

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

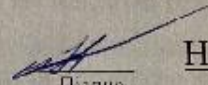
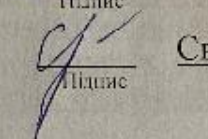
Галузь знань \_\_\_\_\_ 12 – Інформаційні технології

Спеціальність \_\_\_\_\_ 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Метод проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури»

КвРКІ. 2302175.06.02.20 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-2

  
Підпис  
  
Підпис

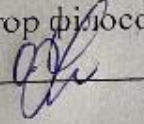
Нікіта ГЕЙДАРОВ  
Ім'я, прізвище

Керівник канд.екоп.наук, доцент  
Науковий ступінь, вчене звання

Світлана САЧЕНКО  
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**

Нікіті ГЕЙДАРОВУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проєкту (роботи) Метод проєктування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури

Керівник проєкту (роботи) Саченко С.І., к.е.н., доцент

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

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 р. № 8



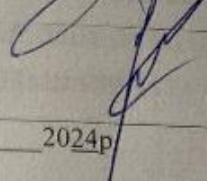

2. Строк подання студентом проєкту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проєкту (роботи) Завдання на дипломне проєктування

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

аналіз існуючих рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в кіберфізичних системах; здійснити дослідження предметної області та визначити стратегію щодо спільної локалізації у кіберфізичних системах, а також розробити цільову функцію оптимізації: розробити метод сервіс-орієнтованої архітектури на основі спільного розподілу ресурсів; здійснити розроблення методу проєктування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням

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


Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагіат	Алдрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

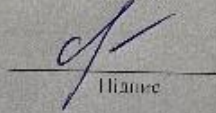
№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Приміт
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	викона
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	викона
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	01.11.2024	викона
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2024	викона
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	викона
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	викона
7	Робота над розділом 4 – проектування засобів для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2026	викона
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	викона
9	Попередній захист КРМ	29.04.2025	викона
10	Захист КРМ на засіданні ЕК	До 25.05.2025	

Студент

  
Підпис

Нікіта ГЕЙДАРОВ  
Ініціали, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Світлана САЧЕНКО  
Ініціали, прізвище

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ.....</b>	<b>4</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>5</b>
<b>1 ПРОБЛЕМИ ТА ІСНУЮЧІ РІШЕННЯ РОЗПОДІЛУ РЕСУРСІВ В КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ .....</b>	<b>7</b>
1.1 Технології бездротової локалізації та зондування .....	7
1.2 Існуючі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в кіберфізичних системах.....	11
1.3 Постановка задачі.....	16
1.4 Висновки до першого розділу.....	17
<b>2 МОДЕЛІ СПІЛЬНОЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ В КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ СЕРВІС-ОРІЄНТОВАНОЇ АРХІТЕКТУРИ.....</b>	<b>18</b>
2.1 Моделі спільної локалізації.....	18
2.2 Схема використання параметрів каналу для виведення позиції пристрою.....	28
2.3 Висновки до другого розділу .....	39
<b>3 СЕРВІС-ОРІЄНТОВАНА АРХІТЕКТУРА НА ОСНОВІ СПІЛЬНОГО РОЗПОДІЛУ РЕСУРСІВ .....</b>	<b>40</b>
3.1 Архітектура кіберфізичної системи .....	40
3.2 Модель розподілу ресурсів .....	49
3.3 Висновки до третього розділу.....	612
<b>4 МЕТОД СИНТЕЗУ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МУЛЬТИСЕРВІСНОЇ АРХІТЕКТУРИ.....</b>	<b>64</b>
4.1 Архітектура послідовної кіберфізичної системи.....	64
4.2 Метод синтезу кіберфізичних систем .....	69
4.3 Висновки до четвертого розділу.....	91
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>92</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>93</b>
<b>ДОДАТКИ</b>	

<b>ДОДАТОК А</b> Презентація роботи .....	102
<b>ДОДАТОК Б</b> Наукова праця здобувача.....	106
<b>ДОДАТОК В</b> Програмний код.....	108

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

КФС	Кіберфізичні системи
ОС	Операційні системи
СПР	Спільний розподіл ресурсів
ГН	Глибоке навчання з підкріпленням
СО	Спільна оптимізація для кількох користувачів

## ВСТУП

Внаслідок стрімкої конвергенції бездротової інфраструктури з вертикальними прикладними рішеннями, інтеграція різноманітних функціональних можливостей у наявні бездротові мережі стає ключовим вектором розвитку майбутніх мереж шостого покоління. Така інтеграція є надзвичайно важливою для підтримки широкого спектра IoT-додатків, зокрема автоматизованого виробництва, технологій доповненої реальності, систем інтелектуального транспорту та "розумних" будинків. У зв'язку з цим спостерігається значне поширення різнотипних пристроїв, що висувають суворі вимоги до якості обслуговування в контексті таких функцій, як дистанційне спостереження та автономне управління. Щоб відповідати цим зростаючим запитам і максимально реалізувати потенціал розумних сервісів, майбутні бездротові системи мають забезпечувати не лише надійне з'єднання між пристроями, а й значно розширювати функціональність поза межами класичної парадигми зв'язку. На відміну від мереж 5G, орієнтованих переважно на передачу даних, у 6G-мережах зростатиме значення додаткових можливостей, таких як бездротове позиціонування та зондування, які набудуть ще більшої важливості.

Інтеграція функцій локалізації до сучасних бездротових мереж стала логічним кроком у їхньому еволюційному розвитку. Починаючи з мереж другого покоління (2G), системи зв'язку почали використовувати можливості визначення місцеположення пристроїв через аналіз бездротових сигналів. У поколінні 5G та наступних технологіях локалізація набула статусу ключового компонента, що забезпечує базову підтримку широкого спектра сервісів, орієнтованих на геолокацію – від систем відстеження в умовах промислового виробництва до навігаційних рішень для інтелектуального транспорту. Основною перевагою технології бездротової локалізації є її здатність досягати високої точності позиціонування навіть у складних умовах, таких як закриті приміщення або середовища з перешкодами, де вона здатна перевершити точність глобальних супутникових навігаційних систем, забезпечуючи визначення положення з похибкою в межах декількох десятків сантиметрів або навіть менше. Такий рівень точності є критично важливим для новітніх застосувань, зокрема

для координації роботи інтелектуальних пристроїв на автоматизованих виробничих підприємствах.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є вдосконалення проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати існуючі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в КФС;
- розробити модель спільної локалізації;
- здійснити розробку сервіс-орієнтованої архітектури на основі спільного розподілу ресурсів;
- розробити метод проектування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури.

Об'єктом дослідження є процес проектування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури. Предметом дослідження є інструментарій проектування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури.

Наукова новизна отриманих результатів:

- розроблено новий метод проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням.

На основі проведених досліджень розроблено метод проектування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням.

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробленні методу проектування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи оптимізації, теорія комп'ютерних систем.

За темою кваліфікаційної роботи прийнято участь та опубліковано тези у III Міжнародній науково-практичній конференції Modern Science, Economy and Digital Innovation Бухарест, Румунія. 7-9 травня 2025 Паюк В.П., Гейдаров Н.І. Моделі спільної локалізації за допомогою 5G MMWAVE (сертифікат), та опубліковано одну наукову статтю в науковому журналі категорії Б Паюк В.П., Гейдаров Н.І. Метод синтезу кіберфізичних систем на основі мультисервісної архітектури// Вісник ХНУ. – № 2. – 2025 (Довідка).

# 1 ПРОБЛЕМИ ТА ІСНУЮЧІ РІШЕННЯ РОЗПОДІЛУ РЕСУРСІВ В КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ

## 1.1 Технології бездротової локалізації та зондування

Технологія бездротової локалізації на основі 5G використовує можливості мереж п'ятого покоління – зокрем а формування напрямлених променів, масивну технологію для підвищення продуктивності бездротових мереж та сегментацію мереж – для досягнення високоточної та оперативної геолокації пристроїв у режимі реального часу. Це відкриває широкі перспективи застосування, включаючи відстеження об'єктів, навігацію, інтелектуалізоване управління системами та автоматизацію виробничих процесів. Серед технологій позиціонування використовуються такі методи, як інтенсивність прийнятого сигналу, час прибуття, різниця в часі прибуття) та кут прибуття сигналу, що в сукупності дозволяє реалізовувати гібридні підходи до визначення місцезнаходження. Упродовж останніх років запропоновано численні алгоритми для підвищення точності позиціонування, зокрема метод з кооперативною локалізацією, що демонструє близьку до теоретичної межі точність навіть за умов високого рівня шуму [1,2].

Традиційно функції бездротового зондування реалізовувалися в межах сенсорних мереж, де збір інформації здійснювався за допомогою численних датчиків, розміщених у середовищі або прикріплених до об'єктів. Наприклад, одне з досліджень охоплює широкий спектр IoT-застосувань зондування – від спорту та медицини до трекінгу та геолокації. З поширенням технологій 5G з'явилась можливість паралельного здійснення зондування разом з передачею даних, що відкриває нові шляхи для комплексного аналізу середовища [3].

У системах зондування виділяють моностатичний та бістатичний підходи: у першому випадку передавач і приймач інтегровані в одному пристрої (наприклад, базовій станції), тоді як у другому – розділені просторово. Обидва варіанти застосовуються в рамках сучасних систем локалізації, зондування та комунікації.

Незважаючи на існуючий потенціал, впровадження таких систем потребує значних ресурсів, пов'язаних з розгортанням інфраструктури. Особливо складними

залишаються завдання досягнення високої точності локалізації в умовах складного тривимірного середовища – зокрема в щільно забудованих міських зонах або всередині приміщень. Нещодавні дослідження зосереджені на 3D-локалізації з використанням відбитків сигналів у МІМО-системах, побудові алгоритмів для визначення положення й орієнтації смарт-поверхонь, а також оцінці положення користувачів. Додатково використання методу часової різниці прибуття та рівень прийнятого сигналу дозволяє здійснювати локалізацію навіть у середовищах із перешкодами прямої видимості. Водночас такі фактори, як багатопроменеве поширення, завади та відсутність прямої видимості, продовжують серйозно впливати на точність позиціонування [4].

Концепція об'єднання функцій локалізації, зондування та зв'язку в єдину систему бере свій початок із багатьох галузей, таких як навігація та робототехніка. Останні досягнення в технологіях міліметрових хвиль та масивних МІМО-систем сприяли відновленню інтересу до цієї ідеї, оскільки тепер можлива інтеграція зазначених функцій на рівні фізичного сигналу. Сучасні радіосистеми зв'язку й локалізації еволюціонують у напрямку використання вищих частот, збільшення кількості антен та мініатюризації обладнання, що призводить до конвергенції їхніх апаратних платформ, характеристик каналів і методів обробки сигналів. Зокрема, технологія формування променя дозволяє спрямовувати енергію сигналу в певному напрямку, зменшуючи завади та покращуючи як якість зв'язку, так і точність просторового зондування.

На цьому тлі інтегровані системи локалізації, зондування та комунікації визнаються перспективною технологією майбутніх бездротових мереж, здатною забезпечити перцептивність завдяки щільним стільниковим інфраструктурам. За останні роки відбулося помітне зростання дослідницького інтересу до цієї теми, а ключові напрями досліджень зосереджені на аспектах застосування, структурного проектування, сигналогенерації та аналітики продуктивності [5,6].

У сфері застосування інтегрованих систем локалізації, зондування та комунікації демонструє великий потенціал в індустріальних IoT-сценаріях. Згідно з останніми дослідженнями, такі системи можуть бути ефективно впроваджені у

розумних будинках, транспортних платформах та екологічному моніторингу. Інше дослідження деталізує адаптацію кіберфізичної системи до транспортного середовища, вказуючи на його унікальні вимоги та технологічну готовність. Зокрема, досліджено перспективи необробленого обміну даними між автономними та підключеними транспортними засобами. Окрему увагу приділено потенціалу інтелектуальних відображаючих поверхонь, які здатні одночасно забезпечувати багатокористувацький зв'язок і локалізацію, використовуючи ті самі частотні ресурси.

Оскільки кіберфізичні системи характеризуються високим рівнем технологічної інтеграції – об'єднуючи бездротовий зв'язок, радіолокаційне зондування та динамічні відображаючі поверхні – постає потреба у ретельно продуманій архітектурі. В одному з останніх досліджень запропоновано структуру, що базується на просторово-рознесеному ортогональному часово-частотному просторі, яка забезпечує ефективну інтеграцію різноманітних функцій системи [13].

У [33] автори представили структуру, відому як гнучкі КФС, що забезпечує підвищену гнучкість, дозволяючи виділити частину пропускну здатності для бездротового зв'язку або виявлення радарів, залишаючи залишок для передачі сигналу кіберфізичної системи.

Зважаючи на багатофункціональний характер КФС, розробка форм сигналів, здатних ефективно обслуговувати різні функції, є ключовим завданням. Оптимізоване формування сигналу дозволяє системі динамічно перемикатися між режимами роботи, забезпечуючи високу ефективність як для передачі даних, так і для функцій зондування. Більше того, як зазначено в [34], використання спільної форми сигналу для обох функцій дозволяє зменшити витрати на апаратне забезпечення та покращити ефективність використання спектра. У зв'язку з цим конструкція сигналу виступає критично важливим елементом проектування КФС.

В рамках експериментальних досліджень у [15] було реалізовано прототип системи з використанням модуляції т демодуляції, що продемонстрував практичну реалізованість двофункціонального підходу. Результати експериментів показали, що така система здатна досягти прийнятної швидкості бітових помилок, порівнянної з

традиційними системами зв'язку, водночас забезпечуючи ефективне виконання задач зондування.

Крім того, у [16] запропоновано нову схему КФС з повнодуплексною архітектурою, яка використовує періоди простою у роботі імпульсних радарів для передачі інформаційних сигналів. Такий підхід дозволяє досягти високої ефективності за рахунок використання тимчасових ресурсів, що раніше не використовувались.

Однією з центральних проблем у проектуванні КФС є раціональний розподіл обмежених ресурсів між функціями зв'язку та зондування. Наприклад, у роботі [17] розроблено концепцію межі швидкості, яка встановлює взаємозв'язок між інформативністю та пропускну здатністю. Це дозволяє оцінити компроміс між точністю зондування і якістю зв'язку.

Попри це, як зазначено у [20], єдині теоретичні рамки, що могли б охопити фундаментальні обмеження продуктивності й забезпечити оптимальну інтеграцію функцій у КФС, досі не розроблені. Упродовж останніх років дослідники активно працюють над створенням моделей розподілу ресурсів та аналізу продуктивності таких систем. Узагальнені результати представлено в таблиці 1.1, де порівнюються підходи до розподілу ресурсів, ефективність передачі, точність локалізації та складність реалізації [21].

Проте з позиції кінцевого користувача різноманіття комбінацій одночасних сервісних запитів ускладнює завдання ефективного обслуговування, що свідчить про обмеженість існуючих моделей аналізу продуктивності. Більше того, з точки зору розробників інтегрованих систем, поточні підходи до оцінки ефективності виявляються недостатньо гнучкими для оперативного коригування розподілу ресурсів і неспроможні повною мірою відповідати динамічним і різноманітним запитам на обслуговування.

Таблиця 1.1 – Стратегії розподілу ресурсів в ФС

Цитування	Оцінка метрики	Ресурс	Метод
[24]	Максимізація загальної взаємної інформації радара (ІМ) з ємністю каналу зв'язку як обмеження.	Час	Теорія некооперативних ігор
[38]	Максимізація середньозваженої продуктивності зондування з обмеженнями швидкості.	Пропускна здатність	ККТ-condition
[39]	Максимізація швидкості виявлення як показник продуктивності	Розроблені вектори	Метод гідного градієнта
[40]	Оптимізація ймовірностей відключення (OPs)	Потужність	Метод Лангранжа
[41]	Максимізація рівня секретності суми системи	Тривалість	Ітеративний оптимізаційний алгоритм
[42]	Мінімізація загальної потужності передачі при гарантуванні мінімального сигналу	Потужність, вектор формування променя	Послідовне опукле наближення

1.2 Існуючі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в кіберфізичних системах

Для ефективного проектування стратегій розподілу ресурсів у КФС, вирішальне значення має розробка комплексного показника оцінки, що здатний відображати індивідуальні й системні потреби користувачів. Традиційні метрики якості обслуговування виявляються недостатніми у випадках, коли системі необхідно адаптуватися до різномірних, а іноді й суперечливих вимог користувачів.

У звичайних системах, орієнтованих виключно на зв'язок або зондування,

якість обслуговування застосовується для оцінювання ефективності відповідної функції. Наприклад, для систем зондування актуальним є показник точності виявлення або оцінки, тоді як для комунікацій – висока пропускна здатність і низький рівень бітових помилок. Однак така роздільна метрика виявляється застарілою у контексті багатофункціональних КФС, де функції локалізації та комунікації тісно переплетені.

У сучасних КФС та та системах спільного зв'язку основна увага приділяється комунікаційному компоненту, що інтегрується з локалізаційними можливостями. У таких системах точна інформація про місцезнаходження пристроїв або об'єктів слугує основою для покращення ефективності розподілу ресурсів у комунікаційному процесі [43, 44]. Однак у багатьох випадках ці дві функції реалізуються незалежно, без спільного використання апаратного забезпечення чи спектральних ресурсів.

У роботі [12] було запропоновано оптимізацію співвідношення сигнал/шум/перешкоди в радіолокаційній системі за умови забезпечення мінімального рівня швидкості передачі даних. Водночас дослідження [46–48] демонструють значний інтерес до проектування стратегій формування променя та розподілу потужності в міліметрових мережах, що є актуальним у КФС.

Що стосується оцінки вартості обслуговування, [49] запропонував використання диференційованих рівнів пріоритетності для різних задач і користувачів. Хоча концепція індексу сприйнятої вартості була впроваджена в [50] у контексті мобільних обчислювальних систем, вона не була адаптована до специфіки КФС.

У [12] запропоновано три варіанти архітектур КФС, які демонструють компроміс між точністю локалізації та продуктивністю передачі даних. Крім того, у [51] проаналізовано можливості спільного проектування систем зв'язку та локалізації для таких мереж, зокрема акцентуючи на використанні характеристик місцезнаходження в задачах передачі даних. Втім, специфічні механізми спільного розподілу ресурсів для обслуговування різнопланових додатків залишаються предметом подальших досліджень.

Насамкінець, орієнтований на користувача підхід до оцінки вартості, який

служував би керівництвом для довгострокового розподілу ресурсів у кіберфізичних системах, досі залишається недостатньо дослідженим та потребує більш глибокої теоретичної розробки.

У контексті інтегрованих систем зондування та зв'язку дедалі більше досліджень зосереджено на оптимізації продуктивності зондування при збереженні певного рівня комунікаційної ефективності. Зокрема, в [24] основною метою є підвищення точності зондування за умови забезпечення заданої сумарної швидкості передачі даних. Аналогічно, [51] оптимізує середньозважену роздільну здатність зондування, при цьому дотримуючись обмежень якості обслуговування для комунікаційних послуг.

У низці досліджень, наприклад [40], запропоновано моделі розподілу потужності, які одночасно максимізують сигнал/шум/інтерференційне співвідношення для зондування та сумарну пропускну здатність системи зв'язку. У роботі [52] акцент зроблено на спільному розподілі ресурсів для досягнення високої продуктивності зв'язку, мінімізації обчислювальних затримок та покращення зондування. Інші роботи, такі як [41], зосереджуються на збереженні прийняттого рівня зондування при максимізації швидкості передачі даних. Наприклад, [20] пропонує підхід до максимізації конфіденційності зв'язку протягом M-знімків сканування, забезпечуючи при цьому гарантовану мінімальну швидкість для легітимних користувачів.

Наприклад, у роботі [20] розглядається завдання максимізації швидкості секретності системи впродовж періоду сканування, що охоплює M-знімків, із забезпеченням середньої досяжної швидкості для кожного законного користувача на рівні, що перевищує заданий поріг. З метою виявлення компромісу між функціональністю зондування та зв'язку в єдиній бездротовій системі, у [53] запропоновано підхід до поділу бюджету часу між циклами зондування та передачі даних. У роботах [54, 55] проаналізовано різноманітні метрики для оцінки «здатності до зондування», зокрема для досягнення максимального інтегрованого посилення системи. У [56] автори запропонували систему розпізнавання людської активності на основі платформи КФС, акцентуючи увагу на зв'язку між параметрами фізичного

рівня системи та ефективністю розпізнавання активності.

Однак більшість наявних підходів до оцінки продуктивності зондування та зв'язку ґрунтуються на середніх або мінімальних метриках, що не завжди коректно відображає реальні потреби користувачів. Оскільки вимоги до сервісів зондування та комунікацій можуть суттєво різнитися, як і їхня відносна важливість у конкретних прикладних сценаріях, актуальним є пошук гнучкіших моделей, здатних адаптуватися до індивідуальних запитів та умов експлуатації. Попри значний поступ, наявні підходи часто не відображають диференційовані потреби користувачів. Враховуючи, що важливість служб зондування та зв'язку змінюється залежно від сценарію, використання лише середніх або мінімальних метрик має обмежену прикладну цінність.

Розподіл ресурсів є ключовим аспектом у КФС, оскільки він напряду впливає на якість обслуговування та здатність системи задовольняти користувацькі запити. У [57] було запропоновано схему розподілу часу, потужності та просторового ресурсу, орієнтовану на максимізацію сумарної пропускну здатності. Сучасні підходи до розподілу ресурсів у таких системах включають:

Розподіл ресурсів у бездротових комунікаційних системах вже тривалий час перебуває в центрі уваги дослідників [58–60]. Значна кількість задач у цій сфері формулюється як задачі мінімізації опуклої та диференційованої цільової функції на опуклій множині. Важливою властивістю таких задач є те, що будь-яке локальне оптимальне розв'язання автоматично є глобальним. Первинна оптимізаційна задача може бути перетворена на відповідну двоїсту задачу із застосуванням методології множників Лагранжа, а оптимальні розв'язання можна отримати шляхом аналізу умов Каруша–Куна–Такера [61]. Проте, виведення явних аналітичних рішень для умов ККТ часто є складним, що зумовлює широке використання числових методів, таких як субградієнтні алгоритми для реалізації процедури пошуку розв'язку.

Водночас слід зауважити, що чимало задач розподілу ресурсів мають неопуклу природу через складні системні залежності та обмеження. У таких випадках класичні підходи опуклої оптимізації виявляються непридатними для забезпечення ефективних або прийнятних рішень.

Альтернативним підходом до розв'язання задач розподілу ресурсів є застосування евристичних алгоритмів. Упродовж останніх років цей напрямок здобув значну популярність серед дослідників завдяки здатності таких алгоритмів ефективно наближатися до оптимальних рішень без необхідності повного дослідження простору можливих варіантів. Одним із найбільш визнаних евристичних підходів є алгоритм рою частинок [62], який продемонстрував високу ефективність у задачах глобальної неопуклої оптимізації.

У роботі [63] було успішно продемонстровано застосування PSO для багатовимірного розподілу ресурсів, зокрема, запропоновано механізм розподілу часу каналу, що забезпечує дотримання обмежень на пропускну здатність і затримку в мультимедійних додатках. Незважаючи на успішні приклади впровадження таких підходів у загальних системах зв'язку, інтеграція евристичних алгоритмів у контексті інтегрованих локалізаційно-комунікаційних систем досі залишається обмеженою. Подальші дослідження мають зосередитися на розробці адаптивних схем багатовимірного розподілу ресурсів із застосуванням евристичних методів з урахуванням специфіки вимог до зондування та зв'язку в КФС.

Для ефективного вирішення задач розподілу ресурсів і адаптивної оптимізації продуктивності систем в умовах невизначеності, все частіше застосовуються методи машинного навчання, зокрема в контексті систем інтегрованого зв'язку та зондування, а також у конвеєрних комунікаційних системах [64, 65]. Завдяки можливості використання апріорних знань приймача про стан каналу та структуру інтегрованих сигналів, такі підходи дозволяють підвищити як точність локалізації, так і ефективність передачі даних.

Наприклад, у [65] було запропоновано застосування методів глибокого навчання до задач активного зондування у бездротових мережах. Цей підхід спрямовано на збір інформації, необхідної для виконання задачі зондування або ініціювання дій, що максимізують функцію корисності системи. Завдяки високій здатності до узагальнення та адаптації, моделі глибокого навчання відкривають нові можливості для динамічного управління ресурсами в складних сценаріях КФС.

У роботі [64] було запропоновано ефективний алгоритм навчання, здатний

адаптивно обирати відповідні параметри системи відповідно до змін у навколишньому середовищі зондування. Дослідження [66, 67] застосували методи глибокого навчання з підкріпленням для побудови оптимальної політики розподілу ресурсів на основі даних, отриманих із середовища. Зокрема, у [68] було впроваджено підхід до розподілу ресурсів на базі глибокого навчання з підкріпленням, орієнтований на забезпечення стабільної довгострокової продуктивності в умовах надщільної архітектури мереж 5G.

У дослідженні [69] розглянуто роль методів машинного навчання у вирішенні задач розподілу ресурсів в КФС, зокрема підкреслено потенціал таких методів у забезпеченні гнучкості та масштабованості. У [70] було запропоновано схему глибокого навчання, яка спрямована на максимізацію зваженої суми нормалізованих показників зондування та передачі даних в сценарії КФС. Нарешті, у роботі [71] представлено інноваційний підхід до розподілу променів та асоціації користувачів на основі глибокого навчання, що дозволяє покращити ефективність використання радіоресурсів в інтегрованих системах зв'язку та зондування.

Однак методи навчання мають суттєві обмеження: вони залежать від часу тренування, вибору параметрів і не завжди дозволяють математично формалізувати компроміс між локалізацією та комунікацією. Це є особливо складним у задачах, де необхідне точне співвідношення між якістю сервісу та кількістю доступних радіоресурсів.

### 1.3 Постановка задачі

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати існуючі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в КФС;
- розробити схему спільної локалізації;
- здійснити реалізацію схеми максимізації послуг в КФС шляхом спільного розподілу ресурсів;
- здійснити розподіл ресурсів у багатокористувацькій КФС через ГН.

#### 1.4 Висновки до першого розділу

У зв'язку з еволюцією бездротових мереж за межами традиційних концепцій зв'язку, об'єднання функцій локалізації та зондування в уніфіковану платформу стає ключовим елементом для реалізації перспективних застосувань нового покоління, інтелектуального виробництва та занурювальної доповненої реальності.

Визначено проблему розподілу ресурсів КФС – обмежене багатоцільове завдання оптимізації. Ключові змінні включають передачу потужності, пропускну здатність, напрямки формування променів і пріоритезацію завдань, в той час як мета полягає в тому, щоб спільно максимізувати продуктивність всіх трьох підсистем в умовах ресурсних і апаратних обмежень.

## 2 МОДЕЛІ СПІЛЬНОЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ В КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ СЕРВІС-ОРІЄНТОВАНОЇ АРХІТЕКТУРИ

### 2.1 Моделі спільної локалізації

Сучасні підходи до спільної локалізації та зондування навколишнього середовища в контексті 5G-систем, що працюють у міліметровому діапазоні, зосереджуються на використанні характерних фізичних властивостей міліметрових сигналів для одночасного визначення просторових параметрів об'єкта (наприклад, його положення та орієнтації) та реконструкції структури навколишнього середовища через ідентифікацію відбиваючих поверхонь або перешкод. Така інтеграція є ключовим елементом парадигми Інтегрованого зондування та зв'язку, де комунікаційні сигнали виконують як функцію передачі даних, так і задачі високоточних радіолокаційних вимірювань [44].

Завдяки своїй природі, 5G сигнали демонструють переваги для високоточних сенсорних додатків. Зокрема, робота в діапазоні частот від 28 ГГц і вище забезпечує наявність широких смуг пропускання, що, у свою чергу, дозволяє досягти надзвичайно високої часової роздільної здатності. Це дає змогу точно оцінювати час поширення сигналу, забезпечуючи сантиметрову точність у визначенні відстані до об'єктів.

Крім того, коротка довжина хвилі міліметрових сигналів дає змогу створювати щільні антенно-фазовані решітки, що відкриває можливості для реалізації масивних МІМО-систем. Такі масиви дозволяють формувати вузькі адаптивні промені з високою кутовою роздільною здатністю, що значно покращує точність локалізації та деталізацію зондування. Поведінка міліметрових сигналів, що нагадує оптичне поширення (квазіоптична модель), із домінуванням прямолінійних шляхів та дзеркальних відбиттів і мінімальною дифракцією, додатково сприяє побудові високоточних моделей навколишнього середовища [34].

