Key Management for Secure Communication Within Tree and Mesh-Based Multicast Routing Protocols. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 501–510. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_37](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_37)
71. Sharma R., Pathak M., Gupta A. K. Performance Analysis of TDM-PON and WDM-PON. *Mobile Radio Communications and 5G Networks*. Singapore, 2022. P. 243–253. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3\\_19](https://doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_19)
72. Song L., Liao Y., Song L. Full-Duplex WiFi Networks. *Handbook of Cognitive Radio*. Singapore, 2019. P. 569–595. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2\\_17](https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2_17)
73. B. Han et al., Spectrum-Efficient Resource Allocation in Multi-Radio Multi-Hop Cognitive Radio Networks. *Sensors*. 2019. Vol. 19, no. 20. P. 4493. URL: <https://doi.org/10.3390/s19204493>
74. C. Zhang et al., Spectrum Sharing of Drone Networks. *Handbook of Cognitive Radio*. Singapore, 2019. P. 1279–1304. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2\\_35](https://doi.org/10.1007/978-981-10-1394-2_35)
75. Sun Z. Radio-Frequency Fingerprinting-Based Physical Layer Identification. *Encyclopedia of Wireless Networks*. Cham, 2019. P. 1–8. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-32903-1\\_295-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-32903-1_295-1)
76. Vaezi M., Zhang Y. Radio Access Network Evolution. *Wireless Networks*. Cham, 2017. P. 67–86. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-54496-0\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-54496-0_6)
77. Veetil S. T., Kuchi K., Ganti R. K. Coverage Analysis of Cloud Radio Networks With Finite Clustering. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2017. Vol. 16, no. 1. P. 594–606. URL: <https://doi.org/10.1109/twc.2016.2626366>
78. Wang B., Peng L., Ho P.-H. Energy-efficient radio-over-fiber system for next-generation cloud radio access networks. *EURASIP Journal on Wireless Communications*

- and Networking*. 2019. Vol. 2019, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1457-6>
79. Wang H., Yao Y.-D. Secondary User Access Control in Cognitive Radio Networks: Concept, Design, and Analysis. *IEEE Network*. 2022. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/mnet.125.2200270>
80. Yang X., Hu F. Cognitive Radio Networks. *Taylor & Francis Group*, 2019. 478 p. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5783948>

# ДОДАТОК А

## (обов'язковий)

### ПРЕЗЕНТАЦІЯ РОБОТИ

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

#### МЕТОД ТА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ТА АНАЛІЗУ РАДІОМЕРЕЖ

Виконав: студент 2 курсу

групи КІ2м-23-3

Кравчук Михайло Володимирович

## АКТУАЛЬНІСТЬ

- **Розвиток** бездротових технологій та зростаюча кількість радіомереж створюють нові виклики у сфері їх виявлення, моніторингу та аналізу. Особливо це актуально в умовах когнітивних радіомереж (CR), де ефективне управління спектром потребує швидкої та точної ідентифікації активних частотних ресурсів. Традиційні методи виявлення радіомереж часто мають обмеження, пов'язані з високим рівнем шуму, впливом перешкод та необхідністю використання значних обчислювальних ресурсів. Саме тому розробка нових методів та програмно-технічних засобів для ефективного виявлення та аналізу радіомереж є важливим завданням.
- **Метою кваліфікаційної роботи** магістра є розробка методу та програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж.
- **Об'єктом дослідження** є процеси виявлення, моніторингу та аналізу радіомереж в умовах змінного радіочастотного середовища.
- **Предметом дослідження** є методи та алгоритми виявлення й аналізу радіомереж, а також розробка програмно-технічного засобу для їх моніторингу та оптимізації роботи в умовах змінного радіочастотного середовища.

## ЗАВДАННЯ

розробка адаптивного алгоритму обробки сигналів для підвищення точності визначення параметрів мереж;

оптимізація порогових значень для ефективного функціонування когнітивних радіомереж;

реалізація програмно-технічного засобу для автоматизованого аналізу спектру;

експериментальна перевірка ефективності розробленого методу та засобу.