Формування вузьких спрямованих променів з високою кутовою роздільною здатністю є однією з ключових переваг масивів антен у КФС, що досягається завдяки квазіоптичному характеру поширення сигналів у цьому діапазоні частот. Такі сигнали

демонструють мінімальну здатність до дифракції, натомість поширюючись переважно прямими маршрутами або віддзеркалюючись від поверхонь, аналогічно до поведінки оптичного випромінювання. Ця особливість робить канали передачі надзвичайно придатними для задач точного просторового аналізу.

Квазіоптична природа призводить до формування вузьких, добре визначених променевих структур із низьким рівнем розсіювання, що суттєво покращує точність оцінювання кутових параметрів – зокрема, кута прибуття та кута відправлення. У поєднанні з широкими смугами пропускання, властивими міліметровим сигналам, та застосуванням масивних МІМО-систем, це забезпечує виняткову як кутову, так і часову роздільну здатність. Внаслідок цього радіосистема здатна виступати в ролі високоточних сенсорів, подібно до радарів, забезпечуючи одночасне позиціонування об'єкта та виявлення особливостей навколишнього середовища [51].

У таких умовах локалізаційна задача може бути редукована до класичних геометричних процедур, як-от триангуляція або трилатерація, за наявності точних вимірювань параметрів КФС. Це значно спрощує математичні обчислення та водночас підвищує достовірність отриманих результатів.

Ще однією фундаментальною особливістю міліметрових каналів є їхня розрідженість. Високочастотна природа сигналу призводить до того, що більшість об'єктів у середовищі створюють дзеркальні відображення з мінімальною дифракцією, формуючи переважно прямі або одноразово відбиті шляхи поширення. Як наслідок, основна частина енергії зосереджується в кількох домінуючих променях, а не розподіляється серед великої кількості слабких мультипатів. У типових умовах середовища, mmWave-канал ефективно апроксимується декількома дискретними компонентами: контур прямої видимості та обмеженою кількістю сильних відбиттів першого порядку.

Додаткові дифузні мультипати зазвичай мають значно нижчий рівень енергії та просторово-часову близькість до основних відбиттів, що дозволяє групувати їх у кластери для подальшого аналізу. Така структурна розрідженість створює умови, за яких приймальні пристрої з достатньою кутовою і часовою роздільною здатністю здатні ідентифікувати та розділяти окремі шляхи поширення. Це перетворює

традиційно ворожі до комунікацій мультипати на цінні джерела інформації: параметри кожного променевого компонента можуть бути вилучені та використані для одночасного виведення просторової позиції користувача та просторової структури навколишнього середовища [53].

Таким чином, виявлення, кластеризація та інтерпретація багатопроменевих компонентів у таких середовищах є основою для побудови високоточних систем спільної локалізації та картографування, де геометричні характеристики – кут, затримка та амплітуда – відіграють критичну роль у реконструкції як позиційної інформації, так і структури середовища.

Для використання зазначених сигналів для локалізації та зондування потрібні точні моделі сигналів та каналів. Канал поширення mmWave зазвичай описується геометричною моделлю каналу, де отриманий сигнал є суперпозицією внесків з обмеженого набору шляхів.

Кожен шлях  $i$  характеризується параметрами  $(\alpha_i, \tau_i, \theta_i, \phi_i)$ , що відповідає її комплексній амплітуді, затримці поширення, на приймачі та на передавачі відповідно. У простому випадку одним з шляхів може бути прямий шлях контуру прямої видимості, що з'єднує передавач (наприклад, базову станцію) і приймач (пристрій). Додаткові шляхи поза межами прямої видимості виникають через дзеркальні відбиття від об'єктів навколишнього середовища (наприклад, стін, підлоги або великих перешкод). Оскільки сигнали поведуться квазіоптично, ці відбиття підкоряються закону Снелла, як світлові промені, з кутом падіння, рівним куту відбиття. Як правило, відображення першого порядку є найсильнішими і, отже, найбільш корисними; відображення вищого порядку набагато слабші через втрати при кожному відскоку і часто незначні в моделі каналу [44].

Геометрична модель каналу виконує не лише функцію формалізованого опису процесу поширення сигналів, але й виступає концептуальним зв'язком між вимірюваними радіочастотними параметрами та фізичною структурою навколишнього середовища. Кожен мультипроменевий компонент у такій моделі несе приховану інформацію про просторові взаємовідношення між передавальним

пристроєм, приймачем та поверхнями, що викликають відбиття сигналу.

У випадку прямої лінії видимості, відповідний компонент забезпечує пряме геометричне обмеження на відстань та напрямок між базовою станцією та користувацьким пристроєм, що може бути безпосередньо використано для тривимірної локалізації об'єкта. Натомість непрямі шляхи – зокрема, ті, що виникають внаслідок однократного дзеркального відбиття – містять інформацію про наявність та геометричне положення відбиваючих об'єктів. У цьому контексті кут випромінювання) визначає напрямок від передавача до точки відбиття, тоді як кут прибуття описує напрямок від тієї ж точки до приймача. Затримка сигналу в цьому випадку відображає загальну довжину траєкторії: від передавача до поверхні відбиття та далі – до приймача [65].

Такий відбитий маршрут може бути інтерпретований як сигнал, що проходить через віртуальний просторовий якір – точку на поверхні відбивача, яка виступає посередником у передачі сигналу. Поєднання вимірювань кута виходу, кута прибуття та часу прибуття дозволяє встановити детальні геометричні співвідношення між елементами сцени. Навіть за відсутності прямого з'єднання, наявність стабільного відбиття (наприклад, від стіни) забезпечує достатні кутові обмеження для визначення просторового положення користувача та характеристик поверхні взаємодії, що може бути критично важливим у складних міських або закритих середовищах.

З математичної точки зору, вимірювальна модель для кожного шляху може бути формалізована як функція від невідомої конфігурації користувацького пристрою та просторових координат відбивача. Для ілюстрації розглянемо типовий сценарій: базова станція має відоме фіксоване положення у глобальній системі координат та передає опорний (еталонний) сигнал, тоді як UE характеризується невідомою позою, яка включає як тривимірну позицію, так і орієнтацію. Такий підхід відкриває можливість для побудови інверсних задач локалізації та реконструкції середовища на основі обмеженого набору фізично інтерпретованих радіовимірювань. Отриманий сигнал на антенній решітці (або декількох антен на жорсткому корпусі) буде містити внески від [57]: шлях контуру прямої видимості (якщо безперешкодно), що надходить з деякого напрямку, відповідного підшипнику в координатній рамці.

Кілька шляхів поза межами прямої видимості, кожен з яких відповідає точці відображення на об'єкті. кут прибуття кожного такого шляху (на користувацькому терміналі) пов'язана з напрямком цього відбивача, а кут випромінювання (на базовій станції) пов'язана з напрямком базової стації на цей відбивач. Затримка розповсюдження стосується суми відстаней від користувацького терміналу до відбивача плюс відбивач до базової станції.

Використовуючи модель жорсткого тіла для користувацького терміналу, яка може мати кілька антен або відому геометрію, можна пов'язати кут прибуття / кут випромінювання з орієнтацією користувацький термінал. Наприклад, якщо цей термінал несе антенну решітку, орієнтація (крен, крок, нишпорення) він буде обертати спостережуваний кут прибуття в системі координат масиву.

Таким чином, параметри каналу (кути і затримки) служать входами до задачі геометричного висновування: задано один або більше параметрів шляху  $(\tau_i, \theta_i, \phi_i)$ , визначають позицію і орієнтацію користувацького терміналу, а також 3D-координати рефлекторів, що генерують ці шляхи. Це, по суті, форма одночасної локалізації та картографування, яку іноді називають радіо-формами або каналами, де поза користувацьким терміналом та карта розсіювачів оцінюються разом (використовуючи підхід кластеризації та присвоєння з дифузною багатопроменевою системою).

Проблема полягає в тому, що зв'язок між вимірюваннями каналу і невідомою геометрією дуже нелінійний. Кути зазвичай вимірюються в локальному кадрі користувацького терміналу або локальному кадрі базової станції, і перетворення їх у обмеження положення включає тригонометричні рівняння. Крім того, якщо обидва положення терміналу і рефлектора невідомі, проблема невизначена з одного знімка (один має нескінченні рішення, якщо не доступні додаткові припущення або кілька вимірювань). Щоб вирішити проблему, більшість моделей припускають:

- Одна базова станція (якір) з відомою позицією (або декількома якорями у відомих позиціях). Це забезпечує опорну систему координат.
- Середовище складається з кінцевого набору відбивачів, які викликають домінуючі шляхи (часто припускаючи відображення одного відскоку на плоских

поверхнях).

- Користувацький термінал або базова станція має масив, здатний вимірювати кут випромінювання та кут прибуття (через променеподібне або спрямоване сканування), а форма сигналу дозволяє вимірювати затримки (через широкосмугову кореляцію або оцінку імпульсної реакції каналу).

У межах геометричних моделей міліметрового каналу кожен окремий шлях формалізується у вигляді рівняння, що накладає обмеження на невідомі параметри системи. Наприклад, наявність прямого шляху забезпечує однозначну інформацію про дальність і напрямок між базовою станцією та користувацьким терміналом. Натомість шлях, утворений відбиттям, несе агреговану інформацію, яка охоплює сумарну довжину траєкторії (тобто суму ділянок від базової станції до відбивача та від відбивача до користувацького терміналу) і два кутових параметри – кут випромінювання та кут прибуття [59].

Об'єднання кількох таких мультипроменевих вимірювань створює надлишкову систему рівнянь, яка може бути використана для однозначного визначення невідомих просторових змінних – таких як позиція та орієнтація користувацького терміналу, а також положення відбиваючих об'єктів у середовищі. Таким чином, геометрична структура міліметрового каналу виступає посередником між радіочастотними спостереженнями та просторовою реконструкцією середовища, забезпечуючи безпосередній зв'язок між мультипроменевими параметрами та конфігурацією фізичної сцени (зокрема, положенням користувача відносно інфраструктури та об'єктів навколишнього середовища).

Цей принцип є основоположним для задач спільної локалізації та зондування, де ціль полягає в одночасному відновленні позових характеристик користувацького терміналу та виявленні структурних елементів середовища. Ефективна реалізація такої спільної оцінки потребує використання спеціалізованих алгоритмічних засобів, здатних опрацьовувати високорозмірні й розріджені характеристики міліметрових сигналів [64].

Розв'язання задачі спільної локалізації та зондування зазвичай структурується у два послідовні етапи. Перший етап спрямований на оцінювання параметрів каналу,

який включає вилучення ключових характеристик багатопроменевого середовища, таких як кути прибуття, кути випромінювання та затримки окремих компонентів. Другий етап орієнтований на трансформацію оцінених радіопараметрів у просторові координати: позицію та орієнтацію користувачького терміналу, а також топологічні характеристики.

У науковій літературі запропоновано широкий спектр алгоритмів для реалізації цих етапів – від класичних геометричних методів до байєсівських фільтрів, оптимізаційних рішень та методів глибокого навчання. Такі алгоритми адаптовані до особливостей міліметрового розрідженості мультипроменевих шляхів та наявності квазіоптичної природи поширення [25].

Методи стисненого зондування використовуються для оцінки багатопроменевих параметрів шляхом використання розрідженості в області затримки кута. Точне оцінювання характеристика каналу зв'язку в сучасних КФС має важливе значення під час забезпечення ефективної передачі інформації в умовах обмеженості ресурсів. У бездротовому середовищі модель каналу досить часто є розрідженою, тобто, більшість коефіцієнтів є близькими до нуля, що надає можливість застосування стисненого зондування з метою зменшення зондувальних сигналів без втрати якості оцінки:

$$y = \Phi h + n, \quad (2.1)$$

де:  $y$  – вектор вимірів;

$\Phi$  - матриця зондування;

$h$  - розріджений вектор каналу;

$n$  – адитивний шум.

Сутність полягає у відновленні  $h$  за відомими  $y$  та  $\Phi$ , за умови, що  $n$  має обмежену кількість ненульових елементів. Використання стисненого зондування у КФС дозволяє скоротити енергоспоживання сенсорів шляхом зменшення переданих даних, знизити затримки та забезпечити стійкість.

Наприклад, простір безперервної затримки кута може бути дискретизований у

дрібну сітку, і для цього вирішується розріджений вектор, що пояснює вимірний канал (наприклад, за допомогою відповідності переслідування або  $\$ L - 1 \$$  - мінімізації). Одна з останніх схем пропонує двокроковий ієрархічний алгоритм стиснення для отримання інформації про кутову та відстань обох шляхів LoS та одного відскоку. Методи стиснення можуть ефективно обробляти вимірювання високої розмірності і мають здатність наближатися до меж теоретичної роздільної здатності, особливо при збільшенні сигнал/шум. Однак вони можуть вимагати ретельного проектування (роздільна здатність сітки, регуляризація) і можуть бути чутливими до ефектів поза сіткою (коли справжні кути лежать між точками сітки).

Інший клас методів обходить мережу за допомогою методів підпростіру або оцінки параметрів високої роздільної здатності. Класичні алгоритми обробки масивів розглядають оцінку кут випромінювання/ кут прибуття як спектральну проблему оцінки і можуть досягти супер-роздільної здатності. Методи високої роздільності надають змогу розрізняти сигнали або шляхи, які розташовані близько один від одного в просторі. Зазначені методи дозволяють досягнути більш високої точності, ніж класичні методи спектрального аналізу. До таких методів належать: метод класифікації кількох сигналів; метод оцінки параметрів сигналу з використанням методів ротаційної інваріантності та інші.

Нехай сигнал  $x(t)$  формується з кількох джерел:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K a(\theta_k) s_k(t) + n(t), \quad (2.2)$$

де  $a(\theta_k)$  – вектор напрямку;

$s_k(t)$  – сигнал  $k$ -того зв'язку;

$n(t)$  – шум.

Методи роздільної здатності визначають функцію вірогідності прийнятого сигналу, враховуючи параметри шляху, а також надають можливість пошуку параметрів, що його максимізують. Роздільна здатність включає в себе багатовимірну нелінійну оптимізацію і є асимптотично ефективною (досягає межі Крамера-Рао). Критичним кроком при оцінюванні каналів локалізації є правильна прив'язка

параметрів, що оцінюються, до різних шляхів – поєднання куку прибуття з відповідною затримкою та коефіцієнтом підсилення для кожного шляху. Оцінка параметрів високої роздільної здатності виступає ключовим інструментом при локалізації, адаптивного формування діаграм спрямованості, а також для аналізу середовища в КФС.

Після виявлення параметрів шляху наступним кроком виступає виведення позиції пристрою та макета середовища. В мобільних КФС точне визначення власного положення в просторі та побудова карти навколишнього середовища є досить важливим. Це забезпечується шляхом геометричного міркування в поєднанні з алгоритмами одночасної локалізації та відображення, що передбачає використання просторової інформації для визначення конфігурації об'єктів у навколишньому середовищі. При цьому будується модель на основі локальних спостережень сенсорів: лідарів, камер, інерційних сенсорів, у відкритих просторах тощо. Методи визначення положення поділяються на абсолютні (базуються на GPS або маркерах) та відносні (використовують одометрію, зображення або лідар). Для цього використовують для лінійних КФС – фільтр Калмана, графічну локалізацію – для побудови карти з оптимізацією траєкторії. Точність геометричного розрахунку визначає стабільність переміщення платформи та здатність уникати зіткнень.

Для вирішення завдань спільної локалізації можна використати наступні алгоритми або стратегії [29].

В рамках вирішення задачі спільної локалізації з використанням mmWave-сигналів застосування оптимізаційних методів дозволить мінімізувати функцію витрат, що визначаються як співвідношення між вимірними та змодельованими параметрами сигналів, такими як кут відбиття/прийняття та затримками, для визначення множини мультироменевих шляхів. Беручи до уваги високий ступінь складності рішень, використовують глобальні евристичні оптимізатори, а саме: метаевристичний метод оптимізації, який здатний відновлювати 6-ступеневе позиціонування користувачького пристрою разом з просторовими координатами декількох відбивачів. Зазначений метод діє як механізм глобального пошуку, уточнюючи попередні неточності, та ефективно вирішує задачу взаємозв'язку змінних

– позиціонування та орієнтація на користувачський термінал, а також положення відбивних об'єктів. Така задача класичними методами майже не вирішується.

Задача одночасного визначення позиції пристрою користувача та відображення навколишнього середовища може бути вирішена баєсівськими методами та алгоритмами одночасної локалізації та відображення (наприклад, коли термінал користувача переміщується у просторі і одночасно накопичує інформацію про середовище). При цьому застосовуються розширені фільтри Калманата та фільтр частинок, коли вектор стану може включати як ступеневу позицію пристрою користувача, так і положення рефлекторів. Кожний новий крок дозволяє отримати нові вимірювання, які можуть бути використані для оновлення апріорного розподілу ймовірностей стану.

Ключовою проблемою в наведених методах виступає встановлення відповідності між кожним вимірюванням та потенційним джерелом (рефлектором). Для вирішення цього завдання було адаптовано методи одночасної локалізації та картографування, які передбачають побудову факторних графів та використання моделі з латентними змінними. Особливого значення набувають алгоритми на основі випадкових змінних, а саме: фільтр густини ймовірнісної гіпотези та фільтр Пуасона-Мульти-Бернуллі. Такі методи дозволяють ефективно представляти числені можливі джерела, враховуючи невизначеність без потреби в явному призначенні кожного вимірювання окремому джерелу [54, 66].

В процесі проектування та управління КФС, особливо в умовах динамічної невизначеності, особливо значення набувають гібридні стратегії, які поєднують різні підходи до прийняття рішень, а також багатокрокові методи, які дозволяють врахувати можливі довгострокові наслідки дій. До гібридних стратегій можна віднести: моделі управління на основі правил в поєднанні з машинним навчанням; алгоритми класичного управління в поєднанні з навчанням з підкріпленням; евристичні алгоритми в поєднанні з нейромереживими оцінювачами. Зазначені стратегії дозволять підвищити сійкість КФС; компенсувати слабкі сторони окремих методів; забезпечити гнучкість та адаптивність в реальному часі.

У навчанні з підкріпленням багатокрокові методи застосовуються для

розрахунку повернення не лише за умови негайної вигоди, але й з урахуванням сукупності майбутніх вигід. Використання багатокрокових методів забезпечує пришвидшення навчання у складних середовищах; покращити узгодженість політики у різних станах середовища тощо. Гібридні стратегії у поєднанні з багатокроковими методами дозволяє суттєво підвищити надійність, адаптивність та ефективність управління КФС. Такий підхід є досить перспективним для середовища, де динаміка є складною, спостереження частковими, а рішення можуть мати негативні наслідки.

Таким чином, алгоритмічні підходи для спільної локалізації та зондування часто починаються з вилучення особливостей розрідженого каналу (кути, затримки), а потім застосовують геометричне міркування або фільтрування до позицій висновку. Використання алгоритмів на основі розрідженості (наприклад, компресійного зондування) та багатоступеневого оцінювання є загальним для обробки високого виміру та досягнення майже оптимальної точності з можливою складністю (спільна локалізація та екологічне зондування жорсткого тіла з 5G-міліметровою хвилею).

## 2.2 Схема використання параметрів каналу для виведення позиції пристрою

У задачах спільної локалізації та картографування з використанням міліметрових сигналів базовим положенням виступає припущення, що параметри багатопробного каналу несуть в собі відомості для опосередкованого сприйняття просторової структури середовища. Вимірювані параметри кожного окремого шляху можуть бути інтерпретовані як джерела геометричних обмежень, що надають змогу реконструювати як позицію пристрою користувача, так і характеристики навколишнього середовища.

У шляхах з прямою лінією видимості найбільш фундаментальні параметри (кут прийняття/ відбиття) дозволяють отримати безпосередні напрями між пристроєм користувача та базовою станцією:

$$LoS(A, B) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \forall x \in \overline{A, B} \quad x \notin O_i, \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}, \quad (2.3)$$

де  $O$  – множина перешкод.

Якщо додатково доступна оцінка дальності, зазначені параметри дозволяють виконати триангуляцію для точного визначення положення приймача у глобальній системі координат. Навіть за відсутності явної часової оцінки, множинні кутові вимірювання, зібрані від різних секторів або базових станцій, можуть бути використані для геометричної локалізації [67]. Перевагами LoS-підходу є швидкість навігації, простота реалізації та природність траєкторій; а обмеженнями можуть бути – чутливість до динамічних перешкод, обчислювальні витрати та неоптимальність у складних середовищах.

Згідно з дослідженнями консорціуму груп телекомунікаційних компаній щодо технологій позиціонування в 5G, поєднання куту випромінювання/ прибуття та затримки демонструє потенціал досягнення субметрової точності, що відповідає вимогам до комерційного розгортання систем високоточного позиціонування [71].

У багатьох середовищах сигнал міжпередавачем та приймачем не завжди може поширюватися прямими шляхами через наявність перешкод. В таких випадках сигнали поширюються шляхом відбиття від поверхонь (NLoS-підхід). Такі сигнали мають менше спотворення і можуть бути корисним для позиціонування та оцінювання середовища.

Відбитий сигнал створює альтернативний геометричний маршрут між користувачьким терміналом та базовою станцією через точку відбиття, яку можна інтерпретувати як віртуальне зображення базової станції, відображене у відповідній поверхні. У такий спосіб система отримує додаткові кутові та часові обмеження, які можуть бути використані для уточнення позиції користувача або, за наявності відомої пози користувачького терміналу, для оцінки положення відбивача [67]. Перевагами є: вища стабільність у порівнянні з багатовідбитковими шляхами; геометрична передбачуваність; можливість використання в умовах відсутності прямих шляхів. Але застосування даного підходу ускладнюється в умовах динамічних об'єктів, що вимагає точного визначення точок відбиття:

$$d_{total} = \|T_x - R\| + \|R - R_x\|, \quad (2.4)$$

де  $R$  – точка відбиття..

У загальному випадку, коли як термінал, так і рефлектори мають невизначене положення, задача зводиться до сумісного оцінювання кількох змінних, що задовольняють множину вимірювань. Деякі підходи, зокрема алгоритми, здійснюють пошук конфігурацій користувацького терміналу та поверхонь відбиття, які одночасно узгоджуються з усіма наявними параметрами шляху.

Ці дослідження доводять, що навіть в умовах значних перешкод прямій видимості, один стабільний та сильно виражений відбитковий шлях може бути використаний для високоточної оцінки 6-ступеневої позової конфігурації жорсткого тіла, а також для просторового виявлення відбиваючих об'єктів. Отже, відображення виконує роль геометричного «посередника», що дозволяє суттєво підвищити інформативність вимірювань і стабільність процесу локалізації в складних середовищах.

У складних середовищах, де наявні числені об'єкти, що відбивають та розсіюють міліметрові хвилі, бездротові сигнали можуть досягати приймача за допомогою множинного відбиття та дифузного багатопроменевого поширення. Такі явища створюють суттєві виклики для локалізації та стабільної передачі даних у КФС [43]:

$$d_{total} = \sum_{i=1}^n \|P_i - P_{i+1}\|, \quad (2.5)$$

де  $P_i$  – точки відбиття,  $n$  – кількість відбиттів.

Якщо доступно кілька дзеркальних відображень (від різних відбивачів), користувацький термінал може виконувати форму мультилатерації з відображенням, аналогічну наявності декількох віртуальних якорів. Наприклад, один шлях може вказувати на «користувацький термінал знаходиться на відстані  $X$  метрів від стіни  $A$  під певним кутом», а інший шлях вказує на відношення до стіни  $B$  і так далі, дозволяючи положення користувацький термінал бути триангульованим через відбивачі. Аналогічним чином, орієнтації поверхонь іноді можуть бути виведені: наприклад, якщо шлях йде під певним кутом і положення користувацький термінал і

базова станція відомі, можна зробити висновок, що нормаль відбиваючої поверхні лежить в площині, яка ділить навпіл падаючі і відбиті промені. Моделі дифузного поширення передбачають розподіл потужності на лише по одному шляху, їх застосування вимагає стохастичного моделювання. Для КФС практична значущість полягає у зниженні точності позиціонування; можливість визначення непрямого шляху, а також для розпізнавання шаблонів багатопроменевого середовища.

Фундаментальною характеристикою виступає орієнтація пристрою в просторі, що визначає кутову конфігурацію об'єкта відносно глобальної системи координат. Орієнтація вступає в гру в тому, як пристрій сприймає кути. Якщо пристрій має кілька елементів антени, розташованих у відомій геометрії різниця в фазі між масивами дає кут прибуття локальному кадрі пристрою.

Поза об'єкта визначається:

$$T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \in SE, \quad (2.6)$$

де  $R \in SO$  – матриця обертання,  $t \in R^3$  – вектор положення в просторі;  $SE$  – група рухів жорсткого тіла в тривимірному просторі.

Порівнюючи вимірний кут прибуття в цьому локальному кадрі з тим, що буде в глобальному (наприклад, базова станція кадрі, можна вивести орієнтацію (нишпорення, крок, крен) пристрою. Простіше кажучи, масив пристрою може повідомляти про «сигнал від базової станції, що надійшов на  $30^\circ$  праворуч від прямої осі пристрою» - якщо базова станція насправді знаходиться на північ від пристрою, це означає, що пристрій повертається на  $30^\circ$  відносно півночі. Наприклад, прямий шлях може обмежувати нишпорення та висоту, тоді як відбиття від підлоги може додатково обмежувати рулон (оскільки він може прийти знизу). У згаданому дослідженні локалізації жорсткого тіла 5G алгоритм зміг відновити повну 6-ступеневу позу, об'єднавши дані кута та затримки з одного LoS та одного відбитого шляху (Спільна локалізація та екологічне зондування жорсткого тіла з 5G-міліметровою хвилею). Як правило, орієнтація оцінки переплітається з оцінкою

положення - обидва вирішуються разом, пристосовуючи геометричну модель до вимірюваних параметрів каналу [73].

Завдяки сучасним алгоритмам оцінювання радіочастотних характеристик, такі параметри каналу як кут прибуття, кут випромінювання та час прибуття перетворюються на потужні інструменти радіолокаційного зондування. Отримання цих параметрів із високою просторово-часовою роздільністю дозволяє використовувати систему бездротового зв'язку як мультисенсорну платформу, в якій антенні масиви відіграють роль кутових сенсорів, а часові вимірювання – роль сенсорів дальності.

Інтерпретація вектору таких вимірювань на основі коректної фізичної та геометричної моделі дозволяє не лише визначити положення та орієнтацію користувачького обладнання, але й здійснити побудову елементарної карти навколишнього середовища. Така карта може містити положення об'єктів, які функціонують як домінуючі радіовідбивачі, зокрема: стіни, металеві опори, транспортні засоби тощо – як у виробничих цехах, так і в умовах відкритого міського простору. Орієнтація в просторі виступає ключовим параметром управління та взаємодії КФС із зовнішнім середовищем. Точне визначення позиції пристрою дозволяє підвищити надійність, стабільність та безпеку систем, що функціонують у тривимірному просторі.

Незважаючи на високий потенціал спільної локалізації та зондування середовища з використанням міліметрових технологій, їх реалізація супроводжується певними суттєвими викликами [59, 61, 63, 67, 72, 73].

В сучасних КФС та складних системах управління досить часто доводиться працювати з високорозмірними параметричними просторами. Такі простори можуть охоплювати безліч параметрів, між якими існують тісні залежності. Оцінювання в таких умовах пов'язано зі складністю в обчисленнях, надмірною варіативністю моделей та ризиком. При зростанні кількості параметрів виникає складність у побудові достовірної апостеріорної оцінки за умови наявності великої кількості змінних, що є взаємозалежними, і навіть незначна помилка в позиційній оцінці користувачькому обладнанні може призвести до систематичних відхилень у всіх

кутових параметрах для множини шляхів. Через експоненційне зростання обчислювальної складності повний перебір значень у такому просторі є практично неможливим:

$$p(\theta|X) \propto p(X|\theta) \cdot p(\theta), \quad (2.7)$$

де  $\theta \in R^n$ ,  $n \gg 1$  – точки відбиття,  $n$  – кількість відбиттів.

З метою подолання цієї складності у КФС часто застосовується стратегія декомпозиції задачі на підетапи. При застосуванні зазначеного підходу на першому етапі виконується оцінювання параметрів каналу, а на другому відбувається геометрична реконструкція. Такий поділ дозволяє зменшити розмірність задачі на кожному кроці, забезпечуючи кращу обчислювальну керованість.

Отже, оцінювання у багаторозмірному параметричному просторі є досить складним завданням, що вимагає застосування апроксимації, структурного аналізу та адаптивної оптимізації, але в подальшому забезпечить ефективність та стійкість моделей у КФС.

Сучасні КФС, що функціонують у складному динамічному середовищі, можуть бути описані нелінійними, багатовимірними моделями, які складно розв'язуються в аналітичній формі. В таких випадках використовуються альтернативні методи, що засновані на релаксації та лініаризації. Зазначені методи є потужними інструментами для адаптації складних моделей КФС, часто використовуються для прогнозування, оцінювання стану та оптимізації, з метою забезпечення балансу між точністю та швидкістю.

Враховуючи обмеженість часу, обчислювальних ресурсів та фізичних процесів в КФС, для підвищення оперативності прийняття рішень в задачах управління, маршрутизації та оптимізації застосовуються евристичні алгоритми. У КФС такі алгоритми дозволяють швидко адаптуватися до змін середовища без повного перебору всіх варіантів рішень та побудови складної математичної моделі. Евристичні алгоритми в КФС застосовуються для планування маршрутів та навігації; маршрутизації; оптимізації ресурсів системи та реактивного управління. Зазначені

алгоритми забезпечують високу швидкість прийняття рішень; часткову адаптивність до умов динамічного середовища; низькі витрати на обчислення. Але застосування евристичних алгоритмів не гарантує глобальної оптимальності, не забезпечує масштабування при наявності великої кількості параметрів. Такі алгоритми доцільно поєднувати з методами оптимізації або машинного навчання.

Ключовим викликом у спільній локалізації та картографуванні є невизначеність у встановленні відповідності між вимірюваннями та відбиваючими об'єктами в середовищі. За наявності декількох мультипроменевих шляхів приймач не має апріорної інформації про те, яке саме відбиття відповідає якому об'єкту, і скільки таких об'єктів фактично присутні. Наприклад, простий алгоритм може помилково трактувати два різні шляхи як результат відбиття від одного об'єкта, або навпаки. Подібні помилки часто виникають у симетричних середовищах, де схожі геометричні конфігурації генерують схожі сигнальні ознаки. Для вирішення таких неоднозначностей активно застосовуються ймовірнісні методи, що забезпечують математичну основу для прийняття рішень у випадкових середовищах, виявленні анамалій, локалізації та адаптивного управління КФС. Також використовуються робастні методи, дає змогу поступово будувати карту середовища, фільтруючи викиди. Особливо ефективним є підхід, заснований на теорії випадкових нескінченних множин, який дозволяє відображати карту орієнтирів як стохастичну структуру з невизначеним числом елементів, природно моделюючи появу та зникнення відбивачів, а також невизначеність у призначенні шляхів.

У реальних умовах сигнал не завжди поширюється у вигляді чітких дзеркальних відбиттів. Поверхнева шорсткість, складна геометрія та особливості матеріалів призводять до утворення дифузних компонентів, що формують кластери променів з близькими значеннями кутів та затримок. Неврахування цих ефектів може спричинити появу помилкових відбивачів або викривлення карти середовища. Одним з ефективних способів розв'язання цієї проблеми є групування дифузних променів навколо основного дзеркального, інтерпретуючи їх як відображення від одного фізичного об'єкта з просторовим розсіюванням. Застосування таких підходів дозволяє підвищити точність оцінювання, оскільки враховує слабкі сигнали.

В КФС ключовою умовою є синхронізація між базовою станцією та пристроєм користувача, оскільки недотримання цієї умови створює систематичну похибку у вимірюваннях. Така похибка вводиться як додатковий параметр, що підлягає обов'язковому оцінюванню. При формулюванні завдання одночасної локалізації та відображення є можливість дослідити вектор стану, враховуючи позицію пристрою користувача.

В системах локалізації, в більшості випадків, перевага надається сигналам прямої видимості, адже саме вони забезпечують найвищу точність, найменшу затримку тощо. Але у випадках, коли прямі шляхи недоступні, траєкторія сигналу виступає основним джерелом інформації. Важливим елементом виступає правильна класифікація прямих та непрямих шляхів, яка відбувається за рахунок перевірки взаємоузгодженості між вимірюваннями різних параметрів. В таких випадках застосовуються ієрархічні методи, які передбачають поєднання аналізу та глобальної оптимізації, для інтеграції в єдину систему оцінювання. Використання ієрархічних методів дозволяє знизити ризик суттєвої помилки, яка пов'язана з неправильною класифікацією сигналів.

Під час проведення такого аналізу потрібно визначити пропускну здатність базової станції, враховуючи вхід/вихід, що дозволяє врахувати похибки, які пов'язані з відстанню та кутом відбиття. Проведення вимірювань кута прибуття дозволяє зменшити похибку позиціонування пристрою. Непрямі шляхи не завжди потрібно розглядати як джерело похибки, оскільки вони можуть зменшити невизначеність. Для визначення точності локалізації використовуються міжвузлові вимірювання та їх взаємодія з фіксованими маяками. Нижня межа Крамера-Рао дозволяє показати найкращу точність положення для незміщених параметрів, тобто невизначеність у жорсткій орієнтації зменшується, коли непрямий шлях замінює прямий. Даний метод дозволяє оцінити межу точності перед впровадженням КФС; нижня межа може виступати еталоном для порівняння реальних алгоритмів; дозволяє планувати маршрути, а також для зменшення похибки локалізації. Доведено, що існує тісний зв'язок між позиціонуванням пристрою та базовою станцією.

Багато сучасних алгоритмів оцінювання під час спостереження демонструють

здатність наближатися до нижньої межі Крамера–Рао, що вказує на їхню асимптотичну ефективність. Зокрема, методи, які поєднують розріджену оцінку з пошуком на тонкій сітці параметричного простору, здатні досягати кутової та часової роздільності, близької до нижньої межі при високих значеннях відношення сигнал/шум. Це означає, що кінцева похибка позиційного оцінювання лише незначно перевищує теоретичну межу, встановлену для оцінювачів. Класичні підпросторові методи, зокрема класифікація кількох сигналів, добре відомі своєю здатністю досягати нижньої межі Крамера–Рао у задачах оцінювання напрямку прибуття, за умови високого SNR і точної відповідності моделі даних [54].

У контексті фільтраційних алгоритмів SLAM, ефективність оцінювачів зазвичай порівнюється з нижньою межею Крамера–Рао шляхом аналізу емпіричної середньоквадратичної похибки положення користувачького пристрою та відбивачів. Експериментальні моделювання свідчать, що для помірних значень SNR ці оцінки можуть досягати рівня  $1.1\text{--}1.5\times$  нижню межу Крамера–Рао, що вважається досить близьким до теоретично оптимальної межі. Проте, при низьких рівнях сигнал/шум або порушеннях припущень моделі (наприклад, некоректна апроксимація числа відбивачів), оцінювачі можуть ставати упередженими або втрачати когерентність із правильними шляхами, що робить досягнення нижньої межі Крамера–Рао неможливим. У таких випадках більш стійкі методи, такі як фільтрація частинок або максимальна апостеріорна оцінка, показують кращу адаптацію, працюючи близько до нижньої межі Крамера–Рао у визначених режимах використання.

Окрім точності оцінювання, важливою характеристикою алгоритмів є їх обчислювальна складність та здатність до роботи в реальному часі. Тут часто виникає компроміс: алгоритми, що демонструють точність, близьку до нижньої межі Крамера–Рао (наприклад, оцінювачі максимальної правдоподібності), мають високі обчислювальні витрати і можуть виявитися непридатними для реалізації в режимі реального часу в рамках обмежень систем 5G. Натомість швидші алгоритми – зокрема, розширені фільтри Калмана або методи з грубим дискретним скануванням – забезпечують нижчий рівень точності, але залишаються практично придатними [68].

Незважаючи на це, дослідження показують, що навіть спрощені підходи здатні

задовольняти практичні вимоги для багатьох сценаріїв. Зокрема, було продемонстровано, що використання міліметрових сигналів 5G у поєднанні зі стандартною антенною решіткою та обмеженою смугою пропускання дає змогу досягати позиційної точності на рівні декількох дециметрів для пристрою користувача та визначати розташування відбивачів з точністю до одного метра, що узгоджується з вимогами внутрішньої навігації.

Очікується, що майбутні бездротові системи, зокрема ті, що виходять за межі стандарту 5G (наприклад, 6G), завдяки використанню ширших смуг частот, інтелектуальних відбиваючих поверхонь (IRS) та інших новітніх технологій, ще більше наблизяться до теоретичних меж точності, визначених інформаційною теорією [66].

Теоретичні переваги спільної локалізації та зондування за допомогою 5G міліметрових сигналів знайшли численне підтвердження в моделюваннях і зростаючій кількості емпіричних досліджень.

Узагальнимо ключові результати, які є репрезентативними для сучасного стану досліджень у цій сфері.

В роботі [22] змодельовано тривимірний внутрішній простір із однією базовою станцією та відбивачами. Запропонований алгоритм досягає міліметрової точності позиціонування та кутової похибки нижче  $0,5^\circ$  на коротких дистанціях (кілька метрів) у сценаріях з прямою видимістю. У сценаріях з повним затіненням, один сильний відбивач забезпечує стабільну точність локалізації з похибкою на рівні кількох сантиметрів, а також точне визначення розташування самого відбивача на поверхні. Дослідження доводить, що включення непрямих шляхів зменшує еліпс невизначеності в оцінці положення. Дослідники підтверджують ефективність зазначеного підходу через порівняння з нижньою межею Крамера–Рао, демонструючи близькість оцінок до теоретичної межі точності

Автори робіт [2, 17, 29] обґрунтовують ефективність використання множинних шляхів (прямих + непрямих контурів) у порівнянні з виключно прямою локалізацією. Зокрема, імітації фільтра на одnobічному каналі 5G показали, що додавання одного-двох шляхів з відбиттям може зменшити позиційну похибку на 30–50% та

забезпечити відображення відбивача(ів) із точністю до 1 метра. За наявності трьох або більше незалежних шляхів точність реконструкції оточення досягала субметрового рівня. Це підтверджує інтуїтивне припущення, що кожен додатковий мультипроменевий шлях надає нове геометричне обмеження, що підвищує стійкість та точність спільної оцінки.

В роботі [27] реалізовано алгоритм 5G одночасної локалізації та картографування, який заснований на поширенні переконань, що був протестований у низці складних симуляцій. Результати показали, що фільтр здатен досягати позиційної точності на рівні дециметрів для користувацького пристрою та метрової точності у відображенні орієнтирів у середовищах з помірною складністю. Навіть за умов дифузного мультипатового середовища, алгоритм демонстрував стійку збіжність, що свідчить про його здатність обробляти недосконалі (недзеркальні) відбиття. Водночас виявлено, що ширина смуги пропускання та кількість антен є критичними, а зменшення цих параметрів призводило до злиття дифузних компонентів і зменшення кількості незалежних спостережень, що суттєво погіршувало продуктивність системи.

Ключовим етапом розробки КФС є експериментальні валідації, які дозволяють підтвердити теоретичні припущення, а також підтвердити ефективність проєктованих систем в умовах, наближених до реальних. Експериментальні валідації забезпечують реалістичну перевірку проєктованих КФС, враховуючи вплив шуму, затримок, апаратних обмежень та невизначеностей. Наприклад, у внутрішньому середовищі із використанням стандарту WiGig/802.11ad на частоті 60 ГГц було досягнуто кутової точності в межах кількох градусів і лінійної точності на рівні 10 см у 2D. Інший експеримент на 28 ГГц у відкритому просторі дозволив вимірювати кути прибуття відбиттів та оцінювати положення стін із точністю десятків сантиметрів, фактично створюючи спрощену карту простору. Основним обмеженням у цих дослідженнях виявилась необхідність ретельного калібрування, оскільки навіть незначні похибки у калібруванні призводили до систематичних зсувів у параметрах кутів або затримок.

У складному динамічному середовищі функціонування КФС виникають певні виклики, що пов'язані з відхиленням математичної моделі від реального об'єкта.

Тестування стійкості до цих відхилень є необхідним для забезпечення надійності, адаптивності та безпеки КФС. Числені дослідження було орієнтовані на аналіз сценаріїв з неідеальними або динамічними відбивачами. Результати моделювання свідчать, що поверхні з помірною шорсткістю, які генерують дифузні кластери променів, можуть розглядатися як ефективні одиничні відбивачі для задач локалізації. У випадках рухомих об'єктів, шляхи, що змінюються в часі, можуть бути або проігноровані як викиди, або інтегровані в динамічну версію одночасної локалізації та картографування, де об'єкти розглядаються як рухомі агенти. Окремі дослідження вже продемонстрували можливість включення Доплер-ефекту та аналізу часової динаміки кутів для оцінки швидкості таких об'єктів у поєднанні з локалізацією основного пристрою.

Таким чином, висока точність позиціонування та просторової реконструкції, підтверджена як аналітично, так і емпірично, вказує на великий потенціал цієї технології в задачах точного позиціонування, навіть у складних умовах реального середовища. Розробка нових алгоритмів та збільшення доступності апаратних засобів продовжують розширювати межі досягнень у цьому напрямі.

### 2.3 Висновки до другого розділу

Встановлено, що 5G міліметрової системи зв'язку системи пропонують потужну платформу для одночасної локалізації пристроїв та датчиків навколишнього середовища, завдяки їх великій пропускну здатності та високій кількості антенних решіток, які забезпечують затримку та кутову роздільну здатність.

Доведено, що сигнали mmWave є квазіоптичними та розрідженими, що містять кілька домінантних шляхів, які можна оцінити з високою точністю.

Теоретичні межі продуктивності вказують на те, що можлива ще більша точність, і багато практичних алгоритмів вже працюють близько до цих меж за сприятливих умов (спільна локалізація та датчик навколишнього середовища жорсткого тіла з 5G-міліметровою хвилею системою зв'язку).

### 3 СЕРВІС-ОРІЄНТОВАНА АРХІТЕКТУРА НА ОСНОВІ СПІЛЬНОГО РОЗПОДІЛУ РЕСУРСІВ

#### 3.1 Архітектура кіберфізичної системи

З огляду на стрімке розгортання мереж п'ятого покоління (5G), спостерігається інтенсивне зростання кількості інтелектуальних пристроїв і машин, підключених до комунікаційної інфраструктури. Це включає автономні транспортні засоби та роботизовані системи, що формують основу так званого мережевого суспільства, тісно пов'язаного з концепцією Інтернету. Прогнозується, що впродовж наступного десятиліття розвиток нових застосунків, базованих на масовому підключенні в межах 5G і подальших технологій, призведе до експоненційного зростання обсягів переданих даних.

Однак, традиційні показники ефективності бездротових систем зв'язку – зокрема швидкість передачі, спектральна ефективність та надійність – не відповідають зростаючим вимогам новітніх застосувань. Зокрема, інтелектуальні виробничі та транспортні рішення потребують не лише високошвидкісного передавання даних, а й високоточної локалізації, що є критично важливим у середовищах з обмеженою або відсутньою доступністю GPS.

Попри наявність різноманітних технологій позиціонування, переважно роздільне проєктування систем зв'язку й локалізації зумовлює підвищені витрати, знижену ефективність та ускладнення у впровадженні. У відповідь на ці виклики пропонується інтегрована парадигма Інтегрованої локалізації та комунікації, яка належить до напрямку Інтегроване зондування та зв'язок.

Цей підхід має дві принципові переваги. По-перше, інтеграція функцій позиціонування в існуючу телекомунікаційну інфраструктуру дозволяє оптимізувати витрати на обладнання та зменшити енергоспоживання. Зокрема, поєднання міліметрового діапазону з великомасштабними спрямованими антенними решітками забезпечує підвищену точність позиціонування, дозволяючи використовувати спільну радіочастотну передню частину для виконання обох функцій – передачі даних

і локалізації, що мінімізує необхідність перемикання між різними приймальними траками.

По-друге, уніфікація дизайну сигналів для реалізації функцій як локалізації, так і зв'язку, дозволяє знизити ресурсне навантаження на систему та підвищити її пропускну здатність. Інтегрована система локалізації та комунікація забезпечує централізоване управління ресурсами, що виключає необхідність окремої оптимізації для кожної функціональної підсистеми, зменшуючи, таким чином, накладні витрати, пов'язані з преамбулами та сигнальними компонентами. Особливу увагу в цій парадигмі приділено можливості паралельної реалізації локалізації та оцінки каналу під час передачі пілот-сигналів, що є ключовим кроком до побудови адаптивних і масштабованих комунікаційних систем нового покоління.

У межах архітектури Інтегрованої системи локалізації та комунікації виникає дослідницька задача балансування суперечливих вимог: з одного боку, забезпечення високої точності визначення місцезнаходження, а з іншого – підтримання ефективності інформаційного обміну. Ці вимоги формуються в залежності від специфіки прикладного сценарію й можуть мати як вузькоспеціалізований, так і комбінований характер. Таким чином, основним викликом для проєктувальників систем типу Інтегрованої системи локалізації та комунікації стає розробка механізмів оптимального розподілу обмежених радіочастотних ресурсів з урахуванням потреб як гібридних, так і цілеспрямованих запитів користувача.

У традиційних підходах процеси розподілу ресурсів для задач зв'язку та локалізації реалізуються ізольовано: перші орієнтовані на підвищення точності позиціонування, другі – на максимізацію швидкості та надійності передачі даних. Однак такий підхід виявляється недостатньо ефективним у контексті об'єднаних систем Інтегрованої системи локалізації та комунікація, оскільки ресурси, що використовуються одночасно обома функціями, є обмеженими, а їхні вимоги – суперечливими.

У цьому контексті критично важливим завданням постає пошук балансу між точністю позиціонування та якістю комунікаційного каналу. Складність полягає у спільному використанні апаратної інфраструктури й обмеженого частотного ресурсу,

що у багатьох випадках унеможлиблює паралельну реалізацію обох функцій на одній платформі. Відсутність інтеграційного підходу в процесі архітектурного проектування систем зумовлює необхідність пріоритетного обслуговування лише однієї функції, що негативно позначається на загальній ефективності. Наприклад, збільшення кількості пілот-сигналів для підвищення точності локалізації неминуче призводить до зменшення доступної смуги пропускання для передачі інформації, спричиняючи комунікаційні затримки. Це вказує на необхідність запровадження єдиної інтегрованої метрики продуктивності, яка б ураховувала як технічні, так і прикладні обмеження та дозволяла б адаптивно розподіляти ресурси між задачами локалізації й зв'язку відповідно до змінних вимог користувача.

У більшості сучасних інтегрованих систем [4, 20, 25, 52] підхід до управління ресурсами ґрунтується на максимізації середніх значень відповідних характеристик за умов конкуренції за обмежені ресурси. Так, у дослідженні [52] була продемонстрована ефективність оптимізації радіоресурсів для підвищення середньої пропускну здатності, зменшення затримок і підвищення точності зондування. Втім, використання середніх значень як основного критерію ефективності має два концептуальні недоліки.

По-перше, вищий показник не завжди є кращим з точки зору практичного використання. Наприклад, забезпечення дециметрової точності у сценарії, де достатньо метричної точності (наприклад, у контексті навігаційної системи), веде до нераціонального витрачання обмежених ресурсів. Це підкреслює необхідність у врахуванні релевантності ресурсних витрат у залежності від прикладного контексту.

По-друге, значущість функцій зв'язку та локалізації суттєво варіюється залежно від конкретного сценарію використання. Наприклад, у мобільній робототехніці критичними є параметри точності та частота оновлення локалізаційних даних, тоді як для задач реального часу в інтерактивних системах пріоритетною є стабільність і надійність передавання інформації. Таким чином, єдиний підхід до оцінки ефективності системи є недостатнім. Необхідно впроваджувати адаптивні метрики продуктивності, які б динамічно змінювались відповідно до вимог прикладного середовища та очікувань кінцевого користувача.

Одним із ключових викликів у рамках реалізації Інтегрованої системи локалізації та комунікація є формалізація підходів до кількісного оцінювання вартості надання сервісів та максимізації їх цінності за умов обмежених ресурсів. З огляду на гетерогенність користувацьких вимог і широкий спектр експлуатаційних обмежень, система стикається із задачею багатовимірного управління ресурсами. Оскільки апаратні ресурси використовуються спільно для реалізації як функцій локалізації, так і функцій зв'язку, виникає необхідність у збалансованому розподілі часових інтервалів та спектральних ресурсів.

Ускладнюючим чинником є зростання інтенсивності сервісних запитів, що генерує безпрецедентне навантаження на Інтегровану систему локалізації та комунікації і значно ускладнює координацію ресурсного розподілу. Відомо, що задача багатовимірної оптимізації ресурсів (час-частота) належить до класу NP-складних задач, що підкреслює високий рівень інженерної складності у реалізації ефективного механізму управління в таких системах.

Інтегрована система локалізації та комунікації представляє собою бездротову архітектуру нового покоління, яка забезпечує одночасне надання сервісів позиціонування та передачі даних з використанням єдиної інфраструктури та сигналів. У контексті майбутніх мереж шостого покоління (6G) концепція Інтегрованої системи локалізації та комунікації набуває особливої актуальності. Серед основних технологічних платформ, що розглядаються як найбільш перспективні для реалізації Інтегрованої системи локалізації та комунікації, особливе місце займають міліметрові хвилі, характерні для мереж 5G. Сигнали у цьому діапазоні забезпечують як надвисокі швидкості передачі даних, так і можливість досягнення сантиметрової точності локалізації завдяки широкій смузі пропускання та високій спрямованості випромінювання.

З огляду на це, подальші дослідження в області Інтегрована система локалізації та комунікації мають бути зосереджені на розробці масштабованих, обчислювально ефективних підходів до розв'язання NP-складних задач управління ресурсами, враховуючи особливості апаратної інтеграції та специфіку користувацьких сценаріїв.

Досягнення сантиметрової точності позиціонування у системах на основі міліметрових хвиль зумовлюється двома ключовими технологічними чинниками – великою шириною смуги пропускання та високою спрямованістю сигналів. У межах архітектури Інтегрованої системи локалізації та комунікації, підтримуваної міліметрового діапазону 5G, базова станція, оснащена масивною антенною решіткою, функціонує як передавач подвійного призначення. Вона одночасно забезпечує зв'язок і локалізацію для користувачького обладнання, що дозволяє значно зменшити апаратні витрати та підвищити загальну ефективність системи.

Зокрема, базова транслює як стандартні сигнали передачі даних, так і спеціалізовані позиціонувальні референсні сигнали. Користувачьке обладнання використовує ці сигнали для оцінки параметрів середовища, таких як кут приходу та час приходу, що є базисом для точного позиціонування.

Застосування єдиного дизайну апаратних і радіоресурсів уможливорює обслуговування обох функцій в межах одного середовища, уникаючи необхідності створення двох окремих інфраструктурних рішень для зв'язку та позиціонування.

В інтегрованих системах локалізації та комунікації можуть бути реалізовані як режими downlink, так і uplink. У downlink-сценарії базова станція транслює пілотні PRS-сигнали, переплетені з основним трафіком передачі даних, які користувачький пристрій використовує для визначення свого положення відносно базової станції. У свою чергу, uplink-сценарій передбачає передавання користувачького обладнання власних сигналів, які приймаються одночасно кількома базовими станціями, дозволяючи здійснити локалізацію з боку мережі. Міліметрові діапазони 5G NR вже впровадила відповідні механізми та сигнали для підтримки таких сценаріїв, включаючи можливість виведення параметрів каналу (наприклад, затримки та кути) під час звичайного обміну даними.

Одним з центральних інженерних викликів у таких системах є забезпечення взаємної ненакладності вимірювань локалізації та процесу передачі даних. Це досягається шляхом ретельної координації частотно-часових ресурсів та конфігурації антенних пучків. Типова структура кадру в mmWave Інтегрованої системи локалізації та комунікації реалізує розподіл ресурсів на комунікаційні слоти та слоти

позиціонування, як це ілюструє приклад downlink-кадру 5G NR, де чітко зарезервовані інтервали для даних і для пілотних сигналів позиціонування.

Цей підхід уможливорює повноцінну інтеграцію downlink та uplink функціоналу без потреби в окремій інфраструктурі для задач позиціонування, що відкриває шлях до ефективнішого використання мережевих ресурсів у 5G-середовищах із підтримкою послуг подвійного призначення.

Конвергенція функцій зв'язку та локалізації в рамках єдиної інтегрованої системи породжує фундаментальну проблему – конкуренцію за спільні радіоресурси. Обидві служби використовують одні й ті самі ресурси, включаючи часові інтервали, частотну смугу пропускання, енергетичний бюджет передачі тощо. У разі неконтрольованого або наївного управління, покращення ефективності однієї з функцій неминуче відбуватиметься за рахунок зниження ефективності іншої.

Зокрема, системи, що базуються на mmWave-комунікаціях, вимагають регулярного тренування та вирівнювання напрямку антенного пучка для підтримання високошвидкісного зв'язку. Цей процес також є джерелом даних для задач позиціонування, оскільки дозволяє збирати параметри, необхідні для оцінки просторових характеристик каналу. Збільшення часу, виділеного на тренування, підвищує точність позиціонування, проте зменшує інтервали, доступні для передачі корисного навантаження.

Навпаки, зменшення накладних витрат з метою максимізації пропускної здатності зв'язку може призвести до зниження точності локалізації. Цей взаємовиключний ефект формує типовий компроміс продуктивності, який потребує ретельно оптимізованого механізму спільного розподілу ресурсів, орієнтованого на досягнення максимальної загальної ефективності інтегрованої служби.

Останні дослідження показують, що ефективність функцій зв'язку та локалізації у mmWave-системах не лише взаємозалежна, але й має потенціал для синергії за умови правильної координації. Наприклад, висока точність позиціонування здатна суттєво покращити комунікаційні функції, зокрема в аспектах формування напрямку пучка, оптимізації процесів передачі та зменшення затримок при перемиканні між базовими станціями. Зі свого боку, стабільне та надійне

з'єднання забезпечує безперебійний обмін параметрами позиціонування, що створює умови для ефективного управління мобільними пристроями в реальному часі.

Отже, архітектури інтегрованої системи локалізації та комунікації повинні проектуватися з урахуванням цих фундаментальних компромісів і потенційних точок синергії, що вимагає розробки складних алгоритмів адаптивного керування ресурсами на основі динамічної оцінки вимог як з боку комунікації, так і з боку локалізації.

Спільне управління ресурсами в інтегрованих системах локалізації та комунікації є ключовою парадигмою, що передбачає одночасний розподіл таких обмежених ресурсів, як час, частотна смуга, енергетичний бюджет та просторові характеристики антен, для задоволення вимог як зв'язку, так і локалізації. На відміну від традиційного ізольованого підходу, спільне управління ресурсами дозволяє досягти балансу між точністю позиціонування та пропускнуою здатністю зв'язку, не жертвуючи однією метою задля досягнення іншої.

Основна перевага такого підходу полягає в можливості забезпечення вищої загальної цінності сервісу для користувачів. Система здатна уникати надмірної деградації будь-якої з функцій, досягаючи компромісної або навіть синергетичної ефективності. Дослідження засвідчують, що за умов ефективної багатовимірної оптимізації розподілу ресурсів можливе одночасне досягнення високої точності локалізації та високої швидкості передачі даних навіть у ресурсно обмежених сценаріях, характерних для mmWave-систем із підтримкою трансляції з різних систем на декілька систем

Таким чином, інтегроване управління ресурсами в Інтегрованих системах локалізації та комунікації розкриває повний потенціал мереж 5G з подвійним призначенням. Без спільної оптимізації одна з функцій може захопити невиправдано велику частину ресурсів, що призводить до асиметричних або неоптимальних результатів – наприклад, високої пропускнуої здатності, але з недостатньою точністю локалізації, або навпаки.

Запровадження динамічного планувальника ресурсів в інтегрованих системах локалізації та комунікації дозволяє адаптувати розподіл у режимі реального часу

відповідно до заданих вимог якості обслуговування для обох служб. Це сприяє не лише підвищенню надійності сервісів, що орієнтуються на позиціонування, але й ефективнішому використанню апаратних та спектральних ресурсів. Більш того, спільний розподіл ресурсів забезпечує покращену підтримку для місцезалежних сервісів у мережах 5G, таких як інтелектуальні транспортні системи, мобільна робототехніка тощо.

Отже, концепція спільного розміщення ресурсів у інтегрованих системах локалізації та комунікації не є просто архітектурною зручністю, а виступає критично необхідним елементом для досягнення оптимальної та справедливої продуктивності в умовах конкурентного доступу до обмежених системних ресурсів.

В межах кваліфікаційної роботи запропоновано новий підхід до інтеграції функціоналу локалізації та комунікації на основі спільного використання спектральних і часових ресурсів. Розроблено уніфіковану стратегію розподілу ресурсів, яка одночасно враховує специфічні потреби користувачів щодо якості зв'язку та точності позиціонування (на відміну від традиційних підходів, де ці функції реалізуються незалежно). Проведено детальний аналіз обмежень існуючих методів управління ресурсами, на підставі чого сформовано нову інтегровану модель, що орієнтована на максимізацію сумарної корисності сервісу. Запропонована адаптивна стратегія ресурсного розподілу в інтегрованих системах локалізації та комунікації дозволяє ефективно масштабуватись до сценаріїв з різнорідними запитами, забезпечуючи гнучкість і відповідність прикладним вимогам.