3

## НАУКОВА НОВИЗНА ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

**Науковою новизною є:** розробка нового методу обробки сигналів для аналізу радіомереж із використанням гібридних алгоритмів навчання, що дозволяють ефективно визначати активність у спектрі та мінімізувати вплив перешкод.

**Практична значимість отриманих результатів** полягає у можливості впровадження запропонованого програмно-технічного засобу для вирішення завдань моніторингу та аналізу спектру у бездротових мережах різного типу, включаючи когнітивні радіосистеми та системи радіомоніторингу.

4

**СУЧАСНІ БЕЗДРОТОВІ РАДІОМЕРЕЖІ** є ключовими компонентами телекомунікаційних систем. Вони використовуються у мобільному зв'язку, Інтернеті речей (IoT), військових та промислових системах. Одним із важливих завдань є виявлення та аналіз параметрів радіомереж для забезпечення ефективної роботи та запобігання несанкціонованому доступу. Дана доповідь розглядає методи та програмно-технічні засоби для аналізу радіомереж.

**Існує кілька основних методів, які застосовуються для виявлення та аналізу радіомереж:**

- **спектральний аналіз** – визначає частотні характеристики сигналів, використовуючи алгоритми перетворення Фур'є (FFT, STFT, Wavelet);
- **методи часової кореляції** – дозволяють виявляти повторювані сигнали, що використовуються у цифрових системах зв'язку;
- **аналіз рівня потужності сигналу (RSSI)** – оцінює силу сигналу у просторі, що може бути корисним для геолокації та визначення меж покриття мережі;
- **методи машинного навчання** – застосовуються для класифікації типів сигналів, виявлення аномалій та передбачення змін у спектрі;
- **когнітивне радіо** – використовує динамічне управління спектром для адаптації до змін навколишнього радіосередовища.

5

**СУЧАСНІ ПРОГРАМНО-АПАРАТНІ КОМПЛЕКСИ**  
ВКЛЮЧАЮТЬ:

- **MATLAB, GNU Radio** – використовуються для моделювання та аналізу сигналів;
- **wireshark** – для аналізу трафіку у бездротових мережах;
- **tensorflow/PyTorch** – для реалізації алгоритмів глибокого навчання у розпізнаванні сигналів.
- **приймачі SDR (Software Defined Radio)** – наприклад, USRP, HackRF, RTL-SDR;
- **аналізатори спектру** – для вимірювання параметрів сигналів у реальному часі;
- **мобільні пристрої з Wi-Fi та Bluetooth модулями** – для моніторингу бездротових мереж.

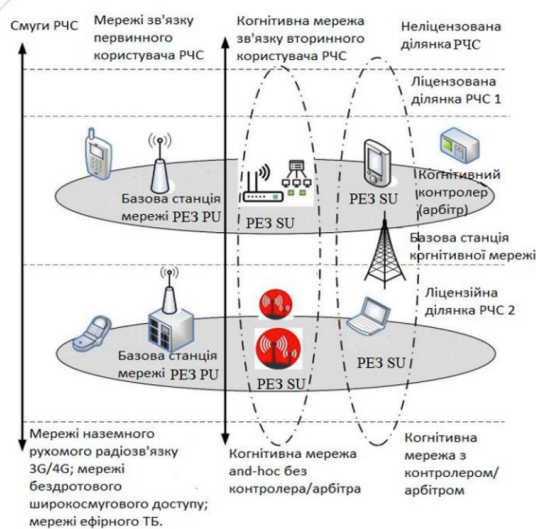
6



### СХЕМА АЛГОРИТМУ ЦИКЛОСТАЦІОНАРНОГО АНАЛІЗУ

Запропонований енергетично-циклостаціонарний детектор має не лише широкосмугові характеристики, але й виступає як сліпий детектор, що не потребує попередніх знань про радіочастотне середовище. Це ключова особливість, яка робить його ідеальним для автономних застосувань когнітивного радіо (CR).