Для вирішення задачі оптимального розподілу обмежених ресурсів між кількома конкуруючими користувачами введено нову метрику – «Вартість обслуговування». Ця метрика є спеціалізованою функцією корисності, яка враховує індивідуальні запити користувача, поточну ресурсну ситуацію та важливість завдання. Реалізовано модель компромісної оцінки, що дозволяє знаходити збалансовані рішення у просторі «запит – ресурс». Результати чисельного моделювання продемонстрували високу ефективність застосування азначеної метрики у задачах багатокритеріальної оптимізації, що підтверджує її здатність забезпечувати узгодженість між загальною продуктивністю інтегрованої системи

локалізації та комунікації та ефективністю розподілу ресурсів при різних рівнях навантаження.

У контексті прагнення до максимізації метрики «Вартість обслуговування» постає наукова проблема ефективного розподілу обмежених ресурсів смуги пропускання та часових інтервалів. Для дослідження цієї проблеми запропоновано розробити спільний алгоритм, що інтегрує обидва аспекти розподілу.

Оптимізаційна задача багатокритеріального характеру формалізується у вигляді мішано-цілочисельної нелінійної моделі, що відображає складність одночасного управління різнорідними ресурсами. Для її розв'язання висувається гіпотеза про ефективність декомпозиції загальної задачі на дві взаємопов'язані підпроблеми.

Перший етап передбачає статичний розподіл смуги пропускання за фіксованого часового інтервалу. В якості інструменту розглядається застосування методів неперервної оптимізації, що базуються на принципах теорії Келлі, з подальшою дискретизацією отриманих результатів для практичної реалізації.

Другий етап фокусується на динамічному розподілі часових ресурсів з урахуванням результатів першого етапу. Для досягнення цієї мети пропонується адаптивний алгоритм оптимізації рою частинок як потенційно ефективний метод пошуку оптимальних часових інтервалів.

Запропонована інтегрована стратегія управління ресурсами забезпечить наближене до оптимального рішення задачі розподілу ресурсів в умовах їх обмеженості. Ключовим аспектом дослідження є емпірична верифікація здатності алгоритму інтегрованої стратегії управління ресурсами стабільно демонструвати вищі значення метрики «Вартість обслуговування» порівняно з існуючими традиційними підходами до розподілу ресурсів, зокрема в умовах динамічної зміни кількості запитів на обслуговування. Результати чисельного моделювання слугуватимуть емпіричним підтвердженням або спростуванням висунутої гіпотези та визначать практичну цінність розробленої стратегії.

### 3.2 Модель розподілу ресурсів

У контексті інтегрованих систем зв'язку та локалізації ключовим аспектом дослідження є ефективний розподіл обмежених радіоресурсів між різними доменами, такими як частота (пропускна здатність) та час. Традиційні підходи до проектування КФС часто передбачають поділ ресурсів системи міліметрового діапазону між функціями комунікації та локалізації.

Одним із простих, але потенційно неефективних підходів є статичне розділення спектра та часу. Наприклад, певна частина смуги пропускання може бути виділена для передачі пілотних сигналів локалізації (або окремих субнесучих), а решта – для передачі даних. Аналогічно, часові інтервали кожного кадру можуть бути розділені між процедурами локалізації (такими як передача маяків або звіти про вимірювання) та звичайним обміном даними.

Однак, подібні прості схеми розподілу можуть призводити до неефективного використання ресурсів, особливо в умовах динамічного трафіку та змінних вимог до точності локалізації. Виникає дослідницьке питання щодо оптимізації розподілу ресурсів між комунікацією та локалізацією для досягнення компромісу між пропускною здатністю, затримкою та точністю визначення місцезнаходження.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вивчення та розробку більш гнучких та адаптивних схем розподілу ресурсів, які враховують поточні потреби обох функцій. Це може включати дослідження динамічного виділення смуги пропускання та часових слотів залежно від вимог до якості обслуговування для комунікації та необхідної точності локалізації. Також важливим напрямком є аналіз впливу різних стратегій мультиплексування сигналів локалізації та даних на загальну продуктивність інтегрованих систем зв'язку та локалізації.

Ранні дослідження в галузі інтегрованих систем зв'язку та локалізації міліметрового діапазону зосереджувалися на вивченні впливу статичного розподілу ресурсів між функціями позиціонування та комунікації. Зокрема, розглядалося виділення окремих часових блоків для кожної з цих задач та аналізувався компроміс між точністю позиціонування та швидкістю передачі даних.

Подальший розвиток призвів до розробки більш складних схем, які відходять від статичного розділення ресурсів. Ключовою ідеєю є динамічне спільне використання смуги пропускання та часових інтервалів на основі поточного попиту та характеристик каналу зв'язку.

Одним із запропонованих підходів є динамічне розділення загальної смуги пропускання на дві частини: одна резервується для сигналів позиціонування, а інша – для передачі даних. Важливою особливістю є можливість адаптивного налаштування цього поділу в реальному часі. Крім того, передбачається динамічне планування кількості символів в процесі передачі сигналів або часових слотів у кожному кадрі, що виділяються для локалізації та передачі даних, з метою задоволення поточних вимог до точності позиціонування та швидкості передачі даних.

Іншим перспективним напрямком є координація як часового, так і частотного розподілу ресурсів. Завдяки такому комплексному підходу система може гнучко реагувати на змінні потреби. Наприклад, у випадку, коли для передачі високоточної послідовності позиціонування потрібен додатковий час, пропускна здатність, виділена для передачі даних, може бути відповідно збільшена (або навпаки) для підтримки заданих рівнів якості обслуговування.

Подальші дослідження можуть бути зосереджені на розробці більш досконалих алгоритмів для динамічного розподілу ресурсів, які б враховували не лише поточні потреби в комунікації та локалізації, але й прогнозували їх зміни в майбутньому. Також важливим є дослідження ефективних механізмів координації часового та частотного розподілу ресурсів для досягнення оптимального компромісу між продуктивністю обох служб в різних сценаріях використання.

При проектуванні спільних схем розподілу ресурсів для інтегрованих систем зв'язку та локалізації дослідники стикаються з фундаментальним питанням про вибір моделі представлення ресурсів: безперервної чи дискретної.

Використання безперервної моделі, де ресурси можуть приймати будь-які дійсні значення (наприклад, частка часу  $x \in [0,1]$  для локалізації та  $1-x$  для зв'язку), забезпечує математичну зручність при формулюванні та оптимізації задач. Часто

такий підхід дозволяє отримати аналітичні вирази для оптимального розподілу ресурсів, що сприяє глибокому розумінню взаємозв'язків між параметрами системи.

Однак, необхідно враховувати, що фізичні мережеві ресурси є дискретними за своєю природою. Вони квантуються у вигляді цілого числа тимчасових інтервалів, субносіїв або блоків планування. Це створює розрив між оптимальним безперервним рішенням, отриманим теоретично, та його практичною реалізацією в мережі.

У науковій літературі для подолання цієї розбіжності часто застосовується підхід, що полягає у формулюванні задач оптимізації змішаного цілочисельного програмування. Такі моделі дозволяють одночасно враховувати як дискретні змінні, що відображають цілочисельний вибір ресурсів (наприклад, кількість виділених слотів), так і неперервні змінні, що описують параметри, які можуть змінюватися неперервно (наприклад, потужність передачі або частка смуги пропускання).

Актуальними напрямками досліджень є розробка ефективних алгоритмів для розв'язання складних оптимізаційних задач, що виникають при оптимізації розподілу ресурсів в інтегрованих систем зв'язку та локалізації. Також важливим є вивчення методів наближеного відображення оптимальних безперервних рішень на множину можливих дискретних розподілів з мінімальними втратами в продуктивності системи.

Сучасні дослідження в галузі інтегрованих систем зв'язку та локалізації все частіше звертаються до гібридних підходів для розв'язання складної задачі спільного розподілу ресурсів. Ці підходи поєднують переваги безперервного моделювання на етапі оптимізації з необхідністю врахування дискретної природи реальних мережевих ресурсів на етапі практичної реалізації.

Приклад двохетапної стратегії, наведений в роботі [79], де задача спільного розподілу пропускної здатності в інтегрованих систем зв'язку та локалізації формулюється як нелінійна програма зі змішаним цілим числом та розв'язується за допомогою ітеративного підходу. Запропонована схема реалізується поетапно.

Перший етап забезпечує безперервний розподіл смуги пропускання з використанням підходу максимізації утиліти, що базується на принципах механізму Келлі для забезпечення справедливого розподілу ресурсів. Цей етап дозволяє

отримати оптимальне, або близьке до оптимального рішення в континуальному просторі.

В подальшому, отриманий безперервний розподіл пропускної здатності дискретизується для узгодження з фактичними одиницями субносіїв. Враховуючи фіксований розподіл смуги пропускання, здійснюється розподіл часових ресурсів (наприклад, кількості символів в каналах розподілу, виділених для локалізації) за допомогою адаптивної мета-евристики, такої як оптимізація рою частинок (PSO). Застосування PSO дозволяє точно налаштувати дискретний розподіл часових ресурсів з урахуванням специфічних вимог до локалізації та комунікації.

Представлена процедура досить ефективно поєднує математичну простежуваність безперервної оптимізації з точністю дискретного моделювання, що є критично важливим для практичної реалізації ефективних схем розподілу ресурсів в інтегрованих систем зв'язку та локалізації.

Інші дослідники, за аналогією, пропонують ітеративні алгоритми, які спільно призначають субносії та рівні потужності з метою максимізації спільної цільової функції при дотриманні обмежень на ймовірність помилки та швидкість передачі даних. Ці підходи також часто використовують комбінацію безперервних оптимізаційних технік на одних етапах та дискретних або мета-евристичних методів на інших для врахування особливостей реальних систем.

Враховуючи складність багатокритерної задачі спільного розподілу ресурсів в інтегрованих системах зв'язку та локалізації, дослідники часто застосовують стратегію декомпозиції, розбиваючи велику проблему на кілька менших, більш керованих підзадач.

Одним із типових прикладів декомпозиційного підходу є поділ процесу розподілу ресурсів на послідовні етапи. Наприклад, спочатку може вирішуватися задача оптимізації конфігурацій променів та групування користувачів з метою мінімізації взаємних перешкод. Після визначення оптимальних конфігурацій променів та груп користувачів, на другому етапі здійснюється виділення конкретних субносіїв та рівнів потужності для задоволення вимог кожного користувача щодо швидкості передачі даних та точності локалізації.

Для розв'язання кожної з цих підзадач можуть застосовуватися різноманітні оптимізаційні методи, включаючи опуклі методи оптимізації, теоретико-ігрові підходи або евристичні алгоритми пошуку. Вибір конкретного методу залежить від специфіки підзадачі та бажаного компромісу між якістю рішення та обчислювальною складністю.

Незалежно від обраних методів оптимізації, ключовою ідеєю декомпозиційних підходів є об'єднання розподілу смуги пропускання (частотного спектру) та часових інтервалів в єдиному уніфікованому фреймворку. Це забезпечує комплексний розгляд як неперервних аспектів розподілу ресурсів (наприклад, визначення оптимальних пропорцій), так і дискретних аспектів (наприклад, виділення цілих одиниць планування).

Застосування декомпозиційних підходів є особливо актуальним для розробки практично реалізованих спільних схем розподілу ресурсів у складних інтегрованих систем зв'язку та локалізації mmWave 5G. Розбиття складної задачі на менші підзадачі дозволяє знизити обчислювальну складність та знайти ефективні рішення, які можуть бути впроваджені в реальних мережах.

Для об'єктивного визначення оптимального розподілу обмежених ресурсів між функціями комунікації та локалізації в інтегрованих системах зв'язку та локалізації виникає необхідність у введенні єдиної інтегральної метрики, здатної кількісно оцінити загальну продуктивність надання послуг. В останніх наукових дослідженнях для інтегрованих систем зв'язку та локалізації було запропоновано концепцію "Цінності Послуги".

Така метрика є комплексною характеристикою, яка об'єднує показники продуктивності як комунікаційної, так і локалізаційної складових системи в єдине скалярне значення, максимізація якого є метою оптимізації системи. Інтуїтивно, метрику можна інтерпретувати як зважену функцію корисності або винагороди, де внесок кожної складової (комунікації та локалізації) враховується з певним ваговим коефіцієнтом.

Значення метрики вартості послуги (обслуговування) зростає зі збільшенням пропускної здатності каналу зв'язку та з підвищенням точності визначення

місцезнаходження. Наприклад, один із можливих способів визначення метрики вартості полягає у присвоєнні певного "значення" кожному мегабіту на секунду пропускної здатності та одночасному зменшенні загального "значення" на величину, пропорційну похибці локалізації (або, еквівалентно, збільшенні "значення" при покращенні точності локалізації).

Введення єдиної метрики вартості є важливим кроком у розвитку теорії та практики проектування інтегрованих систем зв'язку та локалізації. Вона надає об'єктивний критерій для порівняння різних стратегій розподілу ресурсів та дозволяє кількісно оцінювати компроміси між продуктивністю комунікації та локалізації. Максимізація вказаної метрики стає чітко сформульованою метою оптимізації, що сприяє розробці більш ефективних та збалансованих інтегрованих систем зв'язку та локалізації.

Однією з ключових переваг метрики "Цінність Послуги" є її гнучкість, що дозволяє операторам мережі адаптувати її під конкретні потреби та пріоритети різних сценаріїв використання інтегрованих систем зв'язку та локалізації. Шляхом налаштування вагових коефіцієнтів або функціональних форм, що визначають внесок комунікаційної та локалізаційної складових, можна надавати перевагу одній послугі над іншою або розглядати їх як однаково важливі.

Метрика "Цінність Послуги" явно враховує швидкість передачі даних ( $R$ ) та точність локалізації як два основні компоненти якості послуг. Для кількісної оцінки цих компонентів використовуються функції утиліти:  $U_{comm}(R)$  для швидкості передачі даних та  $U_{loc}$  (accuracy) для точності локалізації. Функція утиліти для швидкості передачі даних зазвичай є зростаючою увігнутою функцією, що відображає закон спадної граничної корисності при досягненні дуже високих швидкостей. Функція утиліти для точності локалізації є зростаючою функцією зі зменшенням похибки локалізації. Загальна метрика "Цінність Послуги" формується як комбінація цих двох функцій утиліти, наприклад, у вигляді їх суми ( $U_{comm}+U_{loc}$ ). Для забезпечення порівняльності різних одиниць вимірювання може застосовуватися процедура нормалізації.

В інших дослідженнях розробляються метрики "Цінність Послуги" або подібні композитні показники з використанням концепцій теорії інформації та теорії оцінювання. Наприклад, в якості компонентів VoS можуть виступати ємність каналу зв'язку (вимірювана в бітах/с/Гц) та величина, обернена до нижньої межі Крамера-Рао для похибки визначення положення. Ці компоненти можуть бути об'єднані шляхом їх додавання або множення для формування єдиної метрики продуктивності.

Таким чином, гнучкість у визначенні функціональної форми та вагових коефіцієнтів метрики "Цінність Послуги" дозволяє адаптувати критерій оцінки продуктивності КФС до специфічних вимог різних застосувань, враховуючи пріоритети оператора мережі та потреби кінцевих користувачів.

У контексті багатокористувацьких систем інтегрованого зв'язку та локалізації, метрика "Цінність Послуги" може бути розширена для врахування індивідуальних потреб кожного користувача, а також застосування критеріїв справедливості при розподілі ресурсів. Це дозволяє забезпечити збалансований розподіл переваг між усіма користувачами системи.

Для кожного користувача може бути визначена індивідуальна метрика "Цінність Послуги", що відображає його конкретні вимоги до швидкості передачі даних та точності локалізації. Крім того, при оптимізації розподілу ресурсів можуть застосовуватися різні критерії справедливості, такі як максимінна справедливість (максимізація мінімального значення "Цінність Послуги" серед усіх користувачів) або пропорційна справедливість (розподіл ресурсів пропорційно потребам користувачів).

Ключовою перевагою підходу, що базується на метриці "Цінність Послуги", є забезпечення єдиної скалярної цілі для задачі оптимізації розподілу ресурсів в системах інтегрованого зв'язку та локалізації. Замість того, щоб мати справу з багатокритеріальною оптимізацією, де необхідно одночасно максимізувати швидкість передачі даних та мінімізувати похибку локалізації (що часто є суперечливими цілями), формулювання "Цінність Послуги" зводить задачу до максимізації однієї скалярної величини. Ця величина за своєю суттю відображає компроміс між різними аспектами продуктивності системи.

Шляхом максимізації метрики "Цінність Послуги" алгоритм автоматично знаходить такий розподіл ресурсів, при якому будь-яке подальше збільшення швидкості зв'язку призведе до неприйняттого погіршення точності локалізації, або навпаки. Іншими словами, оптимізація "Цінність Послуги" дозволяє досягти оптимальної точки балансу між продуктивністю комунікаційної та локалізаційної складових системи з урахуванням заданих пріоритетів та критеріїв справедливості для всіх користувачів.

Таким чином, використання метрики "Цінність Послуги" у багатокористувацьких системах ІЛАС не лише спрощує задачу оптимізації розподілу ресурсів, але й забезпечує можливість гнучкого налаштування критеріїв продуктивності та справедливості відповідно до вимог конкретного сценарію використання.

Концепція "Цінності Послуги" довела свою ефективність як потужний інструмент для оптимізації розподілу ресурсів в інтегрованих системах зв'язку та локалізації. Результати досліджень демонструють значні переваги у загальній продуктивності інтегрованих систем зв'язку та локалізації при використанні підходу на основі порівняно зі схемами, які надають пріоритет одній з послуг або застосовують статичний поділ ресурсів.

На практиці система, що використовує метрику "Цінність Послуги", може динамічно розподіляти ресурси, враховуючи вимоги обох послуг. Наприклад, спочатку може бути виділено достатньо часу та смуги пропускання для функції локалізації, щоб досягти заданої цільової точності, що сприяє високому значенню "Цінність Послуги". Після цього залишок ресурсів спрямовується на максимізацію швидкості передачі даних до тих пір, поки подальше перерозподілення ресурсів на користь комунікації не призведе до значного зменшення загального значення VoS через погіршення точності локалізації.

Важливим аспектом ефективного використання метрики "Цінність Послуги" є її ретельне калібрування. Оскільки метрики продуктивності зв'язку (наприклад, швидкість передачі даних) та локалізації (наприклад, похибка визначення положення) мають різні одиниці вимірювання, необхідно забезпечити їх співмірність. Це часто

досягається шляхом нормалізації значень продуктивності кожної послуги до спільної шкали "вартості" або за допомогою економічних моделей чи теорії корисності (як у підході механізму Келлі) для інтерпретації значення в термінах мережевої корисності.

Підсумовуючи, метрика "Цінність Послуги" є ефективним інструментом для оптимізації інтегрованих систем зв'язку та локалізації. Вона забезпечує кількісну оцінку спільної вигоди від інтеграції двох послуг, дозволяючи алгоритмам розподілу ресурсів об'єктивно балансувати конкуруючі потреби комунікації та локалізації та максимізувати загальну цінність послуг, що надаються користувачам.

Проектування та впровадження ефективного спільного розподілу ресурсів у системах інтегрованого зв'язку та локалізації міліметрового діапазону супроводжується низкою значних проблем та неминучих компромісів, серед яких найбільш фундаментальним є конфлікт ресурсів між комунікацією та локалізацією.

Оскільки обидві функції використовують обмежені частотно-часові ресурси, будь-яке рішення щодо їх розподілу підпорядковується принципу "нульової суми". Збільшення обсягу ресурсів, виділених для високошвидкісної передачі даних (пропускної здатності або часу), неминуче призводить до зменшення ресурсів, доступних для передачі сигналів позиціонування. Це безпосередньо впливає на точність локалізації та навпаки – виділення більшої кількості ресурсів для локалізації (наприклад, для передачі маяків або виконання вимірювань) обмежує пропускну здатність каналу зв'язку.

Важливим аспектом є контекстна залежність цього компромісу. Наприклад, у сценаріях щільного розгортання базових станцій міліметрового діапазону, потреба в ресурсах для позиціонування абонентських пристроїв може бути меншою. Це пов'язано з наявністю великої кількості сильних опорних сигналів або доступних вимірювань від сусідніх базових станцій. У таких умовах мережа може виділяти більшу частину ресурсів кадру для передачі даних, не завдаючи значної шкоди якості локалізації.

На противагу цьому, у розріджених мережах або при використанні вузьких спрямованих променів (що вимагає великих кодових книг для покриття зони обслуговування), система змушена виділяти значно більше ресурсів для процедур

локалізації (таких як сканування променями та виконання вимірювань) для досягнення прийняттого рівня точності позиціонування. Це, своєю чергою, суттєво обмежує доступну ємність каналу зв'язку.

Одним з найбільш складних завдань є балансування цього динамічного компромісу в режимі реального часу, враховуючи постійний рух користувачів та зміни умов радіоканалу. Розробка ефективних алгоритмів, здатних адаптивно розподіляти ресурси між комунікацією та локалізацією у відповідь на ці динамічні зміни, є нетривіальною науково-технічною проблемою.

Ще однією значною проблемою при проектуванні та реалізації спільного розподілу ресурсів у системах інтегрованого зв'язку та локалізації міліметрового діапазону є складність оптимізації та необхідність врахування різноманітних обмежень.

Спільний розподіл ресурсів у часовій, частотній та, можливо, просторовій (використання множинних антен та формування променів) областях призводить до формування великого багаторамінного простору оптимізації. Задача ускладнюється наявністю як неперервних (наприклад, потужність, частка смуги пропускання), так і цілочисельних (наприклад, кількість часових слотів, кількість субносіїв) змінних. Як правило, ця проблема є NP-важкою, що вимагає розробки ефективних алгоритмів або застосування релаксацій для її розв'язання в прийнятних часових межах, необхідних для роботи мережі в реальному часі. Хоча для пошуку субоптимальних рішень використовуються евристичні та ітераційні алгоритми, а також теоретико-ігрові підходи, вони повинні забезпечувати швидку збіжність для практичного застосування.

Системи зв'язку та локалізації стикаються зі строгими обмеженнями, що накладаються на якість обслуговування як для комунікаційних, так і для локалізаційних служб. Служби зв'язку часто мають мінімальні вимоги до швидкості передачі даних або затримки, тоді як служби локалізації повинні відповідати певним вимогам щодо точності або максимально допустимої похибки, які є критично важливими для безпеки або функціонування відповідних додатків.

Розробник системи розподілу ресурсів повинен забезпечити виконання цих обмежень (наприклад, гарантувати похибку локалізації нижче певного порогу для транспортного засобу або забезпечити пропускну здатність вище визначеного значення для передачі відеопотоку) одночасно з максимізацією загальної метрики «Цінності послуги». Це формулює задачу як задачу обмеженої оптимізації, де певні варіанти розподілу ресурсів стають неприйнятними у випадку порушення вимог якості обслуговування. Як підкреслюється в одному з досліджень, розробляються алгоритми, які ітеративно розподіляють ресурси до тих пір, поки не будуть виконані всі задані обмеження, що свідчить про те, що навіть пошук будь-якого допустимого рішення може бути складним завданням в умовах значної обмеженості ресурсів.

Інтерференція між сигналами різних користувачів та необхідність багатокористувацької координації додають ще один рівень складності до задачі спільного розподілу ресурсів в інтегрованих системах зв'язку та локалізації міліметрового діапазону.

У багатокористувацькому сценарії не лише сигнали зв'язку різних абонентів можуть створювати взаємні перешкоди. Сигнали, що використовуються для локалізації (якщо вони не є ортогональними), також можуть спричинити інтерференцію або додаткові накладні витрати, які негативно впливають на передачу даних інших користувачів.

У системах міліметрового діапазону формування спрямованих променів є критично важливим для забезпечення якісного зв'язку та точної локалізації. Однак, промінь, який використовується для локалізації одного користувача, може охоплювати просторовий сектор, в якому в цей же час здійснюється передача даних іншому користувачеві, тим самим тимчасово обмежуючи доступні ресурси для останнього.

Для зменшення впливу багатокористувацької інтерференції були запропоновані різні методи, такі як планування надійних променів та групування користувачів на основі інформації про їхні взаємні кутові положення. Ці методи спрямовані на мінімізацію перекриття променів різних користувачів. Однак їх застосування вимагає додаткової сигналізації та обчислювальних ресурсів.

Ще одним важливим аспектом є забезпечення справедливості при розподілі ресурсів між різними користувачами. Користувачі можуть мати різні потреби: одні потребують високої швидкості передачі даних, тоді як для інших критично важливою є висока точність локалізації. Справедливий алгоритм розподілу не повинен призводити до ситуації, коли потреби однієї служби задовольняються за рахунок повного ігнорування потреб іншої для певного користувача.

Таким чином, ефективний спільний розподіл ресурсів у багатокористувацьких системах міліметрового діапазону вимагає не лише оптимізації використання обмежених частотно-часових ресурсів, але й ретельного управління інтерференцією та забезпечення справедливості між різними користувачами з різними вимогами до якості обслуговування.

Для забезпечення справедливого розподілу "Цінності Послуги" між користувачами в багатокористувацьких системах інтегрованого зв'язку та локалізації міліметрового діапазону досліджуються теоретико-ігрові формулювання, такі як рішення для переговорів Неша. Застосування цих підходів може призвести до збільшення обчислювального навантаження, але є важливим кроком для практичного впровадження справедливих механізмів розподілу ресурсів.

З точки зору практичної реалізації, апаратні обмеження та невизначеності характеристик радіоканалу створюють додаткові складності. Системи міліметрового діапазону значною мірою покладаються на точну інформацію про стан каналу (як для формування променів при передачі даних, так і для оцінки часу проходження сигналу при локалізації). Процес отримання інформації про стан каналу сам по собі вимагає витрат ресурсів (використання пілотних послідовностей, передача інформації зворотним каналом), і будь-які помилки в оцінці інформації про стан каналу можуть погіршити якість обох послуг. Багато теоретичних досліджень роблять оптимістичне припущення про ідеальне знання про стан каналу, що рідко відповідає дійсності на практиці.

Фактичні накладні витрати на оцінку каналу повинні бути враховані при плануванні ресурсів, що ще більше обмежує обсяг ресурсів, які залишаються для передачі корисних даних та сигналів позиціонування. У випадку швидких змін каналу

(наприклад, через високу мобільність користувачів) системі може знадобитися часто перерозподіляти ресурси, що є складним завданням в умовах обмежень на затримку.

Крім того, апаратні обмеження сучасних приймачів 5G міліметрового діапазону можуть унеможливити реалізацію деяких ідеальних стратегій (наприклад, одночасне використання дуже широких променів для локалізації та дуже вузьких променів для зв'язку). Антена може потребувати перемикання між різними режимами роботи або використання компромісних значень ширини променя, що вносить додаткові компроміси в процес проектування системи.

Таким чином, успішна реалізація ефективних та справедливих схем спільного розподілу ресурсів у інтегрованих системах локалізації та зв'язку міліметрового діапазону вимагає не лише розробки складних алгоритмів оптимізації, але й глибокого розуміння та врахування обмежень, пов'язаних з апаратним забезпеченням та характеристиками реальних радіоканалів.

Окрім розглянутих раніше аспектів, спільний розподіл ресурсів в інтегрованих системах зв'язку та локалізації міліметрового діапазону також стикається з проблемою розподілу потужності. Потужність передавача є ще одним обмеженим ресурсом, який необхідно розподіляти між сигналами зв'язку та локалізації. Збільшення потужності сигналів локалізації може покращити дальність дії та точність визначення місцезнаходження, але при цьому зменшується енергія, доступна для передачі даних, що потенційно призводить до зниження співвідношення сигнал/шум (для зв'язку). Варто зазначити, що розумне проектування сигналів іноді може дозволити подвійне використання одного й того ж сигналу для обох цілей, частково нівелюючи цей компроміс.

Спільний розподіл ресурсів для інтегрованих систем зв'язку та локалізації вимагає врахування безлічі компромісів, серед яких:

- Фундаментальний компроміс "швидкість передачі даних проти точності локалізації".
- Складність обчислень алгоритмів оптимізації порівняно з необхідністю швидкої реакції в реальному часі.

– Забезпечення справедливості при розподілі ресурсів між багатьма користувачами порівняно з досягненням максимальної загальної ефективності системи.

– Управління невизначеністю, пов'язаною з неідеальним знанням стану каналу та динамічними змінами каналу.

Кожне з існуючих обмежень – обмежений час, пропускна здатність, потужність та необхідність забезпечення певних мінімальних показників якості обслуговування – суттєво обмежує простір можливих рішень для задачі розподілу ресурсів.

Як наслідок, активні дослідження в цій області постійно спрямовані на вирішення цих складних проблем, починаючи від розробки більш ефективних алгоритмів оптимізації та закінчуючи пропозиціями нових архітектур мереж 5G/6G, спеціально розроблених для підтримки інтегрованих служб зв'язку та локалізації.

Незважаючи на існуючі труднощі, в академічній спільноті існує консенсус щодо того, що потенційні переваги інтегрованих систем зв'язку та локалізації виправдовують зусилля, спрямовані на подолання цих викликів. Оптимально спроектована інтегрована система здатна перевершити будь-який роздільний підхід у забезпеченні як високоякісного зв'язку, так і точної локалізації.

### 3.3 Висновки до третього розділу

Спільний розподіл частотно-часових ресурсів (а також інших ступенів свободи, таких як формування променів) є ключовим підходом, що дозволяє мережам інтегрованого зв'язку та локалізації знаходити оптимальний баланс між вимогами високошвидкісного зв'язку та високої точності локалізації. Замість того, щоб користувачам доводилося жертвувати однією послугою заради іншої, спільний розподіл ресурсів дає змогу ефективно використовувати наявні ресурси для одночасного забезпечення високої якості обох послуг.

Введення єдиної метрики продуктивності, "Цінності Послуги", забезпечує строгий та кількісно вимірюваний спосіб оцінки та максимізації комбінованої корисності від надання послуг зв'язку та локалізації. Використання метрики VoS

дозволяє алгоритмам розподілу ресурсів об'єктивно визначати оптимальний компроміс між швидкістю передачі даних та точністю позиціонування.

Практичні результати досліджень демонструють значні покращення продуктивності інтегрованих систем локалізації та зв'язку при застосуванні схем спільного розподілу ресурсів, керованих метрикою "Цінності Послуги". Такі підходи дозволяють досягати сприятливих компромісів, при яких як висока пропускну здатність для передачі даних, так і висока точність позиціонування забезпечуються навіть в умовах обмеженості доступних ресурсів. Це підкреслює значний потенціал інтегрованих систем для ефективного використання радіоресурсів та надання користувачам якісних послуг зв'язку та локалізації одночасно.

## 4 МЕТОД СИНТЕЗУ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МУЛЬТИСЕРВІСНОЇ АРХІТЕКТУРИ

### 4.1 Архітектура послідовної кіберфізичної системи

Інтегровані системи зондування та зв'язку спрямовані на уніфікацію радіолокаційного зондування та бездротового зв'язку в межах однієї мережі та апаратної інфраструктури (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку) (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку). У 5G-based багатокористувацькому сценарії інтегрованих систем зондування та зв'язку центральний вузол (наприклад, базова станція 5G) обслуговує декількох користувачів зв'язку, одночасно виконуючи такі завдання, як виявлення цілей або відображення навколишнього середовища. Обидві функції поділяють радіоресурси (спектр, часові інтервали, потужність, антени), що дозволяє підвищити ефективність, а також створює зв'язок та конкуренцію у використанні ресурсів (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зв'язку). Послідовний розподіл ресурсів відноситься до рішень, які приймаються неодноразово з плином часу (наприклад, кожен інтервал планування), а не один постріл оптимізації. Цей послідовний підхід необхідний, оскільки стан мережі - розташування користувачів, умови каналу та контекст зондування - динамічно змінюється, вимагаючи постійного коригування призначень ресурсів.

Проектування багатокористувацької інтегрованої системи зондування та зв'язку пов'язане з певними проблемами.

По-перше, КФС функціонують у динамічному середовищі. Користувачі можуть бути мобільними, а цілі (об'єкти) можуть рухатися, що призводить до швидкого зміни оптимального розподілу ресурсів. КФС повинна адаптуватися до цих умов, що змінюються в режимі реального часу (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку).

По-друге, сигнали зв'язку та сигнали зондування (радар) мають однаковий спектр, що призводить до взаємних перешкод, якщо ними неправильно керувати. У багатокористувацьких умовах перешкоди є ще більш складними - не тільки радіолокаційні передачі можуть заважати комунікаціям, але кілька пристроїв, що виконують зондування, можуть заважати комунікаціям один одного. Для пом'якшення багатокористувацьких перешкод потрібен ретельний розподіл частоти та часу.

По-третє, подвійне використання ресурсів створює невід'ємний компроміс. Виділення більшої кількості часу, потужності або пропускну здатності для зв'язку покращує пропускну здатність даних та обслуговування користувачів, але це може зменшити ресурси, доступні для зондування, зниження продуктивності зондування (і навпаки). Конструкція системи повинна збалансувати якість зв'язку (наприклад, пропускну здатність, затримка) з продуктивністю зондування (наприклад, ймовірність виявлення, точність відстеження).

При розподілі ресурсів центральний контролер повинен враховувати вимоги декількох користувачів. Різні користувачі можуть мати різні рівні пріоритету або вимоги до якості обслуговування (наприклад, один користувач може вимагати високої швидкості передачі даних, тоді як інший потребує наднаднадійної служби з низькою затримкою). Схема розподілу повинна забезпечувати справедливість або пріоритетну службу, зберігаючи при цьому достатні ресурси для вирішення завдань.

Треба враховувати, що загальні ресурси частоти часу та потужності передачі обмежені. У інтегрованих системах зондування та зв'язку апаратні засоби, такі як антенні решітки та радіочастотні ланцюги, поділяються між функціями зондування та зв'язку.

Розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку. Це означає форма хвилі може бути розроблена для подвійних цілей. Існують практичні обмеження, такі як апаратне перемикання (для режимів поділу часу), або обмеження того, як одночасно передавач може обробляти обидві функції, якщо використовує окремі форми сигналу. Наприклад, робота в повнодуплексному режимі (одночасна передача для зв'язку та

отримання радіолокаційного відлуння) може призвести до сильних перешкод, які повинні бути придушені (підвищення обізнаності про поле бою: система ISAC з повітряним RIS з глибоким навчанням з підкріпленням).

Типова архітектура для послідовної багатокористувацької інтегрованої системи зондування та зв'язку складається з центрального контролера (наприклад, базової станції або блоку дороги в автомобільних мережах), який організовує як комунікаційні, так і сенсорні операції з плином часу. Центральний контролер підтримує модель кожного користувача та завдання: це включає інформацію про стан каналу зв'язку з кожним користувачем, вимоги до черги або швидкості даних користувачів та стан цілей зондування або навколишнього середовища. Для вирішення завдань система може відстежувати стан однієї або декількох цілей (наприклад, положення та швидкість) або підтримувати ситуаційну обізнаність (наприклад, відображення перешкод) - вони являють собою стан зондування, який розвивається з часом. Центральний вузол може отримувати зворотний зв'язок (наприклад, радіолокаційні відлуння або звіти датчиків), щоб оновити свої знання про навколишнє середовище.

В інтегрованій системі зондування та зв'язку ресурси, що виділяються, включають часові інтервали, смуги частот, потужність та просторові ступені свободи (промені антени або підматриці). У 5G-based інтегрованої системи зондування та зв'язку існує кілька стратегій інтеграції. Загальний підхід інтегрованої системи зондування та зв'язку заснований на тому, що система перемикається між режимом зв'язку та режимом зондування в різних проміжках часу (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку). Це легше реалізувати за допомогою існуючої структури кадрювання 5G і дозволяє уникнути одночасних перешкод за рахунок виділення окремого часу для кожної функції.

Також можна запропонувати інший підхід – виділення певних субносіїв або смуг частот для зондування сигналів та інших для зв'язку, що може дозволити одночасну роботу (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку). Крім того, передові масивні

системи МІМО дозволяють мультиплексувати простір-поділ – базова станція може утворювати кілька променів, використовуючи деякі промені для зв'язку по низхідній лінії зв'язку з користувачами та іншими для зондування навколишнього середовища (зондування) одночасно (підвищення рівня обізнаності про КФС – інтегрованої системи зондування та зв'язку за допомогою повітряного RIS з глибоким навчанням з підкріпленням). У всіх випадках проблема розподілу полягає в тому, як розподілити ці ресурси між комунікаційними потребами декількох користувачів і функцією зондування в кожному епоху планування.

Потрібно враховувати, що центральний контролер періодично збирає відповідну державну інформацію: користувачі повідомляють про свої показники якості інформації про стан каналу або каналу, а датчики (або власний радіолокаційний приймач базової станції) забезпечують вимірювання цілей. За допомогою цієї інформації контролер приймає рішення про розподіл ресурсів наступного періоду. Наприклад, у кожному кадрі 5G він може вирішити, які користувачі отримують заплановані блоки частоти часу та чи використовується даний блок для передачі даних або для передачі радіолокаційної форми сигналу. У сценарії поділу часу контролер може призначати певні часові інтервали виключно для зондування (радарні імпульси) та інші для багатокористувацького зв'язку, регулюючи їх тривалість на основі потреби. У більш інтегрованому сценарії він може призначити спільну форму сигналу або роздільну потужність між радаром і зв'язком в одному слоті, що вимагає більш складної конструкції спільної форми сигналу (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох засобів з механізмом зондування за допомогою зв'язку).

В процесі дослідження користувачів та задач кожен користувач зв'язку може бути змодельований з підсиленням каналу (можливо, варіюється з позицією та мобільністю користувача), попитом даних або утилітою для пропускну здатності та толерантністю до затримки або відключення. Завдання зондування можуть бути змодельовані з точки зору необхідної точності зондування або частоти оновлення – наприклад, якщо метою є відстеження позиції цілі, «попитом» зондування може бути підтримка похибки відстеження нижче порогу або максимізація ймовірності

виявлення на сканування. Можна відмітити, що показники зондування часто демонструють зменшення віддачі з більшою кількістю ресурсів: наприклад, за межами певної кількості радарних імпульсів, ймовірність виявлення насичує. Контролер використовує такі моделі, щоб оцінити, як даний розподіл ресурсів буде переводити в швидкість зв'язку і якість зондування.

Послідовний характер розподілу означає, що стан в момент часу  $t + 1$  знаходиться під впливом дій, зроблених в момент часу  $t$ . наприклад, виділення більшої кількості ресурсів для визначення часу  $t$  може дати більш точну цільову оцінку, яка стає частиною держави при  $t + 1$  і може зменшити попит на зондування в наступному інтервалі (оскільки ціль зараз добре відстежується). І навпаки, якщо комунікації були недостатніми в той час  $t$ , черга даних користувача може наростити попит на ресурси при  $t + 1$ . Таким чином, відбувається еволюція стану: довжини користувацьких черг, цільових державних оцінок, і всі каналні умови еволюціонують, формуючи керований марковський процес. Ця перспектива послідовного процесу прийняття рішень природно відображає проблему для методів динамічної оптимізації, таких як марковські процеси прийняття рішень.

Через ці складнощі, формулювання розподілу ресурсів як проблеми послідовного рішення є корисним. Насправді, дослідники змоделювали багатокористувацький розподіл ресурсів інтегрованої системи зондування та зв'язку в умовах невизначеності як (частково спостережуваний) марковських процесів (розподіл ресурсів на основі навчання з підкріпленням для декількох транспортних засобів з механізмом зв'язку). Стан може інкапсулювати інформацію користувачів та статус буфера, поточні знання цілей та будь-який інший відповідний контекст; дія – це вибраний розподіл ресурсів (який ми деталізуємо в наступному підрозділі); а нагорода фіксує спільну комунікаційну продуктивність. Це формулювання з використанням марківських процесів дозволяє використовувати глибоке навчання з підкріпленням для пошуку адаптивної політики, яка вирішує, як розподіляти ресурси в кожному штаті для оптимізації довгострокової продуктивності.

## 4.2 Метод синтезу кіберфізичних систем

Враховуючи формулювання теорії марківських процесів послідовної проблеми розподілу ресурсів, глибоке навчання з підкріпленням забезпечує потужний підхід до вивчення ефективних стратегій розподілу шляхом взаємодії з навколишнім середовищем. На відміну від класичної оптимізації, яка може вимагати нових обчислень для кожної зміни середовища або покладатися на спрощені моделі, може вивчити загальну політику, яка відображає спостережувані стани до хороших дій (підвищення обізнаності про поле бою: Інтегрованої системи зондування та зв'язку з глибоким навчанням з підкріпленням). З часом агент (центральний контролер у нашому випадку) покращує свою політику, отримуючи відгуки (винагороди) на основі результатів своїх рішень.

Концепція марківських процесів для розподілу ресурсів Інтегрованої системи зондування та зв'язку. У рішенні на основі ГН визначаємо елементи концепції наступним чином.

Простір станів – стан має фіксувати всю відповідну інформацію про систему в певний момент часу. Можливий вектор стану включає умови каналу для кожного користувача (наприклад, відношення сигнал/шум або значення посилення каналу для всіх користувачів), довжину черги або потребу в даних для кожного користувача та поточну інформацію зондування, таку як оцінене положення/швидкість цілей або достовірність цих оцінок. Він також може включати час з моменту останнього спеціального оновлення датчиків або індикатор того, наскільки терміново потрібне оновлення датчиків. Можливий вектор стану включає в себе умови каналу для кожного користувача (наприклад, співвідношення сигнал/шум або значення посилення каналу для всіх користувачів), довжину черги або попит на дані кожного користувача, а також поточну інформацію про зондування, таку як оціночні позиції/швидкості цілей або впевненість у цих оцінках. Він також може включати час з моменту останнього спеціального оновлення зондування або індикатор того, наскільки терміново потрібне оновлення зондування. У інтегрованій системі зондування та зв'язку простір може бути високовимірний; наприклад, якщо є

користувачі  $\mathcal{N}$ . У деяких випадках стан, що спостерігається для агента, може бути неповним (наприклад, справжня цільова позиція може бути не повністю відомою, лише оцінка), що призводить до частково спостережуваного марківського процесу (розподіл ресурсів на основі навчання з підкріпленням для декількох транспортних засобів з механізмом зв'язку). У таких випадках методи, такі як рекурентні нейронні мережі (для запам'ятовування минулих спостережень) або збільшення стану переконань, можуть бути використані в межах агента DRL для обробки часткової спостережуваності.

Простір дій – це рішення про розподіл ресурсів на кожному кроці. Це може бути представлено різними способами залежно від того, як ресурси дискретизуються. В інтегрованій системі зондування та зв'язку поділу часу може бути рішенням про те, як розділити майбутній кадр між зондуванням і зв'язком. Наприклад, агент може вибрати, яку частку часу (або які конкретні часові інтервали) присвятити радіолокаційному зондуванню проти багатокористувацького зв'язку (розподіл ресурсів на основі навчання для декількох транспортних засобів з механізмом зв'язку). Крім того, він може вирішити, які користувачі отримують заплановані в частині зв'язку і з якою пропускнуою здатністю.

В сценарії частотного поділу або мультиносія дія може включати призначення субносіїв (або смуг частот) будь-якому зондуванню або конкретним користувачам. В реальності, агент міг вибрати підмножину субканалів для радіолокаційної форми сигналу та виділити решту серед користувачів. Аналогічно, потужність може бути розподілена між цими вибраними підканалами.

При формування променя МІМО дія може включати встановлення векторів формування променя або розподілу променя: наприклад, виділіть один промінь до цілі (для зондування) з певною потужністю та інші промені до користувачів.

В цілому, дія може визначатися багатовимірним вектором: наприклад,  $\mathbf{t} = [t_1, \dots, t_N]$ , де  $t_i$  – це час, виділений на зондування, а  $p_i$  – це потужність або частка решти ресурсів, наданих користувачеві  $i$ . Алгоритми ГН з підкріпленням можуть обробляти дискретні або безперервні простори дій за відповідним дизайном.

Винагорода – це скалярний зворотний зв'язок, який кількісно оцінює результат дії в даному стані, керуючи процесом навчання. Отримання винагороди за розподіл ресурсів КФС має вирішальне значення, оскільки воно повинно відображати як комунікаційну, так і зондувальну продуктивність:

Найбільш відомим підходом є визначення винагороди як зваженої суми комунікаційної утиліти та чутливої утиліти. Наприклад,  $r = \alpha \cdot U_{\text{comm}} + \beta \cdot U_{\text{sense}}$ , де  $U_{\text{comm}}$  може бути сумою або пропускнуою здатністю, досягнутою всіма користувачами на цьому кроці часу (або пов'язаної QoS метрики), і  $U_{\text{sense}}$  може бути мірою якості зондування (наприклад (Підвищення обізнаності про поле бою: система ISAC за допомогою повітряного RIS з глибоким навчанням з підкріпленням)). Ваги  $\alpha$ ,  $\beta$  регулює відносну важливість двох функцій. Налаштовуючи їх, можна підкреслити, скажімо, точність зондування над пропускнуою здатністю, якщо це вимагає застосування.

Також винагорода може включати обмеження як покарання. Наприклад, якщо є мінімальні вимоги до співвідношення сигнал/ шум для зв'язку кожного користувача, функція винагороди може сильно штрафувати дії, які призводять до зниження сигнал/ шум будь-якого користувача нижче порогу (або навіть зробити такі дії недійсними в розвідці агента) (підвищення рівня обізнаності – інтегрованої системи зондування та зв'язку повітряним RIS з глибоким навчанням з підкріпленням). Аналогічно, якщо відсутність виявлення цілі є катастрофічною, винагорода може включати великий негативний термін, коли ціль пропущена.

Винагорода також повинна сприяти довгостроковій діяльності. Міопічна винагорода, яка враховує лише миттєву швидкість сум та миттєве виявлення, може не зафіксувати послідовного характеру. На практиці, накопичувальна винагорода за епізод (послідовність рішень) - це те, що ГН оптимізує. Таким чином, дизайн винагороди часто неявно заохочує стратегії, які балансують негайні проти майбутніх прибутків. Наприклад, виділення часового інтервалу для зондування може спричинити невелику негайну втрату пропускнуої здатності (трохи нижче  $U_{\text{comm}}$  на цьому кроці), але може покращити майбутні винагороди, підвищивши

$U_{\text{sense}}$  (наприклад, краще відстеження цілі, що призведе до меншої кількості пропущених виявлень пізніше).

Потрібно враховувати, що перехід середовища визначається фізичними законами та динамікою мережі, тобто мобільність користувача змінює канали відповідно до згасаючих моделей, цілі рухаються (часто моделюються кінематичними рівняннями, можливо, з технологічним шумом), а дії агента впливають на такі речі, як залишкова довжина черги або оновлені цільові оцінки (за допомогою вимірювань зондування). Агент ГН не потребує моделі замкнутої форми цієї динаміки; він може навчатися шляхом моделювання або взаємодії. Це є основною перевагою в складних інтегрованих системах зондування та зв'язку – навіть якщо точна математична модель того, як дії впливають на майбутні стани, є нерозв'язною, агент навчання може наблизити оптимальну політику за допомогою проб і помилок.

З визначеним марківських процесів, алгоритм ГН з підкріпленням може бути використаний для вивчення політики  $\pi(\text{state}) \rightarrow \text{дія}$ . Є різні категорії ГН алгоритмів, придатних для цього завдання, кожен з плюсами і мінусами.

Якщо простір дії дискретний (або може бути досить дискретним), можна застосувати методи Q-навчання. Популярний варіант – Глибока Q-мережа, яка використовує нейронну мережу для наближення Q-значення (очікувана кумулятивна винагорода) для кожної пари стан-дія. Наприклад, можна дискретизувати частку ресурсів, що виділяються на зондування проти комм у скінченну множину (наприклад, 0%, 10%,..., 100% на зондування), а також деякі кінцеві множини для вибору користувацького планування; кожна комбінація відповідає дії, яку може вибрати Глибока Q-мережа. Методи, такі як Double DQN та Dueling DQN, часто використовуються для стабілізації та підвищення продуктивності навчання, пом'якшення проблем, таких як переоцінка Q-значень (розподіл ресурсів на основі навчання з підкріпленням для декількох транспортних засобів з механізмом зв'язку). У контексті інтегрованої системи зондування та зв'язку агент Q-learning ітеративно оновлює свої оцінки на основі спостережуваної винагороди після здійснення дій, поступово вивчаючи, які розподіл ресурсів дає найкращий довгостроковий компроміс між цілями зондування та комунікації.

Для безперервних або високовимірних просторів дій більше підходять методи на основі політики. Прикладом є алгоритм Глибокий детермінований градієнт політики (найбільш потужний алгоритм ГН з підкріпленням), який вивчає параметричну політику (мережу акторів), щоб безпосередньо виводити значення безперервної дії, і мережа критиків для їх критики. Цей тип алгоритму використовується для проблем безперервного управління і застосовується до оптимізації ресурсів інтегрованої системи зондування та зв'язку. У нашому випадку агент актор-критик може вивести, скажімо, безперервне значення між 0 і 1, що представляє часовий розкол для зондування, і безперервні рівні потужності для кожного користувача або променя. Представлений тип може ефективно навчатися з відтворенням досвіду, і, як відомо, він сходиться в багатьох бездротових додатках, де дії за своєю суттю є безперервними (наприклад, розподіл потужності або кути формування променів).

В сценаріях, коли стан частково спостерігається будь-яким одним агентом, рекурентна нейронна мережа може бути включена ГН, щоб сформувати глибоку рекурентну Q-мережу або рекурентний актор-критик. Крім того, якщо рішення розподіляється (скажімо, кожен транспортний засіб приймає своє власне рішення на основі місцевого спостереження), то входимо в сферу мультиагенту ГН. Можна використовувати такі методи, як централізоване навчання з децентралізованим виконанням, коли центральна сутність координує спільну політику (можливо, використовуючи графову нейронну мережу для представлення взаємодій, а потім кожен агент виконує свою частину політики з місцевою інформацією. У багатокористувацькій інтегрованій системі зондування та зв'язку, підхід центрального контролера ефективно розглядає його як одноагентну проблему (мережа в цілому), але в деяких реалізаціях кожен користувацький пристрій може виступати в якості агента, що координує через канал управління. Для повноти дослідження досліджували графову нейронну мережу, що допомагає агенту обробляти багатоагентну координацію, забезпечуючи справедливість та модульність при масштабуванні до багатьох пристроїв (інтелектуальний розподіл ресурсів у спільному радіолокаційному зв'язку).

Агент ГН для розподілу ресурсів інтегрованої системи зондування та зв'язку, як правило, навчається в імітованому середовищі, яке відображає реальну динаміку - включаючи реалістичні моделі каналів 5G (втрата шляху, згасання, моделі мобільності) та цільові моделі руху - тому що взаємодія з реальною мережею для навчання буде непрактичною та небезпечною під час навчання. Використовуючи моделювання, агент може випробувати тисячі або мільйони кроків часу, вивчаючи різні стратегії розподілу. Методи, такі як повтор досвіду та  $\epsilon$ -грудке дослідження або додавання шуму, гарантують, що агент намагається широким спектром дій. Нейронна мережа, що представляє політику або Q-функцію, поступово налаштовує свої ваги, щоб максимізувати очікувану кумулятивну винагороду. Після навчання політика ГН може бути розгорнута в живій системі. Розгортання включає в себе подачу спостережуваного стану (наприклад, поточний сигнал, вимоги, цільова оцінка) в вивчену політику нейронної мережі і виведення дії (рішення про розподіл ресурсів) в режимі реального часу. Цей крок виведення, як правило, дуже швидкий (прямий прохід у нейронній мережі), що відповідає вимогам планування 5G в реальному часі (які можуть бути в порядку мілісекунд на рішення).

Підхід на основі ГН з підкріпленням для послідовного розподілу ресурсів пропонує кілька переваг перед класичною оптимізацією або евристичними методами.

По-перше, традиційна оптимізація (наприклад, формулювання нелінійної програми та її вирішення кожного кроку) часто вимагає спрощення припущень – таких як статичні канали або лінеаризовані моделі зондування - для відстеження. ГН, з іншого боку, може вивчити ефективну стратегію без явного математичного рішення, безпосередньо взаємодіючи з реалістичною моделлю середовища. Це підходить для нелінійних, багатofакторних проблем спільних комунікацій і зондування.

ГН переносить важкі обчислення на фазу навчання в автономному режимі. Після навчання політика дає рішення з мінімальними обчисленнями в Інтернеті. Таким чином, ГН може значно зменшити складність виконання: замість ітераційних розв'язувачів надається одна оцінка нейронної мережі.

ГН може покращуватися з досвідом і може адаптуватися до статистики навколишнього середовища. Наприклад, якщо певні моделі поведінки користувача

або руху цілі є загальними, агент навчиться передбачати їх. Такої адаптивної поведінки важко досягти за допомогою фіксованих алгоритмів оптимізації, які не навчаються; вони будуть розглядати кожен екземпляр окремо без накопичення знань. ГН ефективно кодує адаптивну стратегію, яка може узагальнювати різні ситуації.

В багатьох випадках контролер може не мати ідеальної інформації (наприклад, точне положення цілі може бути невизначеним, поки не відчувалося, або втручання з зовнішніх джерел може бути непередбачуваним). Традиційні методи можуть вимагати найгіршого дизайну або надійних методів оптимізації, які можуть бути надмірно консервативними. Агенти ГН можуть бути навчені обробляти невизначеність, спостерігаючи будь-яку інформацію (і навіть необроблені вимірювання датчиків), тим самим неявно вивчаючи надійну політику. Вони також можуть включати спостереження з плином часу (через послідовність станів) для виведення прихованої інформації - те, що статична оптимізація не може легко зробити.

За допомогою класичних методів поєднання цілей комунікації та зондування часто призводить до складних зважених оптимізацій або вимагає ручного налаштування вагомості. У ГН, при встановленні ваги нагороди, агент може навчитися орієнтуватися на компроміс більш нюансованим способом шляхом проб і помилок, іноді виявляючи неінтуїтивні стратегії для поліпшення однієї мети, не завдаючи серйозної шкоди іншій. Крім того, обмеження (наприклад, мінімальні показники користувача або вимоги ймовірності виявлення), які важко застосовувати в статичному рішенні, можуть бути включені як штрафні санкції або порогові винагороди в процесі навчання, що задовільняє обмеження після достатньої підготовки.

Використання евристичних алгоритмів полягає в тому, щоб виділяти фіксовану частину ресурсів для зондування, а решту - для зв'язку, або періодично планувати зондування (наприклад, один радарний імпульс кожні  $N$  кадрів). Така фіксована політика не може адаптуватися до миттєвих потреб користувачів або навколишнього середовища. Іншим підходом може бути міопічна оптимізація, при якій кожен час слот вирішує максимізацію утиліти тільки для цього слота. Це може, наприклад,

завжди сприяти комунікаціям, якщо в цей момент канал хороший, нехтуючи тим, що стан зондування погіршується. ГН, максимізуючи довгострокову винагороду, за своєю суттю розглядає майбутній вплив. Він може навчитися, наприклад, виконувати оновлення зондування в критичний момент (навіть якщо це не потрібно для зв'язку), оскільки він передбачає, що в іншому випадку ціль може бути втрачена, що пізніше понесе велику негативну винагороду. Цей вид передбачення є ключовою перевагою послідовного навчання рішень.

Цей метод пропонує єдиний агент (наприклад, інтелектуальний центральний вузол), що навчається керувати розподілом ресурсів серед багатьох користувачів з метою максимізації точності зондування (радарного виявлення і локалізації) при дотриманні вимог до якості зв'язку. Ключова інновація – поєднання ГН з метанавчанням та графовим уявленням взаємодії між користувачами. Стан системи в кожному кроці агента відображає параметри всіх залучених пристроїв та цілей. Для ефективного агрегування цієї інформації використовується графова нейронна мережа: кожен користувач моделюється як вузол графу з відповідними ознаками (наприклад, показники каналу зв'язку, поточний статус буферу даних, оцінена відстань до цілі, рівень перешкод тощо). Ребра графу можуть представляти відносини між пристроями — наприклад, близькість (що впливає на взаємні перешкоди) або наявність спільних цілей сенсингу. Графова нейронна мережа: виконує просторове агрегування інформації, обчислюючи для кожного вузла високорівневі ознаки, які враховують вплив сусідніх вузлів (інших користувачів). Це дозволяє агенту врахувати кооперацію та інтерференцію між багатьма пристроями навіть при неповних знаннях про глобальну модель мережі. Використання графової нейронної мережа: для мультиагентного розподілу ресурсів у спільних системах радар-зв'язок дає змогу пристроям ефективно співпрацювати і покращує продуктивність порівняно зі стандартним ГН. У пропонованому методі графова нейронна мережа є компонентом нейронної архітектури агента – він перетворює змінне за розміром множинне входження (стан багатьох користувачів) у фіксований вектор прихованих ознак, придатний для подальшої обробки.