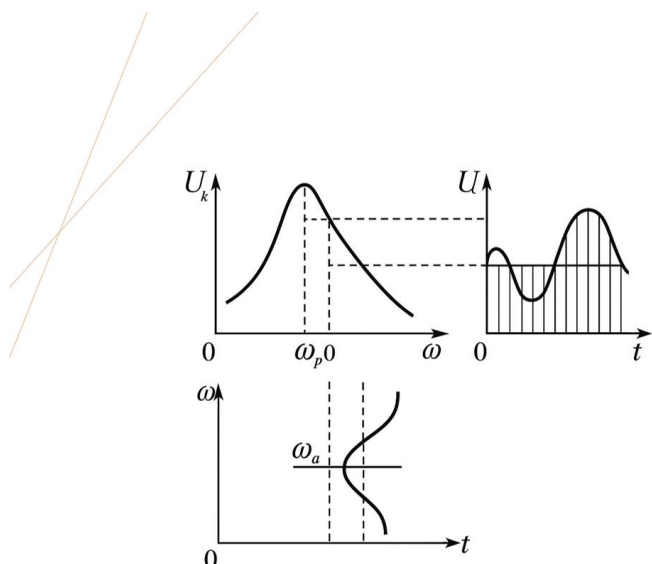
Зокрема, енергетичний детектор розглядається як сліпий, оскільки не вимагає жодної інформації про центральні частоти чи ширину смуг пропускання сигналів. Завдяки згладженій періодограмі, яка базується на критерії Неймана-Пірсона (NP), цей детектор може ефективно ідентифікувати активні канали у широкому діапазоні частот.



### ДЕЦЕНТРАЛІЗОВАНА КОГНІТИВНА РАДІОМЕРЕЖА

У дослідженні було проаналізовано, як CR може навчатися і адаптуватися у децентралізованому мультиагентному середовищі, пропонуючи алгоритм навчання без учителя для цієї мети. Такий підхід є викликом, оскільки вимагає координації між кількома агентами (тобто кількома CR) без обміну інформацією між ними. Результати показують, що децентралізовані CR можуть досягти майже оптимальної продуктивності без необхідності додаткових витрат на координацію між агентами.

Якщо говорити конкретно, то в даній роботі розглядатиметься децентралізована когнітивна радіомережа (CRN), зображена на рисунку. У цій мережі кілька когнітивних радіо (CR) прагнуть отримати доступ до набору первинних (основних) каналів, при цьому уникаючи зіткнення як з основними користувачами, так і з іншими пристроями CR. Такий підхід дозволяє ефективно використовувати доступний спектр, зменшуючи ймовірність інтерференції та втрат продуктивності.

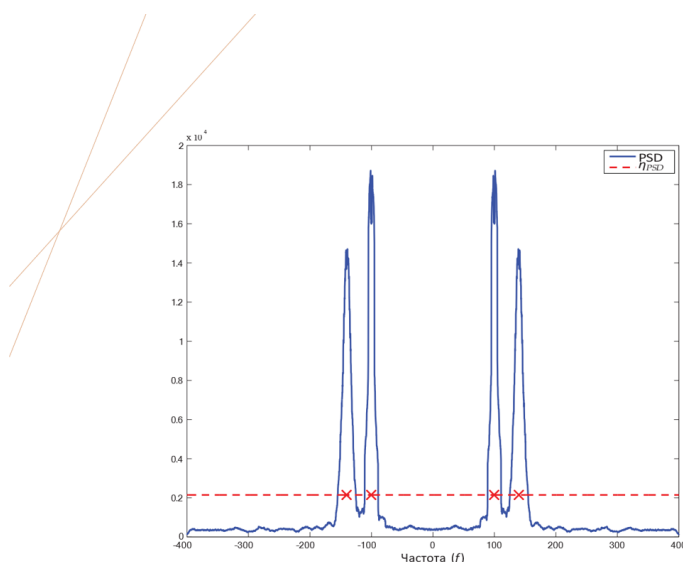


### ДЕТЕКТУВАННЯ РАДІОЧАСТОТНОГО СИГНАЛУ

Оскільки запропонована процедура виявлення застосовується до кожного з піддіапазонів однаково, то далі представлено формулювання моделі для конкретного піддіапазону  $n \in \{1, \dots, N\}$ . Отже, для стислості позначень, відкинуто індекс піддіапазону частот  $n$  у наступних розділах.