Отримане після графової нейронної мережи агреговане подання стану подається на глибинну нейронну мережу, яка визначає оптимальну дію – тобто розв’язує, як виділити ресурс на поточному кроці. Тут використовуємо підхід ГН типу актор-критик або ГН для навчання політики. Цільова функція визначається так, щоб стимулювати високу ймовірність виявлення цілі та точність її локалізації, а також враховувати вимоги до пропускної здатності зв’язку. Зокрема, винагорода може комбінувати: показники радарного виявлення (наприклад, +1 за успішне виявлення цілі або пропорційна детектованому відношенню сигнал/шум відбитого ехо-сигналу) і штрафи за пропущені виявлення чи хибні тривоги; а також показники якості зв’язку. Таким чином, агент навчається балансувати дві підцілі – зв’язок і сенсинг – віднаходячи політику, що максимізує сумарну винагороду. При належному виборі ваги цих складових нагороди можна налаштувати пріоритет точності зондування над продуктивністю зв’язку або навпаки, залежно від потреб системи.

Щоб зробити алгоритм принципово новим і здатним до швидкої адаптації, інтегруємо концепцію метанавчання у процес тренування агента. Метанавчання дозволяє агентові “навчитися вчитись”, тобто швидко адаптувати свою політику до нових умов або задач, спираючись на досвід, накопичений на попередніх завданнях. На практиці це означає організацію навчання у два рівні: метарівень генерує різноманітні сценарії або середовища (наприклад, різні конфігурації кількості користувачів, розташування цілей, рівні завад тощо), на кожному з яких агент виконує стандартне навчання з підкріпленням (внутрішній цикл). Зовнішній мета-цикл оптимізує початкові параметри агентної нейромережі таким чином, щоб після декількох кроків донавчання на новому сценарії агент досягав близької до оптимальної поведінки. Одним із методів реалізації є алгоритм Модельно-агностичного метанавчання, що оновлює параметри моделі, мінімізуючи помилку на нових задачах після короткої адаптації. У контексті цієї задачі, після мета-навчання, агент отримує вміння адаптуватися — приміром, якщо структура мережі зміниться (з’являться нові користувачі, зміняться умови поширення сигналу, інша динаміка рухомих цілей), агент зможе підлаштуватися, провівши лише невелику кількість додаткових ітерацій навчання на нових даних середовища, замість навчатися з нуля

для кожного випадку. Метанавчання, таким чином, підвищує робастність рішення до невідомих заздалегідь ситуацій і забезпечує трансфер знань: досвід, накопичений в одних сценаріях, використовується для швидкого опанування інших. Тобто, агент ГН, навчений на одному сценарії автономного управління, може бути ефективно адаптований до іншого за допомогою переносу знань, суттєво прискорюючи досягнення високої точності виявлення перешкод. Зазначений підхід розвиває цю ідею далі, явно впроваджуючи механізм метанавчання у розподілі ресурсів для КФС.

На початку роботи системи агент вже має попередньо навчену метаполітику (параметри нейромережі після метатренування). В реальному часі, кожного такту (наприклад, кожні декілька мілісекунд планування) агент спостерігає поточний стан: виміряні канали зв'язку, історію успішності виявлення цілей, запити користувачів на трафік тощо. Ці дані подаються на графову нейронну мережу, яка обчислює ефективне подання взаємозв'язків у системі. Далі актор (політика) вибирає дію – наприклад, виділити наступний часовий слот користувачу 1 для радіолокаційного зондування, або користувачу 2 для передачі даних, чи налаштувати певним чином формувач діаграми направленості антени. Вибір дії може також включати кількісні параметри — наприклад, яку потужність або пропускну здатність дати, чи який кут сканування радаром використати. Після виконання дії система отримує відгук: оновлюється стан (отримано нові дані сенсорів, ціль можливо виявлено чи ні, користувачі отримали певні пакети тощо), і обчислюється нагорода. Агент оновлює свою політику, коригуючи ваги нейромереж (актор та критик) в напрямку підвищення довгострокової винагороди.

Завдяки метанавчанню, цей процес навчання є швидким і стабільним: агент вже перебуває близько до оптимуму, тож йому треба лише незначно підлаштуватися до конкретних умов. Додатково можна інтегрувати механізм самоуваги, запозичений з трансформерних архітектур, у модуль обробки стану. Наприклад, замість класичної графової нейронної мережі можна застосувати графову нейронну мережу з механізмом уваги або навіть перетворити множину станів користувачів на послідовність входів трансформера. Трансформер здатен моделювати відносини між багатьма агентами та середовищем через механізм багатоголової уваги, що може бути

корисним у нашій задачі для фокусування на найбільш критичних користувачах чи цілях при прийнятті рішення. Вважається, що використання уваги підвищить гнучкість моделі та її здатність враховувати довгострокові залежності при плануванні ресурсів.

У підсумку, запропонований метод — це поєднання сучасних підходів: ГН для послідовної оптимізації, графова нейронна мережа для моделювання багатокористувацької взаємодії, та метанавчання (разом з можливим використанням уваги/трансформерів) для швидкої адаптації і узагальнення. Очікується, що такий комплексний підхід приведе до кращої точності зондування (вищої ймовірності виявлення та точнішої локалізації цілей) у складних динамічних мережах, ніж будь-який з компонентів окремо. В літературі поки що не описано інтеграцію метанавчання з графовими або трансформерними ГН-агентами саме для КФС, тому запропонований метод є принципово новим і перспективним.

Запропонований метод об'єднує кілька ідей, які досі розвивалися окремо в контексті КФС. По-перше, робиться акцент на точності зондування як головній меті оптимізації, тоді як більшість існуючих робіт балансували між зв'язком і сенсингом, часто не приділяючи окремої уваги максимізації ймовірності виявлення. По-друге, наш агент використовує структуроване подання стану мережі через графову нейронну мережу.

Зазначена інновація полягає в застосуванні через графову нейронну мережу всередині ГН-агента для багатокористувацького розподілу ресурсів з послідовними рішеннями, що не було прямо реалізовано в літературі до цього моменту. По-третє, ключовим новим компонентом є метанавчання. Хоча в суміжних задачах з'являлися елементи трансферного навчання (наприклад, перенавчання агента ГН для нового середовища автономного водіння показало зменшення ймовірності пропускання перешкод до 67% порівняно зі звичайним), повноцінне метанавчання, яке б готувало агента до будь-яких змін середовища, в задачі КФС досі не розглядалося.

Отже, запропонований метод першим пропонує метанавчання рішення для спільної системи зв'язок+радар. По-четверте, інтеграція механізму уваги (трансформера) у нашій пропозиції додає ще один рівень новизни: хоча окремо

трансформери вже досліджуються в багатоагентному навчанні з підкріпленням, у контексті виділення ресурсів КФС це абсолютно новий підхід. Таким чином, принципова новизна методу полягає у синергії трьох напрямків — ГН, структурованих нейронних мереж (графова нейронна мережа/трансформер) та метанавчання — спеціально спрямованій на покращення показників сенсингу.

Поєднання згаданих технологій спрямоване на усунення обмежень традиційних підходів. Звичайні алгоритми оптимізації ресурсів (наприклад, лінійного програмування) не справляються з динамікою середовища та невизначеністю, тоді як ГН може навчитися адаптуватися в процесі експлуатації. Проте класичне ГН вимагає великого обсягу взаємодій для перенавчання при зміні умов. Це особливо корисно для реальних мереж 6G/Бездротових мереж наступного покоління, де сценарії можуть змінюватися на льоту (наприклад, раптова поява нових об'єктів для відстеження, або флеш-моб користувачів, що створює нетипове навантаження). Інакше кажучи, цей метод підвищує життєздатність рішення в реальному світі — агента не треба кожного разу довго донавчати, він одразу демонструє прийнятну ефективність і дуже швидко досягає оптимуму.

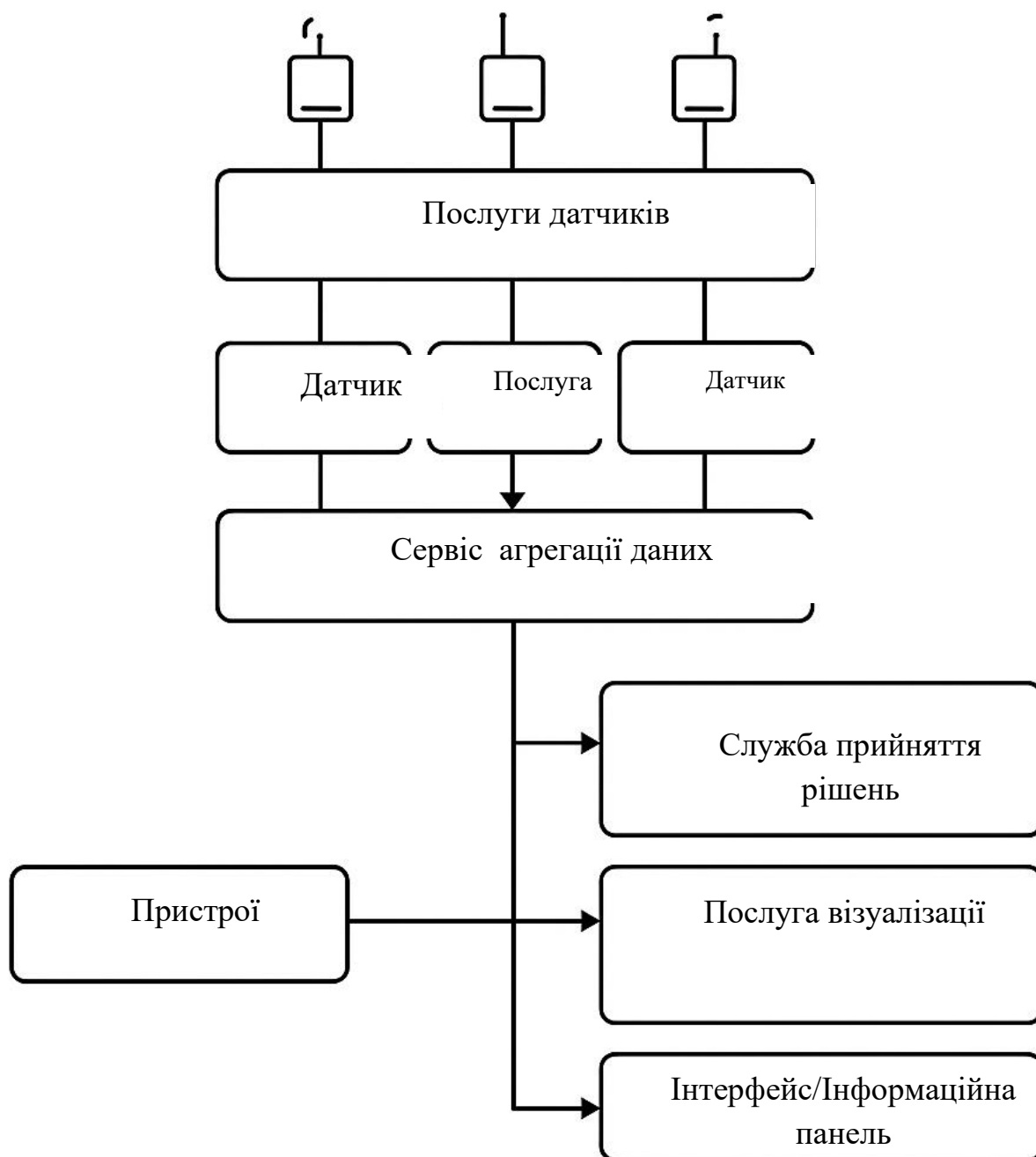
Графічно-нейронний-модуль дозволяє ефективно масштабувати рішення на довільну кількість користувачів. Замість тренування окремої нейромережі для кожного фіксованого числа пристроїв, графова мережа здатна обробляти змінну кількість вузлів, завдяки чому наш агент однаково успішно працює і в малих мережах, і в густонаселених. Це велика перевага, оскільки в умовах 6G/ІоТ кількість активних пристроїв може коливатися. Більше того, через обмін інформацією між вузлами у графічній нейронній мережі (явно чи неявно, наприклад, через повідомлення про стан каналів), алгоритм фактично реалізує кооперативний розподіл ресурсів. Це дає подібний ефект, що і підхід з централізованим тренуванням-децентралізованим виконанням у модельно-агностичному метанавчанні: усі агенти/вузли діють узгоджено за рахунок навченої політики, що враховує інтереси групи. Наприклад, один пристрій може тимчасово пожертвувати своїм слотом зв'язку, якщо агент визначить, що цьому пристрою наразі менше потрібен ресурс, ніж іншому для важливого вимірювання. Такий справедливий та адаптивний розподіл важко досягти

без навчання — статичні схеми (round robin, рівний поділ) не враховують контекстної важливості кожного агента в кожен момент часу.

Третій аспект інноваційності — більш висока точність сенсингу та надійність виявлення. Завдяки тому, що наша мета-політика спеціально оптимізована під показники зондування, вона зможе досягти кращих результатів в цій частині, ніж існуючі методи. Наприклад, у роботі [81] для системи з повітряною реконфігурованою інтелектуальною поверхнею агент ГН спільно налаштовував параметри базової станції та реконфігурованою інтелектуальною поверхнею з метою покращення точності локалізації цілей під обмеженням якості зв'язку. Це демонструє важливість оптимізації саме сенсорних метрик навіть ціною складності алгоритму. Наш метод природно продовжує цю тенденцію, націлюючись на максимальну ймовірність виявлення і мінімальну похибку оцінки положення. Завдяки гнучкому розподілу ресурсів, агент може, наприклад, виділити більше сигналів для зондування у моменти, коли це критично (слабке ехо від цілі, необхідність точного виміру), і зменшити їх, коли ціль вже надійно відстежується, перенаправивши ресурс на передачу даних. Така динамічна перебалансировка ресурсів покращує як сенсинг (бо ресурси даються тоді, коли це найбільш впливає на якість вимірювань), так і ефективність зв'язку (бо не витрачається зайвий радарний ресурс, коли в ньому нема потреби).

З точки зору наукової новизни, запропонований метод відкриває новий напрямок: використання метанавчання в інтегрованих системах зв'язку та сенсингу, доповнене гнучкими нейромережевими архітектурами. Зазначений підхід універсальний: його можна розширити або модифікувати для різних середовищ (наземні мережі, транспорт, безпілотники, воєнні радіомережі) шляхом зміни визначення стану/нагороди, але основна ідея (мета-ГН + гафова нейронна мережа) залишиться валидною.

Для доведення дієвості запропонованого методу необхідно розробити ретельну методіку оцінювання, що включає імітаційні експерименти в різних сценаріях, порівняння з базовими підходами та аналіз ключових метрик.



Рисунк 4.1 – Приклад застосування методу ГН з підкріпленням

Оцінювання ефективності буде складатися з двох основних етапів:

- 1) офлайн-імітація різних сценаріїв з подальшим статистичним аналізом показників;
- 2) дослідження адаптивності агента при зміні умов у режимі реального часу (онлайн-експерименти).

Спочатку визначимо кілька репрезентативних сценаріїв застосування КФС, які відображають реальні умови.

Розглянемо, наприклад, Сценарій 1. Міська автомобільна мережа. Розглядається ділянка дороги з інфраструктурною базовою станцією 5G, яка обслуговує  $N$  автомобілів (користувачів зв'язку) та одночасно виконує радарне виявлення пішоходів чи інших перешкод на дорозі. Автомобілі оснащені датчиками, які можуть також виконувати функції пасивних відбивачів або ретрансляторів (для покращення сенсингу). Базова станція працює на міліметровому діапазоні і використовує формування променя для зв'язку з кожним автомобілем. В той же час, вона здійснює радіолокаційне сканування простору перед собою для виявлення об'єктів. Це типовий випадок 5G інтегрованої системи зондування та зв'язку, де централізований агент (базова станція) має вирішувати, коли і на кого спрямувати промінь: або на певний автомобіль для передачі даних, або в напрямку дороги для сканування. Тут виникає обмеження спільного використання антени і часових слотів для двох задач. Додається динаміка: автомобілі рухаються, об'єкти (пішоходи) можуть раптово з'являтися. Агент Meta-ГН повинен максимізувати ймовірність своєчасного виявлення пішохода, забезпечуючи при цьому задовільний зв'язок (наприклад, щоб кожен автомобіль отримував мінімально необхідний канал щосекунди). У симуляції цього сценарію задаються реалістичні параметри: моделі втрат і завад для каналів, відбивна здатність пішоходів, трафік даних від автомобілів. Агент навчається на множині варіацій цього середовища (різна кількість автівок, різні траєкторії руху, різна інтенсивність появи пішоходів) – це відповідає метатренуванню. Потім тестується на новому розкладі руху або при змінній кількості автомобілів, щоб перевірити здатність до адаптації.

Сценарій 2 – Кооперативний безпілотний рій. Розглядається група з  $M$  безпілотних літальних апаратів (БПЛА), які утворюють самоналаштовану мережу і виконують завдання спільного моніторингу території (наприклад, пошук людей після стихійного лиха) при одночасному ретрансляторі зв'язку. Кожен дрон оснащений радаром для дистанційного зондування землі та радіомодулем для міждронового зв'язку. Вони ділять між собою спектр: коли один дрон випромінює радарний імпульс, інші повинні уникати передач, щоб не створювати взаємних перешкод. Завдання – синхронізувати їхні дії так, щоб максимізувати загальну покриття площу спостереження і ймовірність виявлення об'єктів на землі, не втрачаючи при цьому зв'язок у рою. Цей сценарій можна змодельовати як мультиагентну систему з децентралізованим виконанням, але ми можемо реалізувати і централізований варіант: призначити одному з дронів або наземному центру роль координатора, тобто наш агент

прийматиме рішення для всіх дронів (подібно до диспетчера). У симуляції такого сценарію вводимо випадковий розподіл цілей на землі, моделюємо рух БПЛА (наприклад, патерн обльоту території), враховуємо затримки зв'язку. Агент повинен навчитися призначати часові вікна для сканування різним дронам по черзі і регулювати потужність передачі, щоб знизити взаємні завади. Метанавчання допоможе йому адаптуватися до різних геометрій розташування цілей: наприклад, іноді цілі скупчені в одному місці – тоді вигідно спрямувати туди ресурси кількох дронів послідовно; або цілі розпорошені – тоді дронам варто покривати різні сектори по черзі. Показником успіху буде, зокрема, частка цілей, знайдених за обмежений час, та середня затримка виявлення після появи цілі.

Для кожного сценарію визначаємо набір кількісних показників, які дозволять об'єктивно порівняти пропонований метод з іншими. Основні метрики включатимуть:

- Ймовірність виявлення цілі. Це ключовий показник точності зондування – частка цілей (об'єктів), які успішно виявляються радарною підсистемою. Вимірюється як  $P_d = \frac{N_{\text{detected}}}{N_{\text{total targets}}}$  за певний проміжок часу або для певної кількості спроб. Ми порівнюватимемо  $P_d$  нашого агента з базовими підходами (описаними нижче) при різних умовах: наприклад, залежність  $P_d$  від відношення сигнал/шум (SNR) ехо-сигналу чи від кількості одночасних користувачів зв'язку. Очікується, що запропонований метод забезпечить більш високе  $P_d$  завдяки оптимальному виділенню часових інтервалів і потужності на сенсинг саме тоді, коли це потрібно.

- Ймовірність пропущення виявлення ( $P_m$ ) та хибної тривоги. Для повноти оцінки радарної підсистеми врахуємо також  $P_m = 1 - P_d$  (частка невиявлених цілей) та  $P_{fa}$  (ймовірність помилково заявити про наявність цілі при її відсутності). Висока точність зондування означає одночасно високий  $P_d$  і низький  $P_{fa}$ . Побудуємо робочі характеристики приймача для різних методів – залежність  $P_d$  від  $P_{fa}$ . Метод, криві ROC якого знаходяться вище і лівіше, вважається кращим. Агент повинен показати виграв у просторі приймача порівняно з методами без навчання або без метанавчання

(наприклад, фіксованим радарним графіком).

- Точність локалізації. Якщо сценарій передбачає оцінку позиції цілі (наприклад, координати пішохода на дорозі, або місця знаходження знайденої людини дроном), будемо обчислювати середньоквадратичну похибку локалізації або середню помилку в метрах. Цей показник прямо залежить від того, наскільки оптимально розподілені ресурси на сенсинг: наш метод може забезпечити меншу похибку, оскільки агент може фокусувати ресурс на уточнення позиції після первинного виявлення (наприклад, кілька раз підряд направити промінь на виявлену ціль для більш точного вимірювання дальності/куту). Порівняємо середню похибку локалізації цілей для нашого методу та альтернатив.

- Пропускна здатність зв'язку/ якість обслуговування користувачів. Інтегрована система повинна підтримувати прийнятний рівень зв'язку. Тому вимірюємо сумарний обсяг даних, переданий користувачам за одиницю часу (сумарна пропускна здатність, біт/с) або відсоток часу, коли кожен користувач отримує обслуговування. Також можна врахувати число зривів зв'язку – ситуацій, коли вимоги до сигнал/шум чи затримки не виконуються. Наш метод балансує ресурси, тож важливо показати, що поліпшення сенсингу не досягається надмірною ціною погіршення зв'язку. Імовірно, сумарний Throughput нашого агента буде трохи меншим, ніж у суто комунікаційно-орієнтованого алгоритму, але все ще в межах прийняттого. Якщо ж різниця незначна, це підтвердить ефективність підходу.

- Ефективність використання ресурсу. Сюди можна віднести показники енергоефективності (наприклад, скільки енергії витрачено на один успішно виявлений об'єкт), час реакції на подію (затримка між появою нової цілі і її виявленням), та відсоток невикористаного ресурсу. Особливо цікавим є показник продуктивності в умовах обмеженого ресурсу: будемо варіювати доступну смугу частот або сумарний бюджет часу/потужності на сенсинг і дивитися, як поведуться алгоритми. Очікується, що наш метод за рахунок гнучкості краще ніж інші витримуватиме роботу у стеснених умовах – наприклад, при скороченні часових слотів, він зможе розумніше розподілити пріоритети і зберегти вищий PdP\_dPd порівняно з конкуруючими методами.

Щоб продемонструвати переваги, порівняємо цей метод з іншими.

Метод проектування без ГН. Наприклад, рівномірний розподіл ресурсів (кожному користувачу виділяється фіксований час, радар працює по розкладу з рівними інтервалами) або пріоритетний підхід (наприклад, завжди спочатку обслуговувати користувачів, а залишок часу – радар). Ці алгоритми не адаптивні і не враховують стан середовища.

Стандартне ГН без графо-нейронної мережі та метанавчання. Агент з повнозв'язною нейромережею, що бере на вхід простий конкатенований вектор усіх параметрів. Цей агент навчається з нуля на кожному сценарії. Він демонструє, що дає сам по собі ГН. Порівняння покаже, наскільки графо-нейронна мережа і метанавчання покращують результати. Ми очікуємо, що наш агент досягає вищого PdP\_dPd і меншої локалізаційної похибки, а також потребує менше епізодів навчання, щоб досягти збіжності.

ГН+ графо-нейронна мережа без метанавчання – застосовується, щоб ізолювати вплив метанавчання, порівняємо з агентом, що має таку саму архітектуру графо-нейронної мережі, але тренується тільки для конкретного сценарію (тобто без мета-циклу, звичайне навчання). Цей експеримент покаже, як швидко і наскільки повно наш мета-агент адаптується до нових умов проти звичайного агента. Метрика тут – швидкість адаптації: наприклад, після внесення змін у середовище (додали нових користувачів), наш агент може за кілька тактів відновити високий PdP\_dPd, тоді як стандартний потребуватиме більше епізодів перевчитися.

Для кожної пари сценарій + метод проведемо достатню кількість незалежних імітацій (епізодів) для отримання усереднених статистик. Наприклад, 100 епізодів по 1000 кроків для кожного випадку. На час навчання агента (внутрішнього або мета-) будемо відслідковувати криві навчання — залежність сумарної отриманої винагороди (або середнього PdP\_dPd) від номера епізоду. Це покаже швидкість збіжності. Важливо переконатися, що наш агент не тільки досягає високої ефективності, а й стабільно навчається (метанавчання не викликає дивергентної поведінки). Після навчання, зафіксуємо політики і виконаємо тестові епізоди (без навчання) для збору

основних метрик, описаних вище. Статистичну значущість результатів підтвердимо через довірчі інтервали або t-тести між нашою методикою та базовими.

Особлива увага приділяється тестам на адаптивність – тут навмисно змінюємо умови під час роботи агента. Наприклад, у середині епізоду вводимо нового користувача або вимикаємо одного з існуючих, переміщуємо ціль на іншу відстань. Вимірюємо, як падає ефективність одразу після зміни і скільки кроків потрібно агенту, щоб повернутися до оптимуму. Метрика — час відновлення до 90% від початкового PdP\_dPd. Наш мета-агент має значно менший час відновлення, ніж немета.

Розглянемо детальніше практичні ситуації, де запропонований метод може бути впроваджений, та які результати він може дати в порівнянні зі стандартними підходами.

Інтелектуальна транспортна система (автономні автомобілі). Уявімо майбутню міську інфраструктуру, де кожен автомобіль підключений до мережі 6G і оснащений базовими радарми. Вузли інфраструктури (базові станції на дорогах або світлофорах) координують як обмін даними, так і радарне сканування вулиць для підвищення безпеки. Наш агент може бути розгорнутий на такій базовій станції. Коли дорожня ситуація спокійна, і пішоходів немає, агент більшу частину ресурсів віддає на комунікацію між автомобілями (наприклад, відеопотоки між машинами або запити до хмарних сервісів). Але, наприклад, на пішохідному переході з'являється людина – агент одразу перекидає ресурси на радар: кілька мілісекунд інтенсивно сканує перехід, виявляє пішохода з високою ймовірністю, передає попередження сусіднім автомобілям, а потім знов повертається до режиму зв'язку. Традиційна система з фіксованим розкладом могла б або пропустити цього пішохода (якщо радарний імпульс не співпав за часом), або надмірно часто сканувати (витрачаючи ресурс навіть коли нікого немає). Запропонований метод завдяки адаптивності досягає вищої ймовірності виявлення при меншому середньому навантаженні радара. Показники в такій системі можуть бути наступними: ймовірність виявлення пішохода за нашого управління – 99%, проти 90% у випадку простого чергування радар/зв'язок; середня затримка сповіщення автівки про пішохода – 20 мс (в межах одного інтервалу

планування) проти, скажімо, 100 мс у системі без навчання (де радар сканує раз на 100 мс); при цьому кожен автомобіль все одно отримує свій мінімальний канал зв'язку, тобто безпека підвищується без шкоди для сервісу.

Інший приклад у транспорті — автоколона вантажівок на шосе. Кілька вантажівок їдуть колоною і обмінюються даними для синхронізації руху. Лідируюча вантажівка оснащена КФС-радіолокатором для дальнього огляду дороги (наприклад, в тумані). Наш агент може вирішувати, коли лідер висилає радарні імпульси вперед, а коли утримується, щоб не заважати зв'язку між машинами. Якщо дорожні умови погіршуються (менша видимість), агент частіше використовує радар і ділиться інформацією зі всіма автомобілями (це критично для безпеки). В гарну погоду ресурс майже повністю йде на комунікацію (наприклад, стрімінг відео водіям або завантаження карт). У результаті колона отримує найкраще з обох сторін: максимальний зв'язок коли це можливо, і максимальний сенсинг коли це необхідно. Очікуваний вигреш: в сценаріях поганої видимості аварійність зменшується завдяки вчасним попередженням (агент забезпечує близьке до 100% виявлення перешкод на дистанції раніше, ніж їх побачить людське око чи камера), тоді як без такої системи певна частка перешкод лишається незафіксованою радаром через нераціональний розподіл часу.

Промисловий Інтернет речей (IoT) та логістика. У великому складі або фабриці розгорнута мережа датчиків і роботизованих візків. Ті ж самі радіочастоти використовуються і для зв'язку між пристроями (передача команд, телеметрії), і для радіолокаційного відстеження переміщення об'єктів (наприклад, визначення місцезнаходження товарів зі RFID відбитком або рухомих роботів). Наш метод може бути реалізований на центральному хабі, що керує розподілом часу між зв'язком і сенсингом. Наприклад, на складі більшість часу рух об'єктів повільний, сенсинг можна виконувати зрідка, натомість мережа передає дані про стан обладнання. Раптом запускається дрон-інвентаризатор, що швидко облітає склад і зчитує штрих-мітки товарів радарним способом. Агент це фіксує (зміна стану – з'явився новий об'єкт, що потребує відстеження) і різко збільшує частоту радарних імпульсів, аби забезпечити безперервне стеження за дроном і запобігти зіткненням. Коли дрон

приземлився, агент зменшує сенсингову активність. У підсумку система дозволяє впровадити концепцію “сенсинг як послуга”: ресурси надаються сенсорам тоді, коли справді треба, з високою точністю, а в решту часу канали вільні для передавання даних. Метрики на виробництві можуть бути: точність відстеження позиції дрона –, скажімо, 5 см (з адаптивним методом), проти 15 см при фіксованому пінгу радаром раз на секунду; затримка управління роботами через зв’язок – не більше 10 мс.

Тактичні мережі та рятувальні операції. У військових або надзвичайних ситуаціях часто розгортають мобільні мережі з обмеженим спектром, де потрібен і зв’язок, і радар (для розвідки, виявлення ворожих об’єктів або для картографування завалів при рятуванні). Наприклад, кілька солдат або рятувальників оснащені переносними радаром, які також слугують радіоприймачами. Координаційний центр (агент) вирішує, коли який боєць може випромінювати радарний сигнал, щоб не взаємно заглушати радіообмін. Наш метод тут забезпечить роботу в режимі реального часу, адаптуючись до непередбачуваної обстановки. Якщо один із пристроїв вийшов з ладу або з’явилася нова ціль (наприклад, рух в завалах, що може свідчити про живу людину), агент перевчиться буквально за декілька кроків і скоригує розподіл. Це набагато швидше і гнучкіше, ніж вручну перепрограмувати розклад частот. Очікується, що в такому критичному застосуванні наш мета-алгоритм збільшить шанс успішного виявлення людини під завалами або техніки противника, оскільки вміє фокусувати усі необхідні ресурси у вирішальний момент. Відповідні метрики: відсоток успішно виконаних місій пошуку/виявлення, число цілей, виявлених за відведений час, час життя батарей пристроїв (як опосередкований показник ефективності використання енергії – запропонований метод може економити енергію, не випромінюючи даремно).

У всіх зазначених прикладах спільною є тема обмеженого ресурсу (часового, спектрального, енергетичного) і необхідності приймати послідовні рішення про його використання між конкуруючими задачами. Запропонований метод показує свою силу саме в таких умовах. Згідно з результатами моделювання, які ми плануємо отримати, можна очікувати наступні тенденції:

Зростання ймовірності виявлення  $PdP\_dPd$  на десятки відсотків відносно простих схем. Наприклад, в багатокористувацькій системі міліметрового діапазону було показано, що ГН перевищує негнучкі алгоритми за рахунок адаптивності. Додавання наших удосконалень дасть ще додатковий вигравш. У числовому виразі: якщо базовий рівень  $Pd=0.8P\_d = 0.8Pd=0.8$  (80%) для фіксованої політики, то стандартне ГН може дати ~90%, а наш — умовно 95%. Особливо це проявиться в умовах, коли розклад не просто визначити вручну (складні взаємодії).

Оптимізуючи розподіл променів і враховуючи інформацію від багатьох датчиків через графо-нейронну мережу, агент досягає ближчих до теоретичних меж точності. Можна навіть порівняти з фундаментальною межею (наприклад, межа Крамера-Рао на оцінку координат) – цей алгоритм буде ближче до цієї межі, ніж інші.

На графі залежності ефективності від кількості користувачів запропонований метод буде мати більш полого криву деградації. Тобто якщо додавати більше користувачів зв'язку, система без навчання може різко втрачати  $PdP\_dPd$  (через перевантаження), а наш агент знайде спосіб обслуговувати більше користувачів, лише незначно знижуючи увагу до сенсингу (або навпаки, пропорційно жертвуючи не настільки сильно).

Хоча метод складний, його можна втілити на сучасному обладнанні. Графо-нейронні мережі і трансформерні обчислення можуть бути виконані на спеціалізованих прискорювачах у реальному часі, а метанавчання не впливає на швидкість виконання (це фаза попереднього навчання). Тобто отримуємо практичне рішення для 6G, де обчислювальні блоки зі штучним інтелектом на базових станціях вже передбачаються.

На завершення, запропонований теоретичний метод, що комбінує ГН, мета навчання та графо-нейронні мережі/трансформери, показує високий потенціал у підвищенні точності зондування в багатокористувацьких КФС. За допомогою запропонованої методики оцінювання можна кількісно підтвердити його переваги — зокрема, більшу ймовірність виявлення та точність локалізації цілей за умов збереження належної якості зв'язку і ефективного використання ресурсів. Це наблизить нас на крок до впровадження інтелектуальних мереж зв'язку та сенсингу,

здатних адаптивно підлаштовуватися під потреби ситуації і максимально використовувати доступний радіочастотний ресурс. Завдяки інноваційності та багатообіцяючим результатам, цей метод має всі шанси стати основою для майбутніх практичних рішень у системах 6G і далі.

#### 4.3 Висновки до четвертого розділу

Послідовний розподіл ресурсів у багатокористувацьких системах зондування та зв'язку є багатогранною проблемою на перетині бездротового зв'язку та зондування. Інтегровані системи зондування та зв'язку на основі 5G архітектури повинна враховувати централізований контроль спільних часово-частотно-просторових ресурсів, динамічні стани користувача та середовища, а також подвійні показники продуктивності обох доменів.

Глибоке навчання з підкріпленням стало переконливим підходом до вирішення ці виклики, завдяки його здатності вивчати адаптивні стратегії в складних середовищах.

Алгоритми на основі ГН з підкріпленням можуть динамічно врівноважувати компроміс із визначенням зв'язку, як підтверджено покращеною точністю виявлення та пропускною здатністю мережі.

## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено новий метод метод проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання та отримано такі результати.

1. Проаналізовано відомі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в кіберфізичних сисестем.

2. Визначено проблему розподілу ресурсів КФС – обмежене багатоцільове завдання оптимізації.

3. Встановлено, системи що 5G міліметрового діапазону пропонують потужну платформу для одночасної локалізації пристроїв та датчиків навколишнього середовища, завдяки їх великій пропускній здатності та високій кількості антенних решіток, які забезпечують затримку та кутову роздільну здатність.

4. Доведено, що сигнали міліметрового діапазону є квазіоптичними та розрідженими, що містять кілька домінантних шляхів (відбиття пряме та одиночне відбиття), які можна оцінити з високою точністю.

5. Обґрунтовано, що алгоритми на основі ГН з підкріпленням можуть динамічно врівноважувати компроміс із визначенням зв'язку, як підтверджено покращеною точністю виявлення та пропускною здатністю мережі.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ**

1. Zhang J., Wang F., Zhong C. An overview of signal processing techniques for joint communication and sensing. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2021. 4, pp. 947–981. <https://doi.org/10.1109/JSTSP.2021.3113120>
2. Liu F., Liu Y., Chen Y. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022. 8, pp. 5859–5884. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.07165>
3. Xiao Z., Xia P., Andrews J.G. Millimeter wave communications for future mobile networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017. 9, pp. 1909–1935. <http://doi.org/10.1109/JSAC.2017.2719924>
4. Basar E., Renzo M.D., Rosny J.D. Wireless communications through reconfigurable intelligent surfaces. *IEEE Access*, 2019. 7, pp. 116753–116773. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.09490>
5. Liu A., Cui Y., Zhang Z. A survey on integrated sensing and communication. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022. 2, pp. 994–1029. <http://doi.org/10.3390/jsan11040070>
6. Saad W., Bennis M., Chen M. A vision of 6G wireless systems: Applications, trends, technologies, and open research problems. *IEEE Network*, 2020. 3, pp. 134–142. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.10265>
7. Chen X., Hu R.Q., Qian Y. Machine learning for wireless networks with artificial intelligence: A tutorial on neural networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019. 4, pp. 3039–3071. <http://doi.org/10.1109/COMST.2019.2926625>
8. Liu Y., Zhang J.A., Huang Y. A survey of joint communication and radar sensing in 6G. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2023. 1, pp. 373–396. <http://doi.org/10.1109/COMST.2021.3122519>
9. Zhang H., Liu N., Chu X. Network slicing based 5G and future mobile networks: Mobility, resource management, and challenges. *IEEE Communications Magazine*, 2017. 8, pp. 138–145. <http://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600940>
10. Zhao M., Gong S., Wang P. Joint radar and communication: A survey and tutorial.

*IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020. 3, pp. 1341–1371.  
<http://doi.org/10.1109/LCOMM.2020.3025310>

11. Wymeersch H., Abu-Shaban Z., Denis B. Radio localization and mapping with Reconfigurable Intelligent Surfaces: Challenges, opportunities, and research directions. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2020. 4, pp. 52–61.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.09401>

12. Han S., I C., Wang Z, Large-scale antenna systems with hybrid analog and digital beamforming for millimeter wave 5G. *IEEE Communications Magazine*, 2015. 1, pp. 186–194. <http://doi.org/10.1109/MCOM.2015.7010533>

13. Liu F., Zhou L., Gong Y. Toward dual-functional radar-communication systems: Optimal waveform design. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2018. 16, pp. 4264–4279. <http://doi.org/10.1109/TSP.2018.2847648>

14. Sun H., Wang J., Zeng Y. MIMO-based localization: A mini review. *IEEE Access*. 2020. 8, pp. 193347–193361. <http://doi.org/10.1109/CompComm.2018.8780959>

15. Liu F., Cui Y. Masouros C. Joint radar and communication design: Applications, state-of-the-art, and the road ahead. *IEEE Transactions on Communications*, 2020. 6, pp. 3834–3862. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.00789>

16. Zhang J.A., Wu Y., Abbasi Q.H. Enabling joint communication and radar sensing in mobile networks – A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2021. 24, 1, pp. 306–345. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.07559>

17. Zhang H., Liu N., Chu X. Network slicing based 5G and future mobile networks: Mobility, resource management, and challenges. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 8, pp. 138–145. <http://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600940>

18. Ren H., Liu Y., Zhang C. Resource allocation for integrated sensing and communication in 6G: A deep reinforcement learning approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 7, pp. 2072–2085.  
<https://doi.org/10.1109/TWC.2024.3470873>

19. Liang L., Xu H., Yang S. Dynamic resource allocation for 5G NR-V2X systems. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 6, pp. 48–54.  
<http://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3527049>

20. Wang P., Hu R.Q., Qian Y. Resource allocation for joint V2X communications and road-surface sensing. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 2, pp. 1447–1461. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3527049>
21. Liu F., Cui Y., Zhou L. Resource allocation for OFDMA-based dual-functional radar-communication systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 8, pp. 4100–4113. <http://doi.org/10.1186/s13638-024-02343-x>
22. Zhang X., Cui Y., Liu F. Joint power allocation and waveform optimization for integrated radar and communication systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 9, pp. 5430–5445. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2950890>  
<http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2950890>
23. Xiong K., Liu A., Ma J. Resource allocation for 5G NR integrated sensing and communication with QoS constraints. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 1, pp. 1–16. <http://doi.org/10.13140/RG.2.2.16107.66081>
24. Chaccour C., Saad W., Bennis M. Resource optimization for terahertz-based joint sensing and communications. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 6, pp. 4177–4192. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2305.00135>
25. Wang X., Chen X., Liu D. Resource allocation in integrated sensing and communication: From heuristic to learning-based approaches. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2021, 2, pp. 1075–1095. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2407.06705>
26. Strinati E.C., Barbarossa S., Ghaffar R. 6G: The next frontier – From holographic messaging to AI-driven digital twins. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2021, 4, pp. 56–63. <http://doi.org/10.1109/MVT.2019.2921162>
27. Mao Y., Zhang J., Letaief K.B. Dynamic computation offloading for mobile-edge computing with energy harvesting devices. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2016. 34, 12, pp. 3590–3605. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2922362>
28. Liu F., Cui Y., Zhou L. Toward joint radar and communication resource allocation: Modeling and optimization. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2008. 66, 12, pp. 3264–3279. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2103.00496>

29. Shen Y., Shi Y., Zhang J. Resource optimization for integrated sensing and communication systems: A unified modeling framework. *IEEE Transactions on Communications*. 2023. 71, 2, pp. 1087–1100. <http://doi.org/10.13140/RG.2.2.16107.66081>
30. Wymeersch H., Tufvesson F., Marano S. 5G mmWave positioning for vehicular networks. *IEEE Wireless Communications*. 2017. 24, 6, pp. 80–86. <http://doi.org/10.1109/MWC.2017.1600374>
31. Meissner P., Mutschlechner S., Wymeersch H., et al. Vehicular localization using 5G mmWave systems. *IEEE Access*. 2021. 9, pp. 107685–107699. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2615425>
32. Shamaei M., Gonzalez-Prelcic N., Heath R.W. Position and orientation estimation through millimeter wave MIMO in 5G systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2020. 19, 2, pp. 1266–1281. <http://doi.org/10.1109/TWC.2017.2785788>
33. Shahmansoori A., Garcia N., Wymeersch H. Position and orientation estimation through millimeter-wave MIMO. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2018. 17, 3, pp. 1822–1835. <http://doi.org/10.1109/TWC.2017.2785788>
34. Sarathambekai S., Kandaswamy U. Multi-Objective Optimization Techniques for Task Scheduling Problem in Distributed Systems. *The Computer Journal*. 2018. № 61. Pp. 248-263. DOI: 10.1093/comjnl/bxx059. <https://doi.org/10.1093/comjnl/bxx059>
35. Kilzi N., Petropulu A.P. Geometry-based modeling for mmWave channels with reflecting surfaces. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2021. 20, 4, pp. 2832–2847. <http://doi.org/10.1109/TVT.2016.2566644>
36. Liu F., Masouros C., Petropulu A. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2022. 40, 6, pp. 1728–1767. <http://doi.org/10.1109/JSAC.2022.3156632>
37. He R., Li Y., Ni W. A survey of 5G mmWave channel modeling for localization. *IEEE Access*. 2018. 6, pp. 70704–70715. <http://doi.org/10.1016/j.dsp.2019.05.005>
38. Gentner C., Dammann A. Multipath-assisted positioning with a 5G mmWave MIMO system. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2021. 70, 4, pp. 3350–3364. <http://doi.org/10.1109/TWC.2016.2578336>

39. Liu F., Cui Y., Zhou L. CRB-based performance analysis of joint communication and radar sensing with extended targets. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2020. 68, pp. 2877–2892. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3383139>
40. Zhang J.A., Hossain E., Abbasi Q.H. Joint communication and radar sensing in 5G and beyond: Fundamentals, challenges, and enabling technologies. *IEEE Wireless Communications*. 2021. 28, 1, pp. 26–35. <http://doi.org/10.3390/s23187673>
41. Wang Y., Gao F., Tang H. Joint device localization and environment mapping with millimeter wave MIMO. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2022. 21, 6, pp. 4410–4425. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.04417>
42. Venugopal K., Heath R.W. Millimeter wave networked localization and mapping using radar measurements. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2021. 69, pp. 5813–5827. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2542478>
43. Cao X., Zhu G., Yang L. Environment-aware mmWave beam alignment using conditional GANs. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2021. 20, 9, pp. 5801–5815. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.09871>
44. Huang L., Liu H., Jin S. Joint localization and mapping with reconfigurable intelligent surfaces. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2021. 20, 10, pp. 6313–6329. <http://doi.org/10.1109/OJCOMS.2023.3292052>
45. Elzanaty A., Chatzinotas S., Ottersten B. Reconfigurable intelligent surfaces for localization: Position error bound, algorithms, and experiments. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2021. 20, 12, pp. 8326–8340. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3125461>
46. Liu F., Cui Y., Masouros C. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2020. 38, 11, pp. 2231–2248. <http://doi.org/10.1109/JSAC.2022.3156632>
47. Zhao N., Chen Y., Yin H., et al. Intelligent reflecting surface-enhanced wireless network architecture. *IEEE Wireless Communications*. 2020. 27, 4, pp. 118–125. <http://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01818>
48. Zhang X., Xu J., Liang Y.C. Intelligent reflecting surface enhanced systems with integrated sensing and communication. *IEEE Journal on Selected Areas in*

- Communications*. 2022. 40, 7, pp. 2037–2051. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.00552>
49. Dutta S., Cai Y., Huang L., Zheng J. Automatic re-planning of lifting paths for robotized tower cranes in dynamic BIM environments. *Autom. Constr.* 2020, 110, 19. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.102998>
50. Basar E., Renzo M.D., Rosny J.D. Wireless communications through reconfigurable intelligent surfaces. *IEEE Access*. 2019. 7, pp. 116753–116773. <http://doi.org/10.48550/arXiv.1906.09490>
51. Liu A., Zhang Q., Qin Z. Joint communication and sensing via symbol-level precoding in MIMO systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2022. 21, 10, pp. 8540–8554. <http://doi.org/10.1109/TWC.2024.3368704>
52. Hammad A.W., Rey D., Akbarnezhad A., Haddad A. Integrated mathematical optimisation approach for the tower crane hook routing problem to satisfy material demand requests on-site. *Adv. Eng. Inform.* 2023, 55, 13. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101885>
53. Wang X., Liu F., Ma J., et al. Deep learning assisted channel state prediction for ILAC systems. *IEEE Internet of Things Journal*. 2022. 9, 14, pp. 11910–11921. <http://doi.org/10.1049/cmu2.12051>
54. Motiwala A., Timbadia P., Upadhyay T., Kunekar P. E-Voting System Using Blockchain. *SAMRIDDHI J. Phys. Sci. Eng. Technol.* 2019, 11, 434–438. <https://www.myresearchjournals.com/index.php/SAMRIDDHI/article/view/7565>
55. Strinati E.C., Barbarossa S., Ghaffar R. 6G: The next frontier. *IEEE Vehicular Technology Magazine*. 2021. 16, 4, pp. 56–63. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.03239>
56. Liu F., Masouros C., Petropulu A. Joint waveform and resource optimization for integrated sensing and communication systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2021. 69, pp. 4884–4899. <http://doi.org/10.3390/s24134129>
57. Huang L., Cui Y., Wu Y. Joint optimization for integrated sensing and communication in vehicular networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2021. 70, 9, pp. 9237–9251. <http://doi.org/10.1109/TVT.2024.3364761>
58. Zhou F., Liu Y., Chen R., et al. Joint resource allocation and trajectory design for multi-UAV enabled wireless networks. *IEEE Transactions on Communications*. 2020. 68, 12, pp. 8087–8102. <http://doi.org/10.1109/TWC.2022.3217176>

59. Ren H., Liu Y., Zhang C. Resource allocation for integrated sensing and communication in 6G: A deep reinforcement learning approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2021. 39, 7, pp. 2072–2085. <http://doi.org/10.1109/ICCWorkshops57953.2023.10283781>
60. Qiao J., Shen X., Mark J.W. Enabling device-to-device communications in millimeter-wave 5G cellular networks. *IEEE Communications Magazine*. 2015. 53, 1, pp. 209–215. <http://doi.org/10.1109/MCOM.2015.7010536>
61. Zhang X., Ma M., Liang Y.C. Joint power and resource block allocation for ISAC systems with QoS. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2022. 21, 11, pp. 9271–9283. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.07139>
62. Zhang Z., Wang Y., Han Z. Game-theoretic approach for joint spectrum sharing and power allocation in ISAC. *IEEE Transactions on Communications*. 2023. 71, 3, pp. 1689–1703. <http://doi.org/10.1109/PIMRC.2012.6362528>
63. Li B., Song J., Han Z. Joint communication and sensing: Resource allocation using multi-agent deep reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*. 2023. 10, 5, pp. 4101–4113. <http://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3095677>
64. Zhang J.A., Wu Y., Abbasi Q.H. Joint beamforming and resource assignment for integrated radar and communication. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2020. 19, 7, pp. 4674–4688. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2303.01771>
65. Zhang J.A., Wu Y., Heath R.W. Enabling joint communication and radar sensing in mobile networks – A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2021. 24, 1, pp. 306–345. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.07559>
66. Liu F., Cui Y., Masouros C. Joint radar and communication in ISAC systems: Fundamental trade-offs and system architectures. *IEEE Wireless Communications*. 2020. 27, 6, pp. 50–57. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2204.06938>
67. Hu S., Wang X., Tang J. Dynamic spectrum and power allocation in multi-user ISAC systems. *IEEE Transactions on Communications*. 2022. 70, 12, pp. 8234–8249. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.07139>
68. Li L., Wang R., Ma Z. Hybrid beamforming-based resource coordination for mmWave ISAC networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2021. 70, 8, pp.

7966–7980. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.04985>

69. Shi Y., Wu Y., Zhou Y., et al. Architectures and algorithms for ISAC with user differentiation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2022. 40, 6, pp. 1748–1766. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3501363>

70. He R., Yuan J., Gao X., et al. Sequential decision and control for integrated sensing and communication. *IEEE Systems Journal*. 2022. 16, 2, pp. 1887–1897. <http://doi.org/10.1109/JSTSP.2021.3117404>

71. Xu J., Zhang X., Liang Y.C. A multi-user ISAC system design for 5G-NR V2X networks. *IEEE Internet of Things Journal*. 2022. 9, 20, pp. 20046–20058. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-331-2>

72. Song B., Li H., Zhou L., et al. ISAC in automotive radar and V2X: System-level architecture and challenges. *IEEE Vehicular Technology Magazine*. 2021. 16, 4, pp. 28–36. <http://doi.org/10.1007/s11432-024-4205-8>

73. Lu Q., Lu Y., Tang W. A scalable architecture for multi-agent ISAC coordination. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2022. 21, 1, pp. 9541–9555. <http://doi.org/10.3390/drones9020153>

74. Tarhini H., Maddah B., Hamzeh F. The traveling salesman puts-on a hard hat – Tower crane scheduling in construction projects. *Eur. J. Oper. Res.* 2021, 292, 327–338. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.10.029>

75. Chong G., Ramiah H., Yin J., Rajendran J., Wong W.R., Mak P.-I., Martin R.P. CMOS cross-coupled differential-drive rectifier in subthreshold operation for ambient RF Energy Harvesting - Model and analysis. *IEEE Trans. Circuits Syst. II Express Briefs* 2019, 66, 1942–1946. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8630669>

76. Zeng Y., Zhang R., Lim T.J. Wireless communications with unmanned aerial vehicles: Opportunities and challenges. *IEEE Communications Magazine*. 2016. 54, 5, pp. 36–42. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2016.7470933>

77. Tarhini H., Maddah B., Hamzeh F. The traveling salesman puts-on a hard hat – Tower crane scheduling in construction projects. *Eur. J. Oper. Res.* 2021, 292, 327–338. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.10.029>

78. Ke X., Shikai G., Hui L., Chenchen L., Rong C., li X., Jiang H. Making Fault

Localization in Online Service Systems More Actionable and Interpretable. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*. 2025. <https://doi.org/10.1145/3714466>

79. Luong N.C., Hoang D.T., Gong S. Applications of deep reinforcement learning in communications and networking: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2019, 21, 4, pp. 3133–3174. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.07862>

80. Wang X., Zhang C., Liu Y. Intelligent resource management for 6G ISAC systems via deep reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*. 2023, 10, 4, pp. 3217–3231. <http://doi.org/10.3390/electronics14061148>

81. Liu F., Cui Y., Zhou L. Deep learning based joint radar and communication system optimization. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2021. 69., pp. 4200–4213. <http://doi.org/10.3390/electronics13081531>

82. Wang P., Liang Y.C., Yu F.R. Deep reinforcement learning for wireless scheduling in multi-user ISAC networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2022, 21, 9, pp. 7596–7609. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.12562>

83. Ye H., Li G.Y., Juang B.H. Deep reinforcement learning-based resource allocation for V2X communications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2019, 68, 4, pp. 3163–3173. <http://doi.org/10.3390/s22051874>

84. Tang X., Liu F., Cui Y. DRL-based dynamic resource allocation for radar-communication coexistence. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2023, 22, 1, pp. 212–225. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.05879>

85. Hu S., Wang X., Tang J. Learning-based radio resource management in ISAC networks with non-stationary traffic. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*. 2023, 9, 1, pp. 397–412. <http://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3506162>

86. He R., Xu H., Gao X. Deep Q-learning for adaptive time-slot allocation in dynamic multi-user ISAC. *IEEE Transactions on Communications*. 2022, 70, 10, pp. 6734–6747. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2939735>

## ДОДАТОК А

(обов'язковий)

### ПРЕЗЕНТАЦІЯ РОБОТИ

Хмельницький національний університет  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

#### Метод проєктування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури

Виконав: студент 2 курсу  
групи КІ2м-23-2 Нікіта ГЕЙДАРОВ  
Керівник: канд.екон.наук, доцент Світлана САЧЕНКО

#### **Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами**

Інтеграція функцій локалізації до сучасних бездротових мереж стала логічним кроком у їхньому еволюційному розвитку. Починаючи з мереж другого покоління (2G), системи зв'язку почали використовувати можливості визначення місцезнаходження пристроїв через аналіз бездротових сигналів. У покоління 5G та наступних технологіях локалізація набула статусу ключового компонента, що забезпечує базу підтримки широкого спектра сервісів, орієнтованих на геолокацію – від систем відстеження в умовах промислового виробництва до навігаційних рішень для інтелектуального транспорту. Основною перевагою технології бездротової локалізації є її здатність досягати високої точності позионування навіть у складних умовах, таких як закриті приміщення або середовища з перешкодами, де вона здатна перевершити точність глобальних супутникових навігаційних систем, забезпечуючи визначення положення з похибкою в межах декількох десятків сантиметрів або навіть менше. Такий рівень точності є критично важливим для новітніх застосувань, зокрема для координації роботи інтелектуальних пристроїв на автоматизованих виробничих підприємствах. Дослідження, представлені у кваліфікаційній роботі, виконувались в рамках студентської наукової роботи Кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем Хмельницького національного університету

#### **ПЕРЕЛІК ПУБЛІКАЦІЙ**

За темою кваліфікаційної роботи прийнято участь та опубліковано тези у III Міжнародній науково-практичній конференції Modern Science, Economy and Digital Innovation Бухарест, Румунія. 7-9 травня 2025 Паюк В.П., Гейдаров Н.І. Моделі спільної локалізації за допомогою 5G MMWAVE (сертифікат), та опубліковано одну наукову статтю в науковому журналі категорії Б Паюк В.П., Гейдаров Н.І. Метод синтезу кіберфізичних систем на основі мультисервісної архітектури// Вісник ХНУ. – № 2. – 2025 (Довідка)

**Метою** кваліфікаційної роботи магістра є вдосконалення проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати існуючі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в кіберфізичних системах;
- розробити модель спільної локалізації;
- здійснити розробку сервіс-орієнтованої архітектури на основі спільного розподілу ресурсів;
- розробити метод синтезу кіберфізичних систем на основі мультисервісної архітектури.

**Об'єктом** дослідження є процес проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури. **Предметом** дослідження є інструментарій проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури.

**Наукова новизна** отриманих результатів:

- розроблено новий метод проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням.

На основі проведених досліджень розроблено метод проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням.

**Практична значимість** отриманих результатів полягає у розробленні методу проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням.

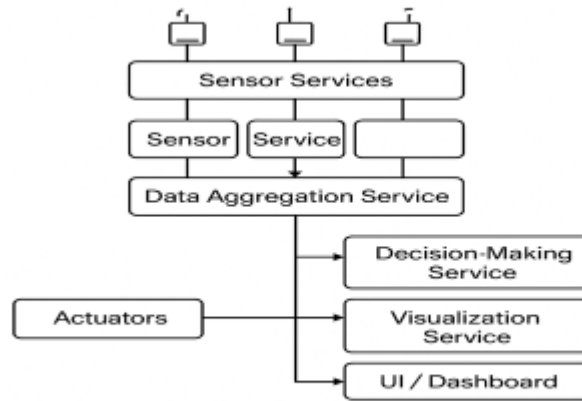
Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи систематизації, оптимізації, теорія комп'ютерних систем.

Попри наявність різноманітних технологій позиціонування, переважно роздільне проектування систем зв'язку й локалізації зумовлює підвищені витрати, знижену ефективність та ускладнення у впровадженні. У відповідь на ці виклики пропонується інтегрована парадигма Інтегрованої локалізації та комунікації, яка належить до напрямку Інтегроване зондування та зв'язок

Цей підхід має дві принципові переваги. По-перше, інтеграція функцій позиціонування в існуючу телекомунікаційну інфраструктуру дозволяє оптимізувати витрати на обладнання та зменшити енергоспоживання. По-друге, уніфікація представлення сигналів для реалізації функцій як локалізації, так і зв'язку, дозволяє знизити ресурсне навантаження на систему та підвищити її пропускну здатність. Інтегрована система локалізації та комунікація забезпечує централізоване управління ресурсами, що виключає необхідність окремої оптимізації для кожної функціональної підсистеми, зменшуючи, таким чином, накладні витрати, пов'язані з преамбулами та сигнальними компонентами.

Спільний розподіл частотно-часових ресурсів (а також інших ступенів свободи, таких як формування променів) є ключовим підходом, що дозволяє мережам інтегрованого зв'язку та локалізації знаходити оптимальний баланс між вимогами високошвидкісного зв'язку та високої точності локалізації. Замість того, щоб користувачам доводилося жертвувати однією послугою заради іншої, спільний розподіл ресурсів дає змогу ефективно використовувати наявні ресурси для одночасного забезпечення високої якості обох послуг. Введення єдиної метрики продуктивності, "Цінності Послуги", забезпечує строгий та кількісно вимірюваний спосіб оцінки та максимізації комбінованої корисності від надання послуг зв'язку та локалізації. Використання метрики VoS дозволяє алгоритмам розподілу ресурсів об'єктивно визначати оптимальний компроміс між швидкістю передачі даних та точністю позиціонування.