Буде позначено через  $N_s$  загальне число сигналів в момент часу  $t$  в піддіапазоні, що цікавить. Відповідний сигнал ІФ  $y(t)$  наведений на рисунку.

9



### НЕСУЧІ ЧАСТОТИ ОЦІНЮЮТЬСЯ ЯК СЕРЕДНІ ТОЧКИ ПЕРЕТИНУ МІЖ КРИВОЮ PSD І ПОРОГОВОЮ ЛІНІЄЮ

Для виявлення активних радіочастотних сигналів потрібно визначити їх несучі частоти та пов'язані з ними циклічні частоти, які індукуються базовою періодичністю цих сигналів. Однак, добре відомо, що майже всі техногенні сигнали виявляють таку базову періодичність, обумовлену, наприклад, швидкістю їх символів, схемами кодування, структурами заголовків пакетів і кадрів навчальними послідовностями символів і т.д.

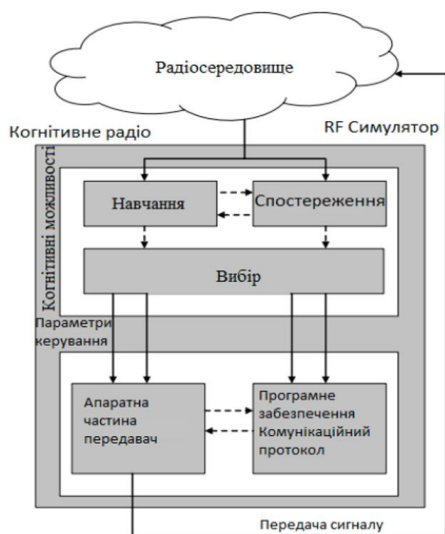
10

## ТИПОВІ АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМ

Приклад архітектури систем, яка включає в себе: автономні когнітивні вузли, розподілені когнітивні системи, хмарні рішення, наведений в таблиці.

Архітектура	Опис
Автономні когнітивні вузли	Використовують локальні алгоритми для адаптації до спектрального середовища
Розподілені когнітивні системи	Кілька вузлів взаємодіють для колективного навчання та прийняття рішень
Хмарні рішення	Дані з різних сенсорів передаються в хмару для централізованої обробки

11



### КОГНІТИВНА РАДІОМЕРЕЖА З РОЗПОДІЛЕНИМИ ВТОРИННИМИ ВУЗЛАМИ

Передбачається, що держави заповнюваності каналів є незалежними і слідують марківській еволюції. Набір розподілених користувачів утворює вторинну мережу, яка, як передбачається, покладається на когнітивні методи для доступу до цих основних каналів, коли вони простоюють.

Множина вторинних користувачів в системі позначається  $K_s = \{1, \dots, K_s\}$ . Вторинна мережа утворює множинний канал доступу, в якому кожен вторинний користувач самостійно шукає можливість спектра для зв'язку з вторинною базовою станцією, як зображено на рисунку.

12

## ВИСНОВОК

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено новий метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж, поставлена мета досяглась розв'язанням таких основних завдань:

- **розроблено новий алгоритм** обробки сигналів для підвищення точності визначення параметрів мереж;
- **оптимізовано порогові значення** для ефективного функціонування когнітивних радіомереж;
- **реалізовано програмно-технічний засіб** для автоматизованого аналізу спектру;
- виконано експериментальну перевірку ефективності розробленого методу та засобу.

13

## ВИСНОВОК

У цій роботі була також **розроблена архітектура когнітивної радіомережі (CR)**, що має можливості для автономного зондування та адаптації до змінних радіосередовищ через методи машинного навчання. **Пропонована архітектура** поєднує високотехнологічні інструменти спектрвимірювання з алгоритмами навчання, що дозволяють здійснювати дослідження та автономне управління в умовах різних радіочастотних середовищ.

Розглянуто **методи машинного навчання** в контексті CR, зокрема класифікацію сигналів і прийняття рішень. Визначено унікальну природу навчання в CR та показано, як це допомагає створенню реальних когнітивних систем. Крім того, було представлено різноманітні методи машинного навчання для CR-додатків, **надано ієрархічну класифікацію методів** і детально розглянуті їх переваги та недоліки.

14



ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

**ДОДАТОК Б**  
(обов'язковий)  
**НАУКОВА ПРАЦЯ ЗДОБУВАЧА**

Секція 2. Комп'ютерна інженерія, кібербезпека та захист інформації

УДК 004.7

*Кравчук М.В., магістр  
Павлова О.О., PhD*

*Хмельницький національний університет*

**МЕТОД ТА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ ДЛЯ  
ВИЯВЛЕННЯ ТА АНАЛІЗУ РАДІОМЕРЕЖ**

Сучасні бездротові радіомережі є ключовими компонентами телекомунікаційних систем. Вони використовуються у мобільному зв'язку, Інтернеті речей (IoT), військових та промислових системах. Одним із важливих завдань є виявлення та аналіз параметрів радіомереж для забезпечення ефективної роботи та запобігання несанкціонованому доступу. Дана доповідь розглядає методи та програмно-технічні засоби для аналізу радіомереж.

Існує кілька основних методів, які застосовуються для виявлення та аналізу радіомереж:

- спектральний аналіз – визначає частотні характеристики сигналів, використовуючи алгоритми перетворення Фур'є (FFT, STFT, Wavelet);
- методи часової кореляції – дозволяють виявляти повторювані сигнали, що використовуються у цифрових системах зв'язку;
- аналіз рівня потужності сигналу (RSSI) – оцінює силу сигналу у просторі, що може бути корисним для геолокації та визначення меж покриття мережі;
- методи машинного навчання – застосовуються для класифікації типів сигналів, виявлення аномалій та передбачення змін у спектрі;
- когнітивне радіо [1,2] – використовує динамічне управління спектром для адаптації до змін навколишнього радіосередовища.

Сучасні програмно-апаратні комплекси включають:

Програмні засоби:

- MATLAB, GNU Radio – використовуються для моделювання та аналізу сигналів;
- Wireshark – для аналізу трафіку у бездротових мережах;
- TensorFlow/PyTorch – для реалізації алгоритмів глибокого навчання у розпізнаванні сигналів.

Технічні засоби:

- приймачі SDR (Software Defined Radio) – наприклад, USRP, HackRF, RTL-SDR;

Секція 2. Комп'ютерна інженерія, кібербезпека та захист інформації

- аналізатори спектру – для вимірювання параметрів сигналів у реальному часі;
- мобільні пристрої з Wi-Fi та Bluetooth модулями – для моніторингу бездротових мереж.

У цій роботі особливу увагу приділено методам сліпого автономного широкосмугового зондування, які спрямовані на виявлення сигналів із невідомими характеристиками. Ці методи особливо корисні для CR, що функціонують у широких частотних діапазонах, де одночасно можуть передаватися кілька сигналів із невідомими центральними частотами [3,4].

Зондування спектру є початковим етапом у ланцюжку обробки сигналів, після якого слідує класифікація сигналів і прийняття рішень. У цій роботі реалізована архітектура CR, яка відображає основні функції системи та їх взаємозв'язки (рис. 1).



Рисунок 1 – Структурна схема запропонованої моделі CR

У роботі розглядається новий метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж. Основна увага приділяється адаптивним алгоритмам обробки сигналів, які дозволяють підвищити точність і швидкість визначення параметрів мереж навіть в умовах змінних характеристик радіочастотного середовища. Також досліджуються підходи до навчання порогів для оптимізації параметрів когнітивних радіомереж, що дозволяє покращити їхню адаптацію до динамічних умов роботи.

Основний внесок роботи полягає у створенні адаптивного підходу до обробки сигналів, який враховує змінні умови радіочастотного

Секція 2. Комп'ютерна інженерія, кібербезпека та захист інформації

середовища та дозволяє ефективно аналізувати активність у спектрі. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованого програмно-технічного засобу для вирішення завдань моніторингу та аналізу спектру у бездротових мережах різного типу, включаючи когнітивні радіосистеми та системи радіомоніторингу.

**Список використаних джерел:**

1. Mitola J. III, Maguire G. Jr. Cognitive radio: making software radios more personal. IEEE Personal Communications. 1999. Vol. 6, No. 4. P. 13–18. URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Cognitive-radio%3A-making-software-radios-more-Mitola-Maguire/fb5d1bb23724d9a5a5eae036a2e3cf291cac2c1b> (дата звернення: 11.03.2025).
2. Mitola J. Cognitive radio: An integrated agent architecture for software-defined radio. Дис. д-ра філософії. Royal Institute of Technology (KTH), Stockholm, Sweden, 2000. URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Cognitive-Radio-An-Integrated-Agent-Architecture-Mitola/82dc0e2ea785f4870816764c25f3d9ae856d9809> (дата звернення: 11.03.2025).
3. Bkassiny M., Jayaweera S. K., Li Y., Avery K. A. Wideband spectrum sensing and non-parametric signal classification for autonomous self-learning cognitive radios. IEEE Transactions on Wireless Communications. 2012. Vol. 11, No. 7. P. 2596–2605. URL: <https://www.researchgate.net/publication/230788566> (дата звернення: 11.03.2025).
4. Blind cyclostationary feature detection based spectrum sensing for autonomous self-learning cognitive radios. IEEE International Conference on Communications (ICC '12). Ottawa, Canada, June 2012. URL: <https://www.researchgate.net/publication/230788467> (дата звернення: 11.03.2025).

**Anti-Plagiarism v-15.274 Educational****The maximum coincidence with one document 0.0%****Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 12%**

ID: 240846 Title: МКР Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж Added in a DB: 2025-05-05 Authors: Михайло КРАВЧУК Heads: Ольга ПАВЛОВА Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	143513	1000	778 (1%)	10 (1%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

**Протокол аналізу звіту подібності експертом**

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Михайло КРАВЧУК

**Співавтор:**

**Назва:** Кравчук\_Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 1.7%

**Коефіцієнт подібності 2:** 0.2%

**Мікропробіли:** 508

**Заміна букв:** 9

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-05-05 18:43:21.0

**Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:**

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

**Обґрунтування:**

2025-05-06

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Кравчук Михайло Володимирович

Тема: Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість сторінок записки 78

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є розробка методу та програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж.

Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проаналізовано існуючі програмно-технічні засоби виявлення та аналізу радіомереж, проведено огляд літературних джерел та виконано порівняльний аналіз існуючих рішень. У другому розділі проведено огляд апаратних та програмних засобів для вирішення поставленого у роботі завдання. У третьому розділі запропоновано метод та алгоритм виявлення та аналізу радіомереж. У четвертому розділі спроектовано архітектуру програмно-технічного засобу для виявлення та аналізу радіомереж.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у вдосконаленні існуючих методів та алгоритмів для виявлення та аналізу радіомереж.

4. Позитивні сторони роботи: отримання одного пункту наукової новизни.

5. Негативні сторони роботи: у роботі не запропоновано програмну реалізацію засобу для виявлення та аналізу радіомереж.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на задовільному науково-технічному рівні.

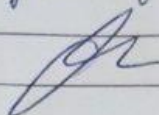
8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: задовільно.

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) \_\_\_\_\_

Барнак Александр Валерійович, проф. р.т.и., зав. каф.  
комп'ютерних наук ХНУ

"5" травня 2025 р.

 (підпис)

Завідувачу кафедри КПС  
доктору філософії, доценту  
Ользі ПАВЛОВІЙ

Кравчук Михайло Володимирович  
ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2М-23-3

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). **Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю своєю згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.**

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

22 квітня 2025 року

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ**  
**КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ**  
**ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованою системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод та програмно-технічний засіб для виявлення та аналізу радіомереж.

Автор: Кравчук Михайло Володимирович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Ольга Павлова д., ф.

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи.	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укріпiti запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг 10-40 джерелами на один фрагмент речення;
- 2) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 1.7%; та системою Anti-Plagiarism складає 12%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи \_\_\_\_\_

Ольга ПАВЛОВА

Гарант ОП \_\_\_\_\_

Олег САВЕНКО

Завідувач кафедри КІС \_\_\_\_\_

Ольга ПАВЛОВА