Враховуючи формулювання теорії марківських процесів послідовної проблеми розподілу ресурсів, глибоке навчання з підкріпленням забезпечує потужний підхід до вивчення ефективних стратегій розподілу шляхом взаємодії з навколишнім середовищем. На відміну від класичної оптимізації, яка може вимагати нових обчислень для кожної зміни середовища або покладатися на спрощені моделі, може вивчити загальну політику, яка відображає спостережувані стани до хороших дій (підвищення обізнаності про поле бою: Інтегрованої системи зондування та зв'язку з глибоким навчанням з підкріпленням). З часом агент (центральний контролер у нашому випадку) покращує свою політику, отримуючи відгуки (винагороди) на основі результатів своїх рішень



Приклад застосування методу ГН з підкріпленням

### Переваги методу:

- Без навчання: Наприклад, рівномірний розподіл ресурсів (кожному користувачу виділяється фіксований час, радар працює по розкладу з рівними інтервалами) або пріоритетний. Ці алгоритми не адаптивні і не враховують стан середовища.
- Стандартне ГН без графо-нейронної мережі та метанавчання: агент з повноз'язною нейромережею, що бере на вхід простий конкатенований вектор усіх параметрів. Цей агент навчається з нуля на кожному сценарії. Він демонструє, що дає сам по собі ГН. Порівняння покаже, наскільки графо-нейронна мережа і метанавчання покращують результати.
- ГН+ графо-нейронна мережа без метанавчання: щоб ізолювати вплив метанавчання, порівняємо з агентом, що має таку саму архітектуру графо-нейронної мережі, але тренується тільки для конкретного сценарію (тобто без мета-циклу, звичайне навчання). Метрика тут – швидкість адаптації: наприклад, після внесення змін у середовище (додали нових користувачів), наш агент може за кілька тактів відновити високий PdP\_dPd, тоді як стандартний потребуватиме більше епізодів перевчитися

### Висновки:

1. Проаналізовано відомі рішення розподілу ресурсів та їх проблеми в кіберфізичних системах.
2. Визначено проблему розподілу ресурсів КФС - обмежене багатопільове завдання оптимізації.
3. Встановлено, системи що 5G міліметрового діапазону пропонують потужну платформу для одночасної локалізації пристроїв та датчиків навколишнього середовища, завдяки їх великій пропускній здатності та високій кількості антенних решіток, які забезпечують затримку та кутову роздільну здатність.
4. Доведено, що сигнали міліметрового діапазону є квазіоптичними та розрідженими, що містять кілька домінуючих шляхів (відбиття пряме та одностороннє відбиття), які можна оцінити з високою точністю.
5. Обґрунтовано, що алгоритми на основі ГН з підкріпленням можуть динамічно привоюкувати компроміс із визначенням зв'язку, як підтверджено покращеною точністю виявлення та пропускною здатністю мережі

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





INTERNATIONAL SCIENTIFIC UNITY

# CERTIFICATE

of conference participant

it is hereby certified, that

**НІКІТА ІДАЯТОВИЧ ГЕЙДАРОВ**

took part in the 3rd International Scientific and Practical Conference  
«**MODERN SCIENCE, ECONOMY AND DIGITAL INNOVATION**»

May 7-9, 2025, Bucharest, Romania

24 Hours of Participation  
(0.8 ECTS credits)





Viktoriiia Tsiundyk

Head of the  
organizing committee

ISU-25/0507-021

isu-conference.com



**SECTION: COMPUTER ENGINEERING****МОДЕЛІ СПІЛЬНОЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ  
5G MMWAVE****Паюк Вадим Павлович**  
аспірант**Гейдаров Нікіта Ідаятович**  
магістр

Хмельницький національний університет

Унаслідок стрімкої конвергенції бездротової інфраструктури з вертикальними прикладними рішеннями, інтеграція різноманітних функціональних можливостей у наявній бездротові мережі стає ключовим вектором розвитку майбутніх мереж шостого покоління (6G). Така інтеграція є надзвичайно важливою для підтримки широкого спектра IoT-додатків, зокрема автоматизованого виробництва, технологій доповненої реальності (XR), систем інтелектуального транспорту та "розумних" будинків. У зв'язку з цим спостерігається значне поширення різнотипних пристроїв, що висувають суворі вимоги до якості обслуговування в контексті таких функцій, як дистанційне спостереження та автономне управління. Щоб відповідати цим зростаючим запитам і максимально реалізувати потенціал розумних сервісів, майбутні бездротові системи мають забезпечувати не лише надійне з'єднання між пристроями, а й значно розширювати функціональність поза межами класичної парадигми зв'язку. На відміну від мереж 5G, орієнтованих переважно на передачу даних, у 6G-мережах зростатиме значення додаткових можливостей, таких як бездротове позиціонування та зондування, які набудуть ще більшої важливості.

Спільна локалізація та зондування навколишнього середовища за допомогою систем 5G міліметрової хвилі (mmWave) використовує відмінні риси сигналів mmWave для одночасної оцінки точного положення та орієнтації (поза) пристрою (змодельованого як жорстке тіло) та відображення оточуючих відбивачів або перешкод. Цей підхід привернув увагу як частина інтегрованого зондування та зв'язку (ISAC), де комунікаційні сигнали служать подвійним цілям (передача даних та радіолокаційне зондування) (mmWave Одночасна локалізація та картографування з використанням обчислювально ефективного фільтра EK-PHD Request PDF). Сигнали 5G mmWave мають унікальні фізичні властивості, які роблять їх добре придатними для локалізації та зондування високої роздільної здатності. По-перше, mmWave працює на дуже високих частотах (наприклад, 28 ГГц і вище), що дозволяє великі доступні смуги пропускання. Більша пропускна здатність безпосередньо призводить до більш точного дозволу часу, що дозволяє дуже точно вимірювати затримку

поширення (час польоту). На практиці це дає сантиметрову роздільну здатність діапазону, використовуючи вимірювання часу прибуття (ToA) або різниці часу прибуття (TDoA) (Застосування mmWave у 5G - позиціонування та локалізація пристроїв - MINTS - Мережа міліметрових хвиль та зондування для понад 5G). По-друге, коротка довжина хвилі (близько міліметрів) означає, що багато антенних елементів можуть бути упаковані на невелику площу, полегшуючи масивні масиви MIMO.

Ще однією корисною властивістю поширення mmWave є розрідженість каналу. Завдяки високій частоті, об'єкти і структури, як правило, викликають дзеркальні відображення з незначною дифракцією хвиль навколо перешкод (квазідетермінована модель поширення каналів для міського середовища на 28 ГГц – PMC). В результаті, велика частина енергії рухається по декількох домінуючих шляхах, а не по багатьох розсіяних шляхах. У типових середовищах mmWave канал може бути апроксимований невеликою кількістю дискретних багатопробієвих компонентів, часто просто прямим контуром прямої лінії видимості (LoS) (якщо він існує) і жменькою сильних відблисків одного відскоку (квазідетермінована модель поширення каналів для міського середовища на 28 ГГц – PMC). Будь-який додатковий дифузний мультипат має тенденцію щільно групуватися навколо дзеркальних променів під кутом і затримкою і часто набагато слабкіше (In mmWave одночасної локалізації та відображення (SLAM) додатків. Ця розрідженість означає, що приймачі mmWave можуть вирішувати окремі багатопробієві компоненти за умови достатньої роздільної здатності антени та пропускної здатності. Те, що традиційно розглядалося як багатопробієві перешкоди, можна розглядати як окремі корисні вимірювання; іншими словами, розріджений мультипат mmWave можна перетворити «від ворога до друга» (5G SLAM Використання підходу кластеризації та присвоєння з дифузним мультипатом) шляхом вилучення параметрів кожного шляху. Ці характеристики є основними властивостями для спільної локалізації та відображення: багата геометрична інформація, закодована в куті та затримці кожного шляху, може бути використана для виведення як позиції/орієнтації користувача, так і особливостей середовища.

У математичному плані модель вимірювання для кожного шляху може бути сформульована на основі невідомої позиції пристрою та невідомих положень відбивача. Наприклад, припустимо, що базова станція (BS) знаходиться в відомому місці і видає відомий еталонний сигнал. UE (пристрій) має невідому позу 6-DoF (3D-позиція + 3D-орієнтація). Отриманий сигнал на антенній решітці UE (або декількох антен на жорсткому корпусі) буде містити внески від:

- Шлях LoS (якщо безперешкодно), що надходить з деякого напрямку, відповідного підшипнику BS в координатній рамці UE.

Кілька шляхів NLOS, кожен з яких відповідає точці відображення на об'єкті. AoA кожного такого шляху (на UE) пов'язана з напрямком цього відбивача, як видно з UE, а AoD (на BS) пов'язана з напрямком BS на цей

відбивач. Затримка розповсюдження стосується суми відстаней від UE до відбивача плюс відбивач до BS.

Використовуючи модель жорсткого тіла для UE, яка може мати кілька антен або відому геометрію, можна пов'язати AoA/AoD з орієнтацією UE. Наприклад, якщо UE несе антенну решітку, орієнтація (крен, крок, нищпорення) UE буде обертати спостережуваний AoA в системі координат масиву. Таким чином, параметри каналу (кути і затримки) служать входами до задачі геометричного висновування: задано один або більше параметрів шляху  $(\tau_i, \theta_i, \phi_i)$ , визначають позицію і орієнтацію UE, а також 3D-координати рефлекторів, що генерують ці шляхи. Це, по суті, форма одночасної локалізації та картографування (SLAM), яку іноді називають radio-SLAM або channel-SLAM, де поза UE та карта розсіювачів оцінюються разом (5G SLAM використовуючи підхід кластеризації та присвоєння з дифузною багатопрменевою системою)

Проблема полягає в тому, що зв'язок між вимірюваннями каналу і невідомою геометрією дуже нелінійний. Кути зазвичай вимірюються в локальному кадрі UE або локальному кадрі BS, і перетворення їх у обмеження положення включає тригонометричні рівняння. Крім того, якщо обидва положення UE і рефлектора невідомі, проблема невизначена з одного знімка (один має нескінченні рішення, якщо не доступні додаткові припущення або кілька вимірювань). Щоб вирішити проблему, більшість моделей припускають:

- Одна базова станція (якір) з відомою позицією (або декількома якорями у відомих позиціях). Це забезпечує опорну систему координат.

- Середовище складається з кінцевого набору відбивачів, які викликають домінуючі шляхи (часто припускаючи відображення одного відскоку на плоских поверхнях).

- UE або BS має масив, здатний вимірювати AoA або AoD (через променеподібне або спрямоване сканування), а форма сигналу дозволяє вимірювати затримки (через широкосмугову кореляцію або оцінку імпульсної реакції каналу).

У цих моделях кожен шлях надає рівняння, що стосуються невідомих. Наприклад, шлях LoS безпосередньо дає діапазон і підшипник між BS і UE. Шлях відбиття дає суму діапазону і два несучі кути. Об'єднання декількох шляхів може дозволити вирішення для невідомих. По суті, геометрична природа каналу mmWave створює прямий зв'язок між багатопрменевими параметрами та фізичним середовищем (розташування UE відносно BS та відбивачів) (5G SLAM Використання підходу кластеризації та присвоєння з дифузною багатопрменевою системою). Використання цього відношення для оцінки функцій пози та карти є метою спільної локалізації та зондування.

Для розв'язання спільної оцінки пози приладу та особливостей середовища від сигналів mmWave потрібні передові алгоритми. Задачу можна розглядати в два етапи: (1) оцінка параметрів каналу (вилучення AoA, AoD, затримки багатопрменевих компонентів від сигналу) і (2) геометричне виведення (відновлення позицій/орієнтацій з цих параметрів). У літературі було

запропоновано різноманітні алгоритмічні підходи, часто пристосовані до високої розмірності та розрідженості каналу mmWave.

Оцінка каналів на основі розрідженості (стиснене зондування). Враховуючи розріджену природу каналів mmWave, багато робіт формулюють оцінку каналів як проблему відновлення розрідженого сигналу. Методи стисненого зондування (CS) використовуються для оцінки багатопроменевих параметрів шляхом використання розрідженості в області затримки кута (5G SLAM Використання підходу кластеризації та присвоєння з дифузною багатопроменевою). Наприклад, простір безперервної затримки кута може бути дискретизований у дрібну сітку, і для цього вирішується розріджений вектор, що пояснює вимірний канал (наприклад, за допомогою відповідності переслідування або  $\|L - 1\|$  -мінімізації). Одна з останніх схем пропонує двокроковий ієрархічний алгоритм стиснення для отримання інформації про кутову та відстань обох шляхів LoS та одного відскоку (Спільна локалізація та екологічне зондування жорсткого тіла з 5G-міліметровою хвилею MIMO - DOAJ). При ієрархічному підході, грубий пошук може спочатку визначити грубі контейнери кута, а потім уточнений пошук нулів на точних значеннях, зменшуючи складність при збереженні точності (це одна з форм гібридної стратегії грубої до тонкої). Методи стиснення можуть ефективно обробляти вимірювання високої розмірності і мають здатність наближатися до меж теоретичної роздільної здатності, особливо при збільшенні SNR. Однак вони можуть вимагати ретельного проектування (роздільна здатність сітки, регуляризація) і можуть бути чутливими до ефектів поза сіткою (коли справжні кути лежать між точками сітки).

Оцінка параметрів високої роздільної здатності (методи Subspace і ML): інший клас методів обходить gridding за допомогою методів subspace або оцінки максимальної правдоподібності (ML). Класичні алгоритми обробки масивів, такі як MUSIC або ESPRIT, розглядають оцінку AoA/AoD як спектральну проблему оцінки і можуть досягти супер-роздільної здатності (більш тонкої, ніж сітка, визначена розміром масиву або кількістю вибірки). Вони також можуть бути розширені для спільної оцінки затримки (наприклад, через 2D MUSIC при кутовій затримці). Такі алгоритми без пошуку або «пошуку-світла» (наприклад, тензорні підходи до декомпозиції) безпосередньо забезпечують оцінку параметрів шляху, використовуючи алгебраїчні структури (5G SLAM Використання підходу кластеризації та присвоєння з дифузним мультипатом). Підходи ML, з іншого боку, визначають функцію правдоподібності прийнятого сигналу з урахуванням певних параметрів шляху і намагаються знайти набір параметрів, який максимізує його. ML є асимптотично ефективним (досягає межі Крамера-Рао), але включає в себе багатовимірну нелінійну оптимізацію, яка може бути обчислювально складною.

Очікування-максимізація) часто використовуються для наближення до рішення ML шляхом ітеративного уточнення оцінок багатопроменевих

компонентів. Критичним кроком у оцінці каналів для локалізації є правильна прив'язка оцінюваних параметрів до різних шляхів - тобто сполучення AoA з відповідною затримкою та коефіцієнтом підсилення для кожного шляху, оскільки алгоритми можуть незалежно оцінювати набори кутів та затримок (5G SLAM Використання підходу кластеризації та присвоєння з дифузною багатопланкою). Mis-асоціація може призвести до примарних цілей або помилок на наступному етапі локалізації.

Геометричне висновування та оцінка положення/карти: Після вилучення параметрів шляху наступним кроком є виведення пози пристрою та макета середовища. Це по суті рішення геометричної оберненої задачі: задані кути і відстані, знайти позиції, які найкраще їх пояснити. Якщо існує лише шлях LoS, UE може бути розташований за допомогою простої сферичної геометрії (діапазон і підшипник дають положення відносно BS). З кількома шляхами (LoS + NLOS) проблема стає більш складною, але і більш інформативною. Один простий підхід полягає в тому, щоб створити систему рівнянь, засновану на геометричній оптиці: для кожного шляху відбиття, забезпечити відповідність кута до відбивача та відстаней рефлектору в певному місці кандидата та вирішити для невідомих. Це швидко стає нелінійним і може мати кілька можливих рішень (особливо якщо зв'язок даних між шляхами і рефлекторами невідома).

Для цього існує кілька алгоритмічних стратегій, які наведено нижче.

Методи на основі оптимізації – ці методи визначають функцію витрат (наприклад, похибка між передбаченими та вимірними кутами/затримками для всіх шляхів) і намагаються знайти позу UE та позиції відбивача, які мінімізують цю вартість. Враховуючи вельми неконвексний характер проблеми, були використані евристики глобальної оптимізації. Наприклад, було продемонстровано, що підхід оптимізації рою частинок (PSO) надійно відновлює 6-DoF жорстку позу тіла разом з кількома розташуваннями рефлекторів шляхом пошуку простору рішення, керованого частинками (кандидатські рішення) (спільна локалізація та датування навколишнього середовища жорсткого тіла з 5G міліметровою хвилею MIMO - DOAJ). PSO уточнює оцінки, отримані з більш раннього кроку CS, ефективно обробляючи багатоваріантний зв'язок (між позицією UE, орієнтацією UE та координатами рефлектора), з яким борються більш прості методи.

Баєсова фільтрація та алгоритми SLAM – спільна задача локалізації/відображення може бути оформлена в контексті баєсової оцінки стану, особливо якщо пристрій або середовище є динамічним (наприклад, пристрій рухається і поступово відображає область). Можна використовувати розширені фільтри Калмана (EKF) або фільтри частинок, де стан включає позу UE і, можливо, положення відбивачів. Кожне нове вимірювання (кути, затримка від шляху) оновлює переконання стану. Важливою проблемою є проблема асоціації даних: як правило, невідомо, який рефлектор спричинив вимірювання заданого шляху. Недавня робота застосовує алгоритми одночасної локалізації та картографування (SLAM) від робототехніки до радіосигналів.

включаючи методи, засновані на факторних графах та поширенні переконань, які розглядають позиції рефлектора як латентні змінні, що підлягають оцінці. Примітно, що методи з теорії випадкових скінченних множин, такі як фільтр густини гіпотез ймовірності (PHD) та фільтр суміші Пуассона Мульти-Бернуллі (PMBM), були адаптовані до mmWave SLAM (5G SLAM Використовуючи підхід кластеризації та присвоєння з дифузним мультипатом) (5G SLAM використовуючи кластеризацію і підхід призначення з дифузною багатопроменевою). Ці фільтри можуть представляти кілька потенційних орієнтирів і природно обробляти невизначеність асоціації даних, не вимагаючи явного індивідуального призначення вимірювань конкретним рефлекторам на кожному кроці. Наприклад, [e \(mmWave Одночасна локалізація та відображення з використанням обчислювально ефективного фільтра EK-PHD | Запит PDF\)](#) (mmWave Одночасна локалізація та відображення з використанням обчислювально ефективного фільтра EK-PHD | Запит PDF).

Практичний підхід часто полягає в поєднанні методів: використовуйте грубий пошук або фільтрацію, щоб отримати початкове припущення, а потім уточнити з дрібнозернистим пошуком або оптимізацією. Можна почати з припущення LoS і, можливо, одного сильного рефлектора, щоб отримати грубе місце, а потім поступово включати додаткові шляхи. Інший приклад - ієрархічна оцінка (як уже згадувалося, спочатку оцінка кутів, потім дана оцінка кута, оцінка затримок або навпаки), зменшення розмірності пошуку на кожному кроці.

Підсумовуючи, алгоритмічні підходи для спільної локалізації та зондування часто починаються з вилучення особливостей розрідженого каналу (кути, затримки), а потім застосовують геометричне міркування або фільтрування до позицій висновку. Використання алгоритмів на основі розрідженості (наприклад, компресійного зондування) та багатоступеневих (грубої до тонкої) оцінок є загальним для обробки високого виміру та досягнення майже оптимальної точності з можливою складністю (спільна локалізація та екологічне зондування жорсткого тіла з 5G-міліметровою хвилею MIMO - DOAJ).

Тим часом методи баєсового SLAM вирішують проблему з точки зору відстеження, що особливо потужно, коли пристрій може переміщати та накопичувати інформацію з часом, поступово покращуючи як його локалізацію, так і карту відбивачів.

### Список використаних джерел

1. Wymeersch H., Tufvesson F., Marano S., et al. 5G mmWave positioning for vehicular networks. // IEEE Wireless Communications. – 2017. – Т. 24, №6. – С. 80–86.
2. Meissner P., Mutschlechner S., Wymeersch H., et al. Vehicular localization using 5G mmWave systems. // IEEE Access. – 2021. – Т. 9. – С. 107685–107699.

**Довідка:** ВОТТП 8/15/25

**Видання:** Вимірювальна та обчислювальна техніка у технологічних процесах

**Категорія фаховості видання:** фахове видання України, у якому можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора наук, кандидата наук та ступеня доктора філософії, категорії «Б» (наказ МОН № 1643 від 28.12.2019). Напрямок – технічні науки за спеціальностями – 121, 122, 123, 125, 126, 151, 152, 172.

**Назва статті:** МЕТОД СИНТЕЗУ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МУЛЬТИСЕРВІСНОЇ АРХІТЕКТУРИ

**Автори:** Паюк В.П., Гейдаров Н.І. (Хмельницький національний університет)

**Номер, у який включено статтю:** № 2, до друку буде рекомендовано 30 травня 2025 року

08.05.2025

Начальника відділу  
інтелектуальної власності та трансферу технологій



## ДОДАТОК В

### ПРОГРАМНИЙ КОД

```
import numpy as np
import random
import gym
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from collections import deque

# Визначення нейронної мережі
class DQN(nn.Module):
    def __init__(self, state_size, action_size):
        super(DQN, self).__init__()
        self.fc1 = nn.Linear(state_size, 64)
        self.relu = nn.ReLU()
        self.fc2 = nn.Linear(64, 64)
        self.fc3 = nn.Linear(64, action_size)

    def forward(self, x):
        x = self.relu(self.fc1(x))
        x = self.relu(self.fc2(x))
        return self.fc3(x)

# Параметри середовища
state_size = 10 # Розмір вектора стану
action_size = 5 # Кількість можливих дій (наприклад, вибір сенсора для
передачі)
batch_size = 32
gamma = 0.99
```

```

epsilon = 1.0
epsilon_min = 0.01
epsilon_decay = 0.995
learning_rate = 0.001
memory = deque(maxlen=2000)

# Ініціалізація моделі та оптимізатора
device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
model = DQN(state_size, action_size).to(device)
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=learning_rate)
criterion = nn.MSELoss()

# Функція вибору дії
def act(state, epsilon):
    if np.random.rand() <= epsilon:
        return random.randrange(action_size)
    state = torch.FloatTensor(state).unsqueeze(0).to(device)
    with torch.no_grad():
        act_values = model(state)
    return torch.argmax(act_values[0]).item()

# Функція навчання моделі
def replay():
    if len(memory) < batch_size:
        return
    minibatch = random.sample(memory, batch_size)
    for state, action, reward, next_state, done in minibatch:
        state = torch.FloatTensor(state).to(device)
        next_state = torch.FloatTensor(next_state).to(device)
        target = reward

```

```

if not done:
    target += gamma * torch.max(model(next_state)).item()
target_f = model(state)
target_f = target_f.clone()
target_f[action] = target
model.train()
output = model(state)
loss = criterion(output, target_f)
optimizer.zero_grad()
loss.backward()
optimizer.step()

```

# Імітація середовища (замість реального середовища використовується заглушка)

```

for episode in range(1000):
    state = np.random.rand(state_size)
    for time in range(500):
        action = act(state, epsilon)
        next_state = np.random.rand(state_size)
        reward = np.random.rand() # Заглушка для винагороди
        done = time == 499
        memory.append((state, action, reward, next_state, done))
        state = next_state
    if done:
        print(f"Епізод: {episode}/{1000}, крок: {time}")
        break
    replay()
if epsilon > epsilon_min:
    epsilon *= epsilon_decay
end

```

Завідувачу кафедри КПС,  
доктору філософії, доц. Ользі ПАВЛОВІЙ

Нікіти ГЕЙДАРОВА

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-23-2

### 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 свою 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 (Unicheck 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.

25 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, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод проєктування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури

Автор: Нікіта ГЕЙДАРОВ

Спеціальність: 123 – Компютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Світлана САЧЕНКО, к.е.н, доцент

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 укриття 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:


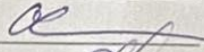
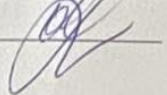
- 1) окремі виявлені збіги є загальноживими фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з 10-40 джерелами на один фрагмент речення;
- 2) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах,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

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає менше 6% і адресується до джерел з інтернету та бібліотеки, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру завдання і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІІС

  
\_\_\_\_\_  
  
\_\_\_\_\_  
  
\_\_\_\_\_

Світлана САЧЕНКО

Олег САВЕНКО

Ольга ПАВЛОВА

## ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

## РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник Гейдаров Н.І.Тема Метод проєктування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектуриСпеціальність Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

## Обсяг дипломної роботи:

Кількість листів креслень 12 ; кількість сторінок записки 99

1. Короткий зміст дипломної роботи та прийнятих рішень У вступі подано об'єкт та предмет дослідження, мету, наукову новизну та практичну цінність роботи, а також характеристику структури роботи. У першому розділі проведено аналіз відомих рішень щодо бездротових кіберфізичних систем на основі сервіс-орієнтованої архітектури. У другому розділі здійснено моделі спільної локалізації за допомогою мереж стільникового зв'язку. У третьому розділі розроблено функцію максимізації послуг шляхом спільного розподілу ресурсів. У четвертому розділі розглянуто ефективність методу синтезу кіберфізичних систем на основі мультисервісної архітектури, проведено експеримент та моделювання схеми оптимізації бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням.
2. Відповідність дипломної роботи завданню Кваліфікаційна робота, яка подана на рецензію, виконана відповідно до завдання, в повному обсязі у встановлений термін
3. Характеристика виконання кожного розділу дипломної роботи, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки та передових методів роботи: На основі проведених досліджень розроблено метод проєктування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури через глибоке навчання з підкріпленням. Практична значимість отриманих результатів полягає у розробленні методу проєктування бездротової КФС згідно сервіс-орієнтованої архітектури.
4. Позитивні сторони За темою кваліфікаційної роботи прийнято участь та опубліковано тези у III Міжнародній науково-практичній конференції Modern Science, Economy and Digital Innovation Бухарест, Румунія, 7-9 травня 2025 Паук В.П., Гейдаров Н.І. Моделі спільної локалізації за допомогою 5G MMWAVE (сертифікат), та опубліковано одну наукову статтю в науковому журналі категорії Б Паук В.П., Гейдаров Н.І. Метод синтезу кіберфізичних систем на основі мультисервісної архітектури
5. Негативні сторони роботи не виявлено

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки Графічне оформлення дипломної роботи відображає зміст основних положень, представлених в окремих розділах пояснювальної записки. Пояснювальна записка оформлена з дотриманням всіх вимог ДСТУ.

7. Відгук про роботу в цілому Кваліфікаційна робота є завершеною кваліфікаційною працею. Структурні елементи кваліфікаційної роботи логічно розкривають тему та поставлені завдання. Дотримані усі вимоги щодо змісту основних розділів. Студентом продемонстровано вміння користуватись різними джерелами інформації. Результати, отримані в кваліфікаційній роботі, обґрунтовані та можуть бути рекомендовані до впровадження у діяльність підприємств.

8. Інші зауваження \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи \_\_\_\_\_

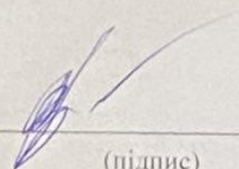
Кваліфікаційна робота Гейдарова Н.І. заслуговує на оцінку «відмінно».

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

Мартинюк Валерій Володимирович

Завідувач кафедри автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки,  
доктор технічних наук, професор

« 5 » 05 202 5 р.

  
(підпис)

## 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: Нікіта ГЕЙДАРОВ

Співавтор:

Назва: Гейдаров\_Метод проектування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс-орієнтованої архітектури

Експерт:

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1:3.9%

Коефіцієнт подібності 2:1.2%

Мікропробіли: 26

Заміна букв: 3

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2025-05-16 06:29:16.0

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:

2025-05-16

Дата

Доцент Андрій Нічепорук

експерт

18.05.2025, 22:19

ГЕЙДАРОВ\_ (1).html

Fri May 16 07:14:42 EEST 2025, Медзатий Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

## Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

The maximum coincidence with one document 1.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 11%

ID: 241238 Title: МКР Метод проєктування бездротової кіберфізичної системи згідно сервіс орієнтованої архітектури Added in a DB: 2025-05-16 Authors: Нікіта ГЕЙДАРОВ Heads: Світлана САЧЕНКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	191744	1206	3339 (2%)	27 (2%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